



**UNIVERZA V MARIBORU
FAKULTETA ZA ORGANIZACIJSKE VEDE**

Doktorska disertacija

**RAZISKAVA KREDITNEGA TVEGANJA S
POMOČJO NEVRONSKIH MREŽ**

Mentor: **izr. prof. dr. Mičo Mrkaić**
Somentorica: **doc. dr. Andreja Avsec**

Avtorica: **mag. Bernarda Šenk**

Kranj, maj 2008

Kadar si nečesa res želiš, stremi vse stvarstvo k temu, da bi se ti sanje uresničile. (Paolo Coelho)

Zahvala

Življenje nas tako močno preizkuša, da se moramo velikokrat odpovedati sanjam ali pa jih močno prilagoditi okoliščinam. Meni je sreča poklonila nekaj ljudi, ki so mi pomagali sanje obuditi in uresničiti. Zato mi je najlepše opravilo zahvala vsem tistim, ki so mi stali ob strani pri vseh mojih padcih in ponovnih vzponih.

Iskreno se zahvaljujem svojemu mentorju, ki je prvi prepoznal mojo idejo kot dobro. Bil je edini, ki je od začetka in vse do konca verjel, da bo izpod mojih rok nastalo kakovostno delo.

Somentorici iskrena hvala za velikodušno pomoč pri psihometričnem delu ter za zanimive in strokovne usmeritve.

Sodelavcem v Exoterm-it d.o.o. in Exoterm Holdingu d.d. se želim zahvaliti za podatke in omogočanje izvedbe ankete.

Največjo zahvalo sem dolžna Gašperju in Maju, ki sta bila dolgo prikrajšana za mojo pozornost. Hvala obema, ker sta me vedno podprla, ko je bilo to potrebno, in za vse trenutke, ki sta jih kljub temu želela deliti z mano.

POVZETEK

Aktivno upravljanje s tveganji je nujno za vsako podjetje, katerega cilj je dolgoročni obstoj in konkurenčnost na trgu. Ignoriranje kreditnega tveganja oziroma premajhno posvečanje (pozornosti) temu problemu lahko podjetje pripelje v resne težave, še posebno v času recesije. Mehanizem odloga plačila omogoča dobavitelju nadzorovati finančno stabilnost kupca, kar je v primeru prodaj brez odloga plačila onemogočeno. Vsa podjetja se pri prodaji z odlogom plačila srečujejo z zamudami, ki so pri izpolnitvah pogodbenih obveznosti v poslovni praksi pogoste. V pričujočem delu analiziramo tiste informacije, ki podjetjem izboljšajo napovedi o verjetnosti in zamudi poravnavanju računov. Tega problema smo se lotili tako, da smo ocenjevali zamude z različnimi empiričnimi modeli.

V raziskavo smo vključili kazalnike bonitete kupcev in osebnostne lastnosti njihovih odgovornih oseb ter predhodne zamude pri plačilih. Pokazalo se je, da so osebnostne lastnosti zelo pomembne v odnosu kupec – dobavitelj. V tem odnosu medsebojno zaupanje, ki temelji na vestnosti, lahko vodi do povečanega obsega sodelovanja. Raziskava je potrdila, da bodo osebe, ki so bolj vestne, z večjo verjetnostjo vestno izpolnjevale obveznosti. Če ima direktor višje izražen nivo vestnosti in s tem tudi faceto izpolnjevanje obveznosti, bo to podjetje svoje obveznosti plačevalo svojemu dobavitelju z večjo verjetnostjo v dogovorjenem roku plačila. Hkrati s tem pa si bo to podjetje bolj verjetno poskušalo izboljšati boniteto, posledično pa bo imelo lažji in cenejši dostop do finančnih virov pri bankah.

Modelski rezultati kažejo, da sta najboljši napovedovalki zamud prvi dve predhodni zamudi, sledijo oblika podjetja, leto, produktivnost zaposlenega (dodana vrednost in skupni prihodki na zaposlenega), plačilni pogoji (dnevi vezave kratkoročnih poslovnih obveznosti in dnevi odloženega plačila), odprtost za izkušnje in izpolnjevanje obveznosti.

Pri analizi kreditnega tveganja s pomočjo kazalnikov bonitete podjetij in faktorji bonitete je bila najboljša splošna regresijska nevronska mreža (GRNN). Za analizo povezave dimenzij osebnosti in poddimenzij vestnosti z zamudami pa je bila najboljša nevronska mreža z večplastnimi perceptroni (NN z MLP), ki vsebuje eno skrito plast. Ravno tako smo dobili najučinkovitejše ocenjevanje zamud, kjer so vključeni vsi faktorji in predhodne zamude, z linearno nevronska mrežo, s splošno regresijsko nevronska mrežo (GRNN) in nevronska mrežo z večplastnimi perceptroni (NN z MLP). V vseh primerih pa je bila najslabša nevronska mreža z radialno osnovno funkcijo (RBFNN).

Ključne besede:

- kreditno tveganje,
- nevronske mreže,
- boniteta,
- kazalniki,
- osebnost,
- vestnost,
- faktorska analiza,
- zamude.

ABSTRACT

Active risk management is necessary for every company whose goal is long-term existence and competitiveness on the market. Ignoring credit risk or devoting too little attention to this problem can get companies into serious trouble, especially in times of recession. The payment delay mechanism enables a supplier to control customer's financial stability. If all sales were without delay, such control would be impossible. In business practice it is quite common that payments are late. In present work we tried to ascertain which pieces of information helps companies improve their forecasts of the probability of invoice settlement. We examine this problem using different empirical models.

We used creditworthiness indexes, personality properties and previous delays as explanatory variables. Our results show that personality traits are play an important role in the customer-supplier relationship. In this relationship mutual confidence can lead to increased collaboration. Investigation has confirmed that firms employing more conscientious executives are more likely to fulfil their financial obligations. If the chief/financial executive officer has a higher level conscientiousness, his company will more likely pay its debt to its supplier in time. In addition, such companies are more likely to attempt to improve their creditworthiness and in order to reduce the cost of external financing.

Empirical results show that the best predictors of payment delays are: the first and the second lag of prior delays, the legal form of the company, the year, employee productivity (value added per employee and total revenues per employee), payment condition (days payables outstanding – average days' credit and payables deferral period), openness to experiences and dutifulness.

General regression neural network (GRNN) was the best for credit risk analysis with creditworthiness indexes and creditworthiness factors. Neural network with multi layer perceptron (NN with MLP) containing one hidden layer was the best for linking analysis between the personality dimension and the conscientiousness subdimensions. We got the most efficient delay estimation including all factors and prior delays with the linear neural network, general regression neural network (GRNN) and neural network with multi layer perceptron (NN with MLP). Radial basis function neural network (RBFNN) was the worst in all cases.

Key words:

- credit risk,
- nevron networks,
- creditworthiness,
- indexes,
- personality,
- conscientiousness,
- factor analysis,
- delays.

KAZALO

1. UVOD	1
1.1. Opredelitev problema.....	2
1.2. Hipoteze.....	3
2. KREDITNO TVEGANJE	5
2.1. Kredit.....	5
2.2. Opredelitev kreditnega tveganja.....	8
2.3. Klasifikacija kreditnega tveganja.....	8
2.3.1. Komercialna tveganja.....	9
2.3.2. Nekomercialna tveganja.....	10
2.4. Prodaja z odlogom plačila.....	10
2.4.1. Odlog plačila kot pogajalsko orodje za zniževanje informacijske asimetrije in mehanizem nadzora.....	11
2.4.2. Odlog plačila in signaliziranje trgu.....	11
2.4.3. Odlog plačila in kvaliteta proizvoda.....	11
2.4.4. Odlog plačila kot trženjski inštrument za diverzifikacijo proizvoda.....	12
2.4.5. Odlog plačila kot finančni inštrument.....	12
2.4.6. Odlog plačila kot inštrument uravnavanja povpraševanja.....	12
2.4.7. Odlog plačila in specifične naložbe.....	13
2.4.8. Razlike v stopnji obdavčitve pri odlogu plačila.....	13
2.4.9. Transakcijska teorija odloga plačila.....	13
2.5. Vrednost podjetja glede na diskriminacijo kupcev.....	13
2.6. Tveganje zamude plačila ali neplačila.....	14
2.7. Tveganje izgubljene poslovne priložnosti ali oportunitetno tveganje.....	15
2.8. Stroški pri prodaji na odlog plačila.....	16
2.9. Plačilna disciplina.....	16
2.9.1. Napoved plačilne discipline na osnovi sodbe strokovnjakov.....	17
2.9.2. Napoved plačilne discipline na osnovi teoretičnih metod.....	17
2.9.2.1. Model merjenja kreditnega tveganja KMV.....	17
2.9.2.2. Model merjenja kreditnega tveganja RiscCalc.....	18
2.9.2.3. Model merjenja kreditnega tveganja Credit Risk Plus.....	18
2.9.3. Napoved plačilne discipline na osnovi statističnih modelov.....	19
2.10. Boniteta.....	21
2.10.1. Vrednotenje bonitete.....	21
3. GOSPODARSKI SUBJEKTI	23
3.1. Razvrstitev družb glede na velikost.....	24
3.2. Opredelitev problematičnosti podjetij.....	25
3.3. Osnovni znaki krize podjetja.....	26
3.4. Delniška družba.....	27
3.5. Družba z omejeno odgovornostjo.....	27
3.6. Samostojni podjetnik.....	27
4. OSEBNOST	29
4.1. Osebnost in okoliščine.....	29
4.2. Problem ocenjevanja in samoocenjevanja osebnostnih lastnosti.....	30
4.3. Raziskovanje osebnosti.....	30
4.4. Razvoj modela Velikih pet.....	31
4.5. Dimenzije modela Velikih pet.....	31
4.5.1. Ekstravertnost.....	32
4.5.2. Sprejemljivost.....	33
4.5.3. Nevroticizem.....	33
4.5.4. Odprtost za izkušnje.....	34
4.5.5. Vestnost.....	34
4.5.6. Nižjenivojski faktorji vestnosti.....	35
4.5.6.1. Kompetentnost.....	35
4.5.6.2. Redoljubnost.....	36
4.5.6.3. Izpolnjevanje obveznosti.....	36
4.5.6.4. Potreba po dosežkih.....	37
4.5.6.5. Samodiscipliniranost.....	37
4.5.6.6. Preudarnost.....	38
4.6. Uporaba Velikih pet v psihologiji dela.....	38
5. NEVRONSKE MREŽE	43
5.1. Biološki nevron.....	43
5.2. Umetne nevrnske mreže.....	45
5.3. Razvrščanje v razrede.....	46

5.3.1.	Metoda najbližjega soseda.....	46
5.3.2.	Metoda k-najbližjih sosedov.....	46
5.3.3.	Algoritem k-povprečij.....	46
5.3.3.1.	Metoda izotropije.....	47
5.4.	Metoda podvzorčenja.....	49
5.5.	Metode nadzorovanega učenja nevronske mreže.....	49
5.5.1.	Algoritem vzvratnega širjena napake.....	50
5.5.2.	Stopenjsko spuščajoč algoritem gradienta.....	53
5.5.3.	Algoritem konjugiranega gradienta.....	53
5.5.4.	Algoritem kvazi Newton.....	54
5.5.5.	Algoritem Levenberg-Marquardt.....	54
5.5.6.	Algoritem hitrega širjenja.....	55
5.5.7.	Algoritem Delta-Bar-Delta.....	55
5.5.8.	Psevdo-inverzni algoritem prilagajanja uteži v izhodni plasti.....	56
5.5.9.	Enostopenjski sekajoč algoritem.....	57
5.6.	Kriteriji za merjenje uspešnosti učenja.....	57
5.6.1.	Prilagajanje modela.....	58
5.6.2.	Splošnost modela.....	58
5.6.3.	Križno preverjanje (cross-validation).....	59
5.6.4.	Preizkus na testnih podatkih.....	59
5.7.	Različni tipi nevronskih mrež.....	59
5.7.1.	Linearna nevronska mreža.....	59
5.7.2.	Nevronska mreža z večplastnimi perceptroni (NN z MLP).....	60
5.7.3.	Nevronska mreža z radialno osnovno funkcijo (RBFNN).....	61
5.7.4.	Splošna regresijska nevronska mreža (GRNN).....	62
6.	METODA.....	65
6.1.	Opis podatkov.....	65
6.2.	Bonitetne informacije kupcev analiziranega podjetja.....	71
6.3.	Zbiranje podatkov med kupci analiziranega podjetja.....	71
6.3.1.	Vzorec.....	71
6.3.2.	Merski instrumenti.....	72
6.3.2.1.	Vprašalnik petih velikih faktorjev BFI – The Big Five Inventory.....	72
6.3.2.2.	Vprašalnik osebnosti IPIP-NEO 300 (International Personality Item Pool).....	72
6.3.3.	Postopek.....	73
7.	REZULTATI.....	75
7.1.	Model ocenjevanja zamud s kazalniki bonitete.....	75
7.1.1.	Model ocenjevanja zamud, kjer so upoštevani samo kazalniki bonitete podjetja.....	76
7.1.2.	Model ocenjevanja zamud s kazalniki bonitete, obliko podjetja in odgovarjajočim letom.....	78
7.2.	Faktorji bonitete.....	80
7.2.1.	Faktorska analiza kazalnikov bonitete.....	81
7.2.2.	Povezanost zamud s faktorji bonitete.....	88
7.2.3.	Model ocenjevanja zamud s faktorji bonitete.....	89
7.3.	Osebnostne lastnosti in poddimenzije vestnosti.....	91
7.3.1.	Osnovne statistike in notranja zanesljivost.....	91
7.3.2.	Povezanost med zamudami, dimenzijami osebnosti in poddimenzijami vestnosti.....	93
7.3.3.	Nevronske mreže.....	96
7.3.3.1.	Model ocenjevanja zamud z dimenzijami osebnosti, poddimenzijami vestnosti, obliko in velikostjo podjetja ter delovnim mestom, ki ga zaseda anketirana oseba.....	96
7.3.4.	Povezanost zamud s postavkami iz vprašalnikov.....	98
7.3.5.	Model ocenjevanja zamud s postavkami iz vprašalnikov BFI in IPIP.....	100
7.4.	Modeli ocenjevanja zamud s postavkami iz vprašalnikov BFI in IPIP ter kazalniki bonitete podjetja.....	100
7.4.1.	Model ocenjevanja zamud, kjer so vključene vse postavke in boniteta podjetja.....	100
7.4.2.	Modeli ocenjevanja zamud s postavkami (osebnost in vestnost), boniteto podjetja in predhodnimi zamudami.....	103
7.5.	Modeliranje ocenjevanja zamud z vsemi faktorji.....	105
7.5.1.	Model ocenjevanja zamud, kjer niso upoštevane predhodne zamude.....	106
7.5.2.	Model ocenjevanja zamud, kjer je upoštevana prva predhodna zamuda.....	108
7.5.3.	Model ocenjevanja zamud, kjer sta upoštevani prvi dve predhodni zamudi.....	110
7.5.4.	Model ocenjevanja zamud, kjer so upoštevane prve tri predhodne zamude.....	112
8.	ZAKLJUČEK.....	115
9.	SKLEP IN PRISPEVEK K ZNANOSTI.....	125
10.	LITERATURA.....	127
11.	PRILOGA.....	139

KAZALO TABEL

Tabela 1:	Primerjava stopnje zadolženosti podjetij v Sloveniji s podjetij iz nekaterih držav ES na dan 31.12.2002	7
Tabela 2:	Pravne osebe z dospelimi obveznostmi po dnevih za januar, februar in marec v letu 2008	7
Tabela 3:	Najpogostejše oblike družb	23
Tabela 4:	Prednosti in pomanjkljivosti kapitalskih in osebnih družb	23
Tabela 5:	Prednosti in slabosti družbe z neomejeno odgovornostjo (d.n.o.)	23
Tabela 6:	Prednosti in pomanjkljivosti delniške družbe in družbe z omejeno odgovornostjo	24
Tabela 7:	Razmejitev podjetij na mala, srednje velika in velika po ZGD-1	24
Tabela 8:	Razmejitev podjetij na mikro, mala in srednje velika v EU	25
Tabela 9:	Stečaji v vzhodni Evropi	25
Tabela 10:	Stečaji v zahodni Evropi	26
Tabela 11:	Promet domačih in tujih kupcev	65
Tabela 12:	Delež prometa kupcev po državah in letih	66
Tabela 13:	Povprečni dogovorjeni roki plačil in standardni odklon po državah in letih	66
Tabela 14:	Povprečne zamude in varianca zamud po državah in letih	67
Tabela 15:	Delež vrednosti plačil v odstotkih v odvisnosti od zamud po letih	68
Tabela 16:	Delež dogovorjenih rokov plačil po letih	69
Tabela 17:	Delež števila zamud po letih	70
Tabela 18:	Pomen Pearsonovega korelacijskega koeficienta	75
Tabela 19:	Povzetek statistik modela ocenjevanja zamud med posameznimi tipi nevronske mreže in linearno večkratno regresijo (metoda enter) z vključenimi vsemi neodvisnimi spremenljivkami	76
Tabela 20:	Povzetek statistik modela ocenjevanja zamud med posameznimi tipi nevronske mreže in linearno večkratno regresijo (metoda stepwise) z izbiranjem pomembnih neodvisnih spremenljivk	77
Tabela 21:	Statistično pomembni kazalniki bonitete podjetij pri ocenjevanju zamud z linearno večkratno regresijo (metoda stepwise)	77
Tabela 22:	Povzetek statistik modela ocenjevanja zamud med posameznimi tipi nevronske mreže in linearno večkratno regresijo (metoda enter) z vključenimi vsemi neodvisnimi spremenljivkami	79
Tabela 23:	Povzetek statistik modela ocenjevanja zamud med posameznimi tipi nevronske mreže in linearno večkratno regresijo (metoda stepwise) z izbiranjem pomembnih neodvisnih spremenljivk	79
Tabela 24:	Statistično pomembni kazalniki bonitete podjetij pri ocenjevanju zamud z linearno večkratno regresijo (metoda stepwise)	80
Tabela 25:	Lastne vrednosti izločenih faktorjev v prvi faktorjski analizi in z njimi pojasnjena varianca	82
Tabela 26:	Matrika komponent, dobljena po Varimax rotaciji s Kaiserjevo normalizacijo (ekstrahirana z metodo glavnih komponent) – prva faktorjska analiza	82
Tabela 27:	Nasičenja posameznih kazalnikov bonitete z devetimi faktorji po Varimax rotaciji (prva faktorjska analiza)	83
Tabela 28:	Lastne vrednosti izločenih faktorjev pri drugi faktorjski analizi in z njimi pojasnjena varianca	84
Tabela 29:	Matrika komponent, dobljena po Varimax rotaciji s Kaiserjevo normalizacijo (ekstrahirana z metodo glavnih komponent) – druga faktorjska analiza	85
Tabela 30:	Sestava faktorja bonitete 1 – bilanca in faktorja bonitete 2 – poslovni izid	85
Tabela 31:	Lastne vrednosti izločenih faktorjev pri tretji faktorjski analizi in z njimi pojasnjena varianca	86
Tabela 32:	Matrika komponent, dobljena po Varimax rotaciji s Kaiserjevo normalizacijo (ekstrahirana z metodo glavnih komponent) – tretja faktorjska analiza	87
Tabela 33:	Sestava faktorja bonitete 3 – gospodarnost in faktorja bonitete 4 – dobičkovnost	87
Tabela 34:	Lastne vrednosti izločenih faktorjev pri četrti faktorjski analizi in z njimi pojasnjena varianca	87
Tabela 35:	Matrika komponent, dobljena po Varimax rotaciji s Kaiserjevo normalizacijo (ekstrahirana z metodo glavnih komponent) – četrta faktorjska analiza	87
Tabela 36:	Sestava faktorja bonitete 5 – financiranje in faktorja bonitete 6 – likvidnost	88
Tabela 37:	Sestava in nasičenja kazalnikov v faktorju bonitete 7, pridobljenega z Varimax rotacijo s Kaiserjevo normalizacijo (ekstrahirano z metodo glavnih komponent) v prvi faktorjski analizi	88
Tabela 38:	Korelacije med zamudami in posameznimi faktorji bonitete	89
Tabela 39:	Ocenjevanje zamud z linearno večkratno regresijo	89
Tabela 40:	Povzetek statistik modela ocenjevanja zamud med posameznimi tipi nevronske mreže in linearno večkratno regresijo (metoda enter) z vsemi neodvisnimi spremenljivkami	90
Tabela 41:	Povzetek statistik modela ocenjevanja zamud med posameznimi tipi nevronske mreže in linearno večkratno regresijo (metoda stepwise) z izbiro neodvisnih spremenljivk	90
Tabela 42:	Zaporedje statistične pomembnosti faktorjev bonitete, oblike podjetja in odgovarjajočega leta	91
Tabela 43:	Notranje zanesljivosti (Cronbach-ova alfa – α) pri dimenzijah osebnosti in poddimenzijah vestnosti	92
Tabela 44:	Povprečje, standardni odklon, notranje zanesljivosti (Cronbach-ova alfa – α) in stopnja pomembnosti pri dimenzijah osebnosti in poddimenzijah vestnosti	92
Tabela 45:	Pearsonovi koeficienti korelacije med faktorji osebnosti (vprašalnik BFI) in faktorji vestnosti (vprašalnik IPIP)	93

Tabela 46:	Korelacije zamud z dimenzijami osebnosti in poddimenzijami vestnosti glede na delovno mesto, ki ga zaseda anketirana oseba.....	94
Tabela 47:	Korelacije zamud z dimenzijami osebnosti in poddimenzijami vestnosti glede na obliko in velikost podjetja.....	95
Tabela 48:	Korelacije zamud z dimenzijami osebnosti in poddimenzijami vestnosti glede na spol.....	95
Tabela 49:	Povzetek statistik med posameznimi tipi nevronske mreže in linearno večkratno regresijo (metoda enter) pri modelu ocenjevanja korelacij med zamudami in dimenzijami osebnosti ter poddimenzijami vestnosti ter obliko in velikostjo podjetja in delovnim mestom, ki ga zaseda anketirana oseba.....	97
Tabela 50:	Povzetek statistik med posameznimi tipi nevronske mreže in linearno večkratno regresijo (metoda stepwise) pri modelu ocenjevanja korelacij med zamudami, dimenzijami osebnosti, poddimenzijami vestnosti, obliko in velikostjo podjetja ter delovnim mestom, ki ga zaseda anketirana oseba, z izbiranjem pomembnih neodvisnih spremenljivk.....	97
Tabela 51:	Zaporedje statistične pomembnosti dimenzij osebnosti, poddimenzij vestnosti, oblike in velikosti podjetja ter delovnega mesta, ki ga zaseda anketirana oseba, pri različnih tipih nevronske mreže, kjer so bile dosežene največje korelacije.....	98
Tabela 52:	Statistično pomembne neodvisne spremenljivke, ki napovedujejo zamude, pri ocenjevanju z linearno večkratno regresijo (metoda stepwise).....	98
Tabela 53:	Statistično pomembne postavke, ki vplivajo na zamude.....	99
Tabela 54:	Statistično pomembne postavke, ki vplivajo na zamude iz vprašalnikov BFI in IPIP.....	100
Tabela 55:	Povzetek statistik pri modelu ocenjevanja zamud z različnimi tipi nevronske mreže in linearno večkratno regresijo (metoda enter), ko sodelujejo vse neodvisne spremenljivke.....	101
Tabela 56:	Povzetek statistik pri modelu ocenjevanja zamud z različnimi tipi nevronske mreže in linearno večkratno regresijo (metoda stepwise) z izbiranjem pomembnih neodvisnih spremenljivk.....	101
Tabela 57:	Statistično pomembne neodvisne spremenljivke, ki napovedujejo zamude, pri ocenjevanju z linearno večkratno regresijo (metoda stepwise).....	101
Tabela 58:	Povzetek statistik pri modelih ocenjevanja zamud z linearno večkratno regresijo (metoda enter) z vsemi vključenimi neodvisnimi spremenljivkami.....	103
Tabela 59:	Povzetek statistik pri modelih ocenjevanja zamud z linearno večkratno regresijo (metoda stepwise), ki izbira pomembne neodvisne spremenljivke.....	104
Tabela 60:	Statistično pomembne neodvisne spremenljivke, ki napovedujejo zamude, pri modelu ocenjevanja zamud z linearno večkratno regresijo (metoda stepwise), kjer sodeluje prva predhodna zamuda.....	104
Tabela 61:	Statistično pomembne neodvisne spremenljivke, ki napovedujejo zamude, pri modelu ocenjevanja z linearno večkratno regresijo (metoda stepwise), kjer sodelujeta prvi dve predhodni zamudi.....	104
Tabela 62:	Statistično pomembne neodvisne spremenljivke, ki napovedujejo zamude, pri modelu ocenjevanja z linearno večkratno regresijo (metoda stepwise), kjer sodelujejo prve tri predhodne zamude.....	105
Tabela 63:	Povzetek statistik pri modelih ocenjevanja zamud z linearno večkratno regresijo (metoda enter) z vsemi vključenimi faktorji, obliko podjetja in odgovarjajočim letom.....	106
Tabela 64:	Povzetek statistik pri modelih ocenjevanja zamud z linearno večkratno regresijo (metoda enter) z vsemi kazalniki bonitete, postavkami (vprašalnik BFI za osebnost in vprašalnik IPIP za vestnost), obliko podjetja in odgovarjajočim letom.....	106
Tabela 65:	Povzetek statistik med posameznimi tipi nevronske mreže in linearno večkratno regresijo (metoda enter) pri modelu ocenjevanja korelacij med zamudami in vsemi faktorji, obliko podjetja in odgovarjajočim letom.....	106
Tabela 66:	Povzetek statistik med posameznimi tipi nevronske mreže in linearno večkratno regresijo (metoda stepwise) pri modelu ocenjevanja korelacij med zamudami in vsemi faktorji, obliko podjetja in odgovarjajočim letom z izbiranjem neodvisnih spremenljivk.....	107
Tabela 67:	Zaporedje statistične pomembnosti neodvisnih spremenljivk pri ocenjevanjih zamud z različnimi tipi nevronske mreže.....	107
Tabela 68:	Razvrstitev statistično pomembnih neodvisnih spremenljivk pri ocenjevanju zamud z linearno večkratno regresijo (metoda stepwise).....	108
Tabela 69:	Povzetek statistik med posameznimi tipi nevronske mreže in linearno večkratno regresijo (metoda enter) v modelu ocenjevanja korelacij med zamudami in vsemi faktorji, obliko podjetja, odgovarjajočim letom in prvo predhodno zamudo.....	109
Tabela 70:	Povzetek statistik med posameznimi tipi nevronske mreže in linearno večkratno regresijo (metoda stepwise) v modelu ocenjevanja korelacij med zamudami in vsemi faktorji, obliko podjetja, odgovarjajočim letom in prvo predhodno zamudo z izbiranjem neodvisnih spremenljivk.....	109
Tabela 71:	Zaporedje pomembnosti neodvisnih spremenljivk pri ocenjevanjih z različnimi tipi nevronske mreže.....	110
Tabela 72:	Razvrstitev statistično pomembnih neodvisnih spremenljivk pri ocenjevanju zamud z linearno večkratno regresijo (metoda stepwise).....	110
Tabela 73:	Povzetek statistik med posameznimi tipi nevronske mreže in linearno večkratno regresijo (metoda enter) v modelu ocenjevanja korelacij med zamudami in vsemi faktorji, obliko podjetja, odgovarjajočim letom in prvima dvema predhodnima zamudama.....	110
Tabela 74:	Povzetek statistik med posameznimi tipi nevronske mreže in linearno večkratno regresijo (metoda stepwise) v modelu ocenjevanja korelacij med zamudami in vsemi faktorji, obliko podjetja,	

odgovarjajočim letom in prvima dvema predhodnima zamudama z izbiranjem neodvisnih spremenljivk	111
Tabela 75: Zaporedje pomembnosti neodvisnih spremenljivk pri ocenjevanjih z različnimi tipi nevronske mreže	111
Tabela 76: Razvrstitev statistično pomembnih neodvisnih spremenljivk pri ocenjevanju zamud z linearno večkratno regresijo (metoda stepwise).....	112
Tabela 77: Povzetek statistik med posameznimi tipi nevronske mreže in linearno večkratno regresijo (metoda enter) v modelu ocenjevanja korelacij med zamudami in vsemi faktorji, obliko podjetja, odgovarjajočim letom in prvimi tremi predhodnimi zamudami	112
Tabela 78: Povzetek statistik med posameznimi tipi nevronske mreže in linearno večkratno regresijo (metoda stepwise) v modelu ocenjevanja korelacij med zamudami in vsemi faktorji, obliko podjetja, odgovarjajočim letom in prvimi tremi predhodnimi zamudami z izbiranjem neodvisnih spremenljivk.	113
Tabela 79: Zaporedje pomembnosti neodvisnih spremenljivk pri ocenjevanjih z različnimi tipi nevronske mreže	113
Tabela 80: Razvrstitev statistično pomembnih neodvisnih spremenljivk pri ocenjevanju zamud z linearno večkratno regresijo (metoda stepwise).....	114
Tabela 81: Vprašalnik za bodočega kupca	120

KAZALO SLIK

Slika 1: Del možganske skorje, ki obdeluje slišne signale	43
Slika 2: Shematski prikaz živčne celice – nevrona.....	44
Slika 3: Shematski prikaz sinapse	44
Slika 4: Pogled z vrha opisuje arhitekturna študija, ki temelji na štiristrani mreži s prednjimi navpičnimi ravninami, ki ločujejo mrežo izotropnih osnovnih krivulj na minimalno površino izotropne geometrije.	47
Slika 5: Iskanje absolutnega minimuma funkcije napake.....	51
Slika 6: Delovanje preklopne funkcije X-OR.....	52
Slika 7: Sigmoidna funkcija	60
Slika 8: Graf prometa kupcev po državah in letih	65
Slika 9: Graf povprečnih zamud po državah in letih	67
Slika 10: Graf deleža vrednosti plačil v odvisnosti od zamud po letih.....	68
Slika 11: Graf povprečnih dogovorjenih rokov plačil in povprečnih zamud po letih.....	69
Slika 12: Delež dogovorjenih rokov plačil po letih	69
Slika 13: Delež števila zamud po letih	70
Slika 14: Lastne vrednosti izločenih komponent pri prvi faktorski analizi vseh 81 kazalnikov bonitete	82
Slika 15: Lastne vrednosti izločenih komponent pri drugi faktorski analizi prvega faktorja iz prve faktorske analize, ki vsebuje 41 kazalnikov bonitete podjetij	85
Slika 16: Lastne vrednosti izločenih komponent pri tretji faktorski analizi drugega ekstrahiranega faktorja iz prve faktorske analize, ki vsebuje 7 kazalnikov bonitete podjetij	86
Slika 17: Lastne vrednosti izločenih komponent pri četrti faktorski analizi (dela) drugega in petega ekstrahiranega faktorja iz prve faktorske analize, ki vsebuje 5 kazalnikov bonitete podjetij	87

1. UVOD

Najtežje je premagati svoje lastne miselne ovire.

Obvladovanje tveganj je postalo eno od ključnih dejavnikov uspešnosti v sodobnem poslovanju in organizaciji ter eden izmed glavnih pogojev za ohranjanje konkurenčne sposobnosti podjetja. V tržnem gospodarstvu so podjetja prepuščena sama sebi. Sama so odgovorna za svoje poslovanje. Posledice napačnih odločitev morajo nositi sama. Tržno gospodarstvo pomeni individualizacijo tveganja in individualno prevzemanje odgovornosti za uresničitev ali neuresničitev poslovnih načrtov. Zato morajo biti poslovni subjekti pazljivi pri vzpostavljanju poslovnih stikov z bodočimi poslovnimi partnerji, še posebej s tistimi, s katerimi še nimajo izkušenj. Razen tega pa morajo zaradi dinamičnosti sprememb poizvedovati tudi po informacijah o že obstoječih poslovnih partnerjih.

Plačilna disciplina slovenskih podjetij se v zadnjih letih izboljšuje, zaradi manjšanja kreditnega tveganja in lažje dostopnosti dolgoročnega kapitala (Mrkaić, 2001, 2002), kljub temu pa slovenska podjetja v evropskem merilu v povprečju sodijo med slabše plačnike (Prašnikar, Pahor in Cirman, 2002). Pričakovati je, da se bo plačilna disciplina slovenskih podjetij v prihodnosti izboljšala zaradi ugodnejših notranjih in zunanjih dejavnikov. Zunanji dejavniki so stabilnost gospodarskih razmer in ciljnih prodajnih trgov, zakonodaja, sodni sistem, itd. Najpomembnejša notranja dejavnika sta sposobnost upravljanja s terjatvami in postavitev učinkovite prodajne politike. Kljub temu so slovenska podjetja še vedno izpostavljena plačilni nedisciplini in kreditnemu tveganju, ki je njena posledica.

Poglavitni vzrok plačilne nediscipline in posledično kreditnega tveganja je prodaja z odlogom plačila. Prodaja z odlogom plačila je prodaja blaga in storitev, ki jih kupec v trenutku prenosa nanj še ne plača (Slovenski računovodski standardi 2002)¹. Teoretičnih razlogov, ki opravičujejo prodajo z odlogom plačila, je več. Skupni imenovalec vseh je, da obvladovana prodaja z odlogom plačila povečuje vrednost podjetja. Možnosti za obvladovanje prodaje z odlogom plačila sta dve, in sicer zavarovanje in upravljanje prodaje z odlogom plačila.

Z zavarovanjem prodaje z odlogom plačila prodajalec ni več izpostavljen kreditnemu tveganju. Slabost zavarovanja so visoki stroški, ki bremenijo podjetje. Upravljanje prodaje z odlogom plačila zahteva ustrezne politike prodaje z odlogom plačila, ki zajema tudi orodja za napovedovanje plačilne discipline kupca. Najbolj razširjena orodja so bonitetni modeli.

Boniteta podjetja skuša razložiti poslovne odnose in zaupanje v določeno podjetje. Slovenska podjetja so se šele začela zavedati pomena bonitet. Zato ponudniki bonitet med seboj (tako rekoč) ne tekmujejo, zlasti ne s ceno. V medicini in v poslovnem svetu velja načelo bolje preprečiti kot zdraviti. Tako preventivno moč ima v poslovnem svetu bonitetna dejavnost. Vse več dobrih podjetij se odloča, da na svojih spletnih straneh objavijo čim več podatkov o svojem podjetju. Med temi podatki najdemo tudi poslovna poročila, ki vsebujejo bilanco stanja, poslovni izid in pa finančne tokove.

Z nekaj denarja, ki ga bomo odšteli za boniteto, lahko prihranimo na tisoče evrov, ki bi jih izgubili, če bi sklenili posel z družbo, ki se duši v dolgovih ali pa nima jasno opredeljene vizije o prihodnosti. Morda je celo bolj dragocena tista boniteta, ki vsebuje le en stavek: podjetje, za katero ste naročili boniteto, ne obstaja. In če si dovolimo nekaj cinizma: če ne naročimo bonitete o poslovnem partnerju pred sklenitvijo posla, se nam lahko zgodi, da bomo morali naročiti drugo storitev, s katero se tudi ukvarjajo bonitetne hiše – izterjavo dolgov. Ta nas bo stala veliko več časa in denarja.

Poznavanje bonitete obstoječih in potencialnih poslovnih partnerjev ter tudi bonitete lastnega podjetja je eden izmed temeljnih pogojev kakovostnega poslovnega odločanja. Zlasti dragocena so dolgoročna poslovna razmerja; prav zanje pa je nevarnost zmot v presojanju perspektivnosti povezave lahko najusodnejša. Seznanjenost z boniteto podjetja zmanjšuje tveganje za napačne odločitve, ki lahko podjetje oškodujejo ali celo ogrožajo, utegnejo ga tudi odvrniti od perspektivnih naložb in drugih poslovnih potez. Vedno bolj prihaja do izraza pomen bonitete za uresničevanje strategij in doseganje dolgoročnih ciljev podjetja. Tudi v tem kontekstu je poleg bonitete poslovnih partnerjev enako pomemben lasten bonitetni položaj.

Vsa podjetja se pri prodaji z odlogom plačila srečujejo z zamudami, ki so pri izpolnitvah pogodbenih obveznosti v poslovni praksi žal prej pravilo kot izjema. Do zamud pri plačilih, ki so pri določenem poslovanju običajne ali pa gredo celo prek običajnih okvirov, ne prihaja samo zato, ker bi kupci zadrževali izpolnitve svojih obveznosti zaradi denimo morebitnih tečajnih dobičkov ali donosov na plasirana sredstva, pač pa predvsem zaradi

¹ SRS (2001, str. 59) opredeljujejo prodajo z odlogom plačila s terminoma prodaja na up ali prodaja na kredit.

likvidnostnih težav, ki so lahko trenutne ali pa tudi trajnejše narave, in tako na svoj način najavljajo tudi stečaje podjetij. Nelikvidnost podjetij in gospodarstva pa mnogokrat sproža t.i. učinek domin, ki prizadene številne gospodarske partnerje, doma in v tujini. Zamude pri plačilih so za marsikaterga dobavitelja celo večji problem kot prodaja na odloženo plačilo trajno nesolventnim kupcem (Jus, 2004).

V dosedanji literaturi nismo zasledili, da bi kdo raziskoval plačila kupcev ali njihove zamude v odvisnosti od osebnostnih potez ali še prav posebej od osebnostne poteze ali lastnosti – vestnosti. Menimo, da je odločilno pri plačilih kupcem, kakšna je oseba, ki kroji plačilno politiko podjetja. Če se ta oseba odloči, da bo vse račune poravnala v roku plačila in si na drug cenejši način priskrbelo razliko potrebnih denarnih sredstev, močno izboljša boniteto svojega podjetja tako pri bankah kot pri drugih finančnih inštitucijah, ki ga stalno ocenjujejo. Kaj pa je tisto, kar vpliva na takšno odločitev osebe, ki kroji plačilno politiko? Na to odločitev vplivajo tako osebnostne lastnosti – poteze kot finančne koristi. Osebnostne poteze določajo posameznika. Ena izmed teh potez je vestnost. Vestni ljudje so bolj redoljubni, skrbni, zanesljivi, bolj izpolnjujejo obveznosti in so bolj orientirani za dosežke (Barrick in Mount, 1991). To pomeni, da bodo po vsej verjetnosti bolj skrbeli tudi za svoje dobavitelje, zaposlene in celoten vtis podjetja na javnost. Posledica tega pa je tudi boljša boniteta podjetja. Najmanjše kratkoročnih kreditov pri bankah je strošek, ki je nižji pri podjetju z zelo dobro boniteto. Podjetja s slabo boniteto plačujejo višje obresti ali pa celo ne morejo pridobiti kredita, ker so tako močno rizična. Zato uporabljajo dobavitelje kot inštitucije, ki jim dajejo kratkoročne kredite, ker jim izstavljene račune z odlogom plačila plačujejo z zamudo. Dobavitelji (pa) morajo biti sposobni prepoznavati kupce, v katero kategorijo sodijo, zato da že vnaprej zaračunavajo zadosti visoko maržo pri svojih izdelkih in si na ta način zagotovijo končni finančni rezultat – dobiček. Tako dobavitelji svojim kupcem, ki si ne morejo privoščiti pravočasnih plačil in zaradi tega zamujajo, zaračunajo v ceno izdelka višjo maržo, ki vključuje kratkoročno financiranje kupca. Ta marža je vedno večja od obresti, ki jih ponujajo banke svojim komitentom pri odobravanju kratkoročnih posojil.

1.1. Opredeleitev problema

Aktivno upravljanje tveganj je nujno za vsako podjetje, katerega cilj je dolgoročni obstoj in konkurenčnost na trgu. Ignoriranje kreditnega tveganja oziroma premajhno posvečanje pozornosti temu problemu lahko podjetje pripelje v resne težave, še posebno v času recesije. Če gospodarstvo zaide v recesijo, potem je večina denarnih tokov posameznih podjetij nizka. In obratno, med gospodarskim razmahom je večina denarnih tokov visoka. Pri tem so nekatere panoge bolj in nekatere manj občutljive za splošno stanje gospodarstva (Antunović, 1999). Podjetje mora poznati in v svojih izračunih upoštevati stroške vseh tveganj, ki nastanejo zaradi odloženega plačila. Na ta način lahko določi ustrezno maržo in ustrezen odlog plačila pri prodaji svojih izdelkov določenemu kupcu. Pri tem mora upoštevati tudi morebitno zamudo, ki jo je ta kupec že izkazal v preteklih plačilih, saj je to strošek financiranja kupca.

Največji vir kratkoročnega financiranja podjetja so druga podjetja, v obliki kratkoročnih obveznosti do dobaviteljev. Dobavitelj kreditira svojega kupca tako, da mu dovoli uporabljati dobavljeno blago ali storitve za določeno časovno obdobje, preden zahteva plačilo. Obveznosti do dobaviteljev so praviloma najbolj preprost način kratkoročnega financiranja podjetja, saj je proces financiranja neposredno povezan s procesom nabave in ne zahteva posebnih dogovarjanj s finančno inštitucijo. Posebno v podjetjih v prvih fazah razvoja so kratkoročno odložena plačila pri nakupih blaga in storitev (kratkoročne obveznosti do dobaviteljev) odločilni vir financiranja podjetja, saj podjetje še relativno težko dobi bančni kredit (Mramor, 1993). Prav tu pa nastopi odnos kupec – dobavitelj, ki ga krojita osebi. Na eni strani je to lahko prodajnik, na drugi strani pa nabavnik. V manjših podjetjih je to lahko kar direktor. Menimo, da je ta odnos pod močnim vplivom osebnostnih lastnosti in situacije. Situacija se v našem primeru upošteva skozi finančne kazalnike kupca. Iz teh kazalnikov lahko posredno povzamemo politiko podjetja in splošno situacijo v gospodarstvu.

V obdobjih, ko je razpoložljivost bančnih kreditov nizka, velika podjetja pogosto podaljšujejo rok plačila podjetjem – kupcem ali pa preprosto dopuščajo daljši rok plačila, kot je bil dogovorjen ob prodaji. Za takšno ravnanje imajo predvsem dva vzroka. Velika podjetja v obdobju nizke razpoložljivosti bančnih kreditov lažje pridejo do teh kreditov kot majhna in manj znana podjetja in s takšnim ravnanjem v bistvu najemajo bančne kredite za mala, manj znana podjetja². Najpomembnejši vzrok za takšno ravnanje je ohranjanje trga. S takšnim kreditiranjem namreč velika podjetja obdržijo »pri življenju«² podjetja – kupce (pa tudi nekatere dobavitelje), kar dolgoročno pomeni, da ohranjajo obseg svojega trga.

² S tem seveda prevzemajo tveganje nevrčila kredita malih podjetij nase.

Vendar pa se dogaja tudi obratno, da velika podjetja z zakasnelim plačevanjem računov uporabljajo podjetja – dobavitelje kot vir svojega kratkoročnega financiranja, kadar je to zanje ceneje od bančnega kredita ali kadar bančnih kreditov ne morejo dobiti. Mala in manj znana podjetja – dobavitelji si velikokrat preprosto ne morejo privoščiti izgube najpomembnejšega (velikokrat edinega) kupca in takšno ravnanje dopuščajo, kar pa jih lahko pripelje tudi do stečaja ali likvidacije. Podjetje mora zaradi vsega tega zasnovati svojo kreditno politiko, ki se nanaša na (Mramor, 1993):

- vrste kupcev,
- dobo plačila,
- ponujene popuste,
- način izterjave.

Pri tem mora podjetje upoštevati, da preveliko odobravanje kreditov kupcem morda pomeni potrebo po dodatnem financiranju. Prevelik obseg neizterljivih terjatev do kupcev lahko celo finančno uniči podjetje. Zato so odločitve o odlogu plačila relativno težke in odgovorne. Skrbno tehtanje situacije in vseh tveganj vzame veliko časa, pa tudi napake so pogoste. Pri izdelavi teh vodil podjetje izhaja predvsem iz svojih preteklih izkušenj. Tako najprej izbere skupino kupcev, ki jim je v preteklosti odobrilo odlog plačila, nato pa tiste osebe in finančne informacije, ki naj bi kar najbolje napovedovale, ali bo račun poplačan ali odpisan. Pri novem kupcu je situacija še težja, ker podjetje ne pozna njegovega preteklega obnašanja, zato mora nujno poizvedovati po informacijah o njem. Pri tem lahko uporabi različne finančne inštitucije, ki izdelujejo bonitetna poročila in bonitetne ocene. Zelo dobra informacija je pridobljena od kupčevega sedanjega ali preteklega dobavitelja, če jo seveda podjetje zna in zmore pridobiti. Podjetje si mora ves čas prizadevati za notranje informacije o kupcu, zato mora biti v tesnem stiku z zaposlenimi v kupčevem podjetju, saj bodo zaposleni lahko prvi opozorili na morebiten preobrat v njihovem poslovanju. Zato si podjetja prizadevajo vzpostaviti skoraj prijateljski medsebojni odnos. Pri tem odnosu sodelujejo zaposleni na več ravneh (prodaja, nabava, proizvodnja, tehnologija, finance, računovodstvo, kontrola, ipd.). Vse informacije, ki jih dobavitelj pridobi od zaposlenih v kupčevem podjetju in od ostalih inštitucij, s pomočjo katerih dobavitelj zasleduje razvoj in usmeritev določenega kupca, se morajo organizirano zbirati v podjetju in biti na voljo vsem, ki so v stiku s kupci. Le na ta način se lahko kompetentno sprejemajo odločitve o nadaljevanju sodelovanja z določenim kupcem. Zato bomo v okviru disertacije postavili model, s katerim se napove zamude in izbere najboljše metodologija.

1.2. Hipoteze

Glede na vse navedeno smo postavili naslednjo tezo doktorske disertacije:

Predpostavljamo, da na zamude pri plačilih kupčevih računov dobaviteljem lahko pomembno vplivajo nekateri kazalniki iz kupčeve bonitete in osebna lastnost vestnosti osebe, ki je odgovorna za odločanje o plačilni politiki taistega kupca.

Pri pregledu literature nismo zasledili, da bi se kdo poglobljeno ukvarjal z zamudami. Običajno se avtorji ukvarjajo z razvrščanjem kupcev ali posojiljemalcev v dobre in slabe plačnike oziroma na tiste, ki bodo izpolnili obveznosti, in na tiste, ki ne bodo izpolnili obveznosti, ali pa jim z vrednotenjem različnih finančnih podatkov pripišejo različne kreditne ali bonitetne ocene. Mi pa bomo poskušali ugotoviti, kateri kazalniki iz bonitetnega poročila najbolj napovedujejo kupčevo zamudo pri plačilih računov z odlogom plačila. Pri tem bomo uporabili več različnih metod. Ugotavljali bomo tudi, katera metoda je najbolj priporočljiva za uporabo v podjetjih. Pri tem je seveda potrebno upoštevati, da mora biti takoj uporabna, z malo poglobljenega znanja, kar pomeni, da jo lahko obvladajo uporabniki z ekonomskimi znanji. Končni rezultat mora biti hiter in dokaj zanesljiv. Na ta način bodo podjetja lažje predvidevala plačila in morebitne zamude svojih kupcev. Če zmoremo dokaj natančno predvideti, kdaj bodo plačila dospela, lahko bolj učinkovito razporejamo denarna sredstva. Podjetje si s kratkoročnim finančnim načrtovanjem ne pomaga samo pri ugotavljanju, ali v določenem časovnem obdobju potrebuje denar, temveč s pomočjo tega načrtovanja natančneje ugotovi tista krajša časovna obdobja, ko bo kratkoročno potrebovalo zunanje financiranje. Čas do nastopa finančnega presežka se lahko izkoristi za to, da se med vsemi možnostmi izbere tista, ki bo za podjetje najugodnejša. Tako se zmanjšajo stroški financiranja podjetja ali pa povečajo prihodki.

Pomožni hipotezi, ki se nanašata na kazalnike bonitete, pa sta naslednji:

- *Med kazalniki bonitete podjetij in zamudo obstaja povezanost.*
- *Največjo povezanost med zamudo in kazalniki bonitete podjetij dobimo s pomočjo nevronske mreže.*

Drugi del teze zajema osebne lastnosti. Zakaj smo se lotili prav osebnostnih lastnosti? Menimo, da je v vsaki situaciji, kjer sta v medsebojnem kontaktu dve različni osebi, veliko odvisno od osebnostnih lastnosti.

Osebnostne lastnosti kažejo na karakteristike, trajne vzorce mišljenja, čustvovanja in vedenja, ki je stabilno v času, in razložijo posameznikovo obnašanje v različnih situacijah (Costa in McCrae, 1989; Funder, 2001, vse v Barrick, Parks in Mount, 2005). Tako na tej osnovi lahko določimo, kdo bo držal dogovorjeno obljubo in kdo ne. Seveda je to odvisno tudi od situacije. Ob odločitvah o odlogu plačila in ob ocenitvi sposobnosti kupca se upoštevajo tudi lastnosti kupca (Thomas, 2000). Običajno prodajnik pozna odgovorno osebo za plačila pri kupcu. Tako ob odločitvi o nadaljnji prodaji na odlog plačila upošteva tudi osebnostne lastnosti te osebe. Teh lastnosti ne meri, ampak jih oceni na osnovi svojih preteklih izkušenj. Mi pa jih bomo izmerili. Na tej podlagi bomo z različnimi metodami poskušali določiti, katera osebnostna lastnost je tista, ki najbolj napoveduje prihodnjo zamudo kupca. Domnevamo, da je to poddimenzija vestnosti, saj je vestnost najboljše napovedovalka delovne izvršitve (Barrick in Mount, 1991). Osebe, katerih značilne poteze so zanesljivost, natančnost in vztrajnost, so večinoma bolj učinkovite od tistih, ki se ne nagibajo k takemu vedenju (Barrick in Mount, 1991). Vestnost je pomembna tudi zaradi tega, ker nezanesljivost lahko povzroči pomanjkanje zaupanja in tako poruši sodelovanje (Hollenbeck, LePine in Ilgen, 1996, v LePine, Hollenbeck, Ilgen in Hedlund, 1997). Zaupanje med dobaviteljem in kupcem lahko vodi do povečanega obsega sodelovanja. Nezaupanje pa lahko povzroči oteženo sodelovanje ali celo pretrganje stikov. To pa pomeni, da dobavitelj lahko izgubi pomembnega kupca. Ker ni lahko najti novega, je bolje, da se zaupanje ohrani.

Pomožne hipoteze, ki se nanašajo na osebnostne lastnosti odgovorne osebe za plačila pri kupcu, so:

- *Med odgovorno osebo za plačila pri kupcu in njegovo zamudo pri plačilih računov obstaja povezanost.*
- *Med poddimenzijo vestnosti in zamudo obstaja povezanost.*
- *Največjo povezanost s poddimenzijo vestnosti in zamudo določimo s pomočjo nevronske mreže.*

Za učinkovito odločanje o prodajnih pogojih, upravljanju terjatev in planiranje prihodnjih denarnih tokov so zelo pomembni podatki o transparentni informaciji glede plačevanja obveznosti obstoječih in potencialnih kupcev v praksi. Pri spremljanju teh informacij moramo biti pozorni na trend gibanja. Vedeti moramo, ali se dejanski rok plačila v času spreminja zaradi spremembe pogodbenega roka plačila ali zaradi spremembe povprečne zamude plačila. Pri spremljavi že obstoječih kupcev moramo biti pozorni na zamudo. Možno je namreč, da kot strateški dobavitelj nimamo natančnega pregleda, kako kupec poravnava obveznosti drugim dobaviteljem oziroma upnikom, kar nas pušča v zmotnem prepričanju. V tem primeru nas lahko zaradi nepravočasnega ukrepanja doleti tudi kakšno presenečenje.

Pomožne hipoteze, ki se nanašajo na pretekle zamude, so:

- *Med prvo predhodno zamudo in zamudo obstaja povezanost.*
- *Med drugo predhodno zamudo in zamudo obstaja povezanost.*
- *Med tretjo predhodno zamudo in zamudo obstaja povezanost.*
- *Največjo povezanost med predhodnimi zamudami in zamudo dobimo s pomočjo nevronske mreže.*

Pri našem raziskovanju bomo uporabili faktorsko analizo. V našem primeru bomo iskali latentne spremenljivke iz kazalnikov bonitete podjetij. Opazovali bomo, ali so zveze med opazovanimi spremenljivkami (kovariance ali korelacije) posnemljive z manjšim številom posredno opazovanih spremenljivk ali faktorjev (Engler, 2006). Njihova pomembnost se še poveča, če latentne dimenzije niso med seboj povezane oziroma so relativno neodvisne druga od druge. Različni avtorji so faktorsko analizo običajno uporabili za analitično prilagoditev kreditnih izgub ob neizpolnitvi obveznosti, za računanje pričakovanega pomanjkanja kapitala, za računanje dobička korporacijskih povezav in za raziskovanje empirične podobnosti med finančnimi kazalniki in njihovo stabilnostjo v času.

Pomožne hipoteze, ki se nanašajo na faktorje bonitete, so:

- *Med faktorji bonitete podjetij in zamudo obstaja povezanost.*
- *Največjo povezanost med zamudo in faktorji bonitete dobimo s pomočjo nevronske mreže.*

Osrednja metoda, ki jo bomo uporabili pri našem raziskovanju, so nevronske mreže različnih topologij. Preiskovali bomo, kateri tip najbolj napoveduje zamude. Menimo, da so nevronske mreže tiste, ki najbolj napovedo zamude. Njihova značilnost je, da se povezave med vhodnimi in izhodnimi podatki določijo skozi proces učenja. Ko je nevronska mreža dovolj naučena, lahko sama poišče ustrezne izhode za vhodne podatke, ki niso sodelovali v procesu učenja. Ta značilnost nevronske mreže se imenuje generalizacija (Westland, Iovine, Bishop in Kubelka, 2001). V literaturi smo zasledili njihovo uporabo za ocenjevanje podjetij in razvrščanje v različne bonitetne razrede. Nihče pa še ni zasledoval povezave med zamudami in različnimi kazalniki bonitete podjetij ali različnimi drugimi faktorji.

2. KREDITNO TVEGANJE

Bistvo je očem nevidno. (Antoine de Saint-Exupery)

Spremembe in razvoj v zadnjem desetletju so bistveno vplivali na pomen kreditnega tveganja v podjetjih. Lahko rečemo, da postaja celo najpomembnejše finančno tveganje v podjetju, ki pa ga ne moremo zlahka meriti, vrednotiti in upravljati. Kredit danes, v sodobnih in konkurenčnih razmerah poslovanja predstavlja »življenjsko tekočino«, ki je nujna za poslovanje podjetij in uspešno odvijanje menjave. Sodobna gospodarstva so kreditna gospodarstva, v katerih je kreditiranje kupcev zahteva, ki jo pred podjetja postavlja močna konkurenca na trgu (Jus, 2004). Kredit lahko definiramo kot dostavo vrednosti v menjavi za obljubo, da bo ta vrednost v prihodnosti vrnjena. Tu obstaja tveganje, da ta obljuba ne bo izpolnjena. Uporaba pogodb je način garancije pravice posojevalca za vračilo dolga. Vendar pa te pogodbe ne zagotavljajo, da bo dolg v resnici tudi poplačan, ker morda dolжник ne bo imel nujnih virov za zahtevano poplačilo. Ocenitev kreditnega tveganja se ukvarja z vrednotenjem dobičkonosnosti in garancije prosilca za kredit (Lacerda, Carvalho, Braga in Ludermir, 2005).

Glavna področja razvoja upravljanja s kreditnim tveganjem razdelimo po naslednjem zaporedju (Harrington in Niehaus, 1999):

1. identifikacija izpostavljenosti kreditnemu tveganju,
2. ovrednotenje izpostavljenosti kreditnemu tveganju ter potencialnih izgub,
3. ocenitev vpliva izpostavljenosti na poslovno in finančno strategijo,
4. ocenitev lastne sposobnosti za samostojno pokrivanje in zavarovanje pred kreditnim tveganjem,
5. izbira primernega načina, strategije oziroma instrumentov za zmanjševanje kreditnega tveganja ter spremljanje delovanja.

Sodobni pristop k upravljanju kreditnega tveganja mora pokrivati vsa področja, od kvantitativnega modeliranja do razvoja praktičnih postopkov. Vse to pa je le nadgradnja obstoječih tehnik za ocenjevanje bonitet in določanje limitov izpostavljenosti do posameznih partnerjev ter določanje limitov koncentracije portfelja (celotni obseg terjatev oziroma kratkoročnih finančnih naložb).

Saunders (1999) dodaja upravljanju kreditne izpostavljenosti še določanje meje kreditne izpostavljenosti kot znesek, ki ga vrednost izpostavljenosti posamezne terjatve ne sme preseči. Na podlagi opravljene analize ugotovimo, katere terjatve presegajo opredeljeni znesek in jih je treba oceniti kot sporne, ter skladno s temi določili tudi upravljati z njimi.

V podjetjih lahko obvladujemo kreditno tveganje predvsem s sprotnim ugotavljanjem bonitete poslovnih partnerjev. Tisti poslovni partnerji, v zvezi s katerimi je naša izpostavljenost višja, naj bodo deležni večje pozornosti. Od poslovnih partnerjev moramo zahtevati, da tudi sami upravljajo svojo izpostavljenost finančnim tveganjem (Peterlin, 2002). Po drugi strani pa ugotavljamo, da v nekaterih primerih prihaja celo do odvečnega ali prekomernega zavarovanja posameznega poslovnega partnerja, kar povzroča nepotrebne stroške, podjetju pa predstavlja ogroženo medsebojno poslovno sodelovanje zaradi neustrezno oblikovane politike zavarovanja.

Stopnja državnega tveganja, razvitost bančnega sektorja in vzpostavljena praksa ter boniteta poslovnega partnerja pa so temeljni dejavniki, ki opredeljujejo oblike oziroma pogoje plačil in uporabo instrumentov za zavarovanje plačil (Mrak, Jaklič in Veselinovič, 2001), zato menimo, da je optimalni sistem zavarovanja poslov mogoče graditi na teh predpostavkah.

V zadnjem času pa je poudarek na spreminjanju cilja pri ugotavljanju kreditnega tveganja, in sicer od poskušanja minimiziranja možnosti neizpolnitve obveznosti s strani kupca na drug poseben produkt iskanja, kako naj podjetje maksimizira dobiček, ki ga lahko naredi pri tem kupcu (Thomas, 2000; Crook, Edelman in Thomas, 2007, Sana in Chaudhuri, 2008).

2.1. Kredit

Izvor besede kredit je v latinski besedi credere, kar pomeni verovati, zaupati. Dati na kredit, kreditirati, se pravi, dati na zaupanje. Tisti, ki je kredit dal, se imenuje upnik, tisti, ki je kredit prejel, pa se imenuje dolжник. Pravno razmerje med upnikom in dolžnikom je kreditno razmerje, ki se na kratko imenuje kredit. To razmerje je z upnikove strani terjatev, z dolžnikove pa dolg.

Kredit je vsaka kupčija, pri kateri se stranki dogovorita, da bosta dajatev in nasprotna dajatev časovno razmaknjeni, in ima za posledico, da med strankami nastane kreditno razmerje. Posojilo je samo ena od naštetih kreditnih kupčij, in sicer tista, katere vsebina in namen je samo kredit, torej medčasovna menjava in nič drugega.

Posojilo je torej kupčija, s katero se med strankami ustanovi kredit, torej kreditno razmerje, s katerim označujemo vsako medčasovno menjavo (Pokorn, 1967). Z vsakim posojilom nastane kredit, medtem ko vsak kredit ne nastane s posojilom. Kredit je torej vrsta posojila. Posojilo je lahko dano tudi na drug način, medtem ko je kredit posojilo, ki je dano v denarju ali denarnih surogatih. Bistvena elementa posojila sta predmet in čas trajanja, če gre za brezplačno posojilo oziroma predmet, čas trajanja in plačilo, če gre za posojilo proti plačilu. Pri posojilih gre za posel, kjer pridobi posojiljemalec na prejetih stvareh lastninsko pravico (Šinkovec in Tratar, 2001).

Poslovni namen ne obstaja le v goli prepustitvi ob vrnitvi, ampak tudi v tem, da se ta prepustitev izvrši v subjektivnem oziru. Kajti na eni strani imamo prepustitev – vrnitev nadomestnih stvari, ki niso posojilo, ker ni namena kreditiranja (npr. varščina, nepristni depozit, posodba itd.), na drugi strani pa imamo kreditne posle, kjer kreditni namen je, ni pa prepustitve proti vrnitvi, npr. kreditni kup, nakazilo na up, predujem itd. (Šinkovec in Tratar, 2001).

Posojilna pogodba je po svoji vsebini enaka kot kreditna pogodba, le da gre v tem primeru za specializiran bančni posel. Kreditna pogodba je pogodba med banko in uporabnikom kredita, s katero se banka zavezuje dati uporabniku določen znesek, uporabnik pa se zavezuje banki plačevati dogovorjene obresti in dobljeni znesek denarja vrniti v rokih in na način, kot sta določena v pogodbi. Posebno obliko kreditnih pogodb- potrošniških kreditov- ureja Zakon o potrošniških kreditih (ZPotK-UPB1; Ur.l. RS št. 77/2004, z vsemi spremembami), predvsem v smislu zagotovitve načela varstva potrošnikov. Zakon ureja kreditne pogodbe, pri katerih kot jemalec kredita nastopa potrošnik, ki jemlje kredit po tem zakonu. Kreditna pogodba po zakonu je pogodba, s katero dajalec kredita (ki je lahko fizična ali pravna oseba ali skupina teh oseb, ki da ali obljubi, da bo dala potrošniku kredit v okviru svoje dejavnosti, poslovanja ali poklica) daje ali obljubi dati potrošniku kredit v obliki (Šinkovec in Tratar, 2001):

- odloženega plačila, zlasti pri prodaji blaga ali pri zagotavljanju storitev;
- posojila, zlasti gotovinskega posojila ali prekoračitve na tekočem računu;
- drugega podobnega finančnega dogovora, ki ima z ekonomskega vidika enak namen kot kredit (3. člen ZPotK-UPB1).

Sodobna gospodarstva so v veliki meri denarna in kreditna gospodarstva, kjer je kredit potreben za premostitev časovnega razkoraka in fizične razdalje med proizvodnjo, distribucijo in potrošnjo dobrin. Sposobnost ponuditi prodajo svojih proizvodov na kredit je marsikdaj bistvena za pridobitev in sklenitev poslov, pri čemer so ugodni kreditni pogoji zelo pomemben element konkurenčne sposobnosti podjetij in njihove ponudbe na zahtevnih trgih. Kreditiranje kupcev, ugodni kreditni pogoji in prodaja na odloženo plačilo na odprt račun oziroma na odprto, so ob ugodnih možnostih, da se izdelek ali storitev uveljavi na trgu ter pogostem pomanjkanju obratnih sredstev kupcev za gotovinski nakup in ob ponudbah drugih potencialnih dobaviteljev, v konkurenčni borbi na trgu često vsaj tako pomembni kot drugi elementi konkurenčnosti – na primer cena in kakovost proizvoda ter roki dobave. Mnogo poslov ni nikoli sklenjenih prav zato, ker se zatakne pri plačilnih rokih in varščinah, ki se zahtevajo za plačilo, tveganje prodajalca pa je pri prodaji na odloženo plačilo zaradi negotovosti pogosto preprosto preveliko (Jus, 2004).

Potreba po kreditih izvira iz dejstva, da podjetja niso popolnoma likvidna. Po kreditih povprašujejo podjetja, ki potrebujejo denar iz različnih razlogov. V splošnem so kratkoročni krediti namenjeni za financiranje tekočega poslovanja, dolgoročni pa za naložbe v stalna in trajna gibljiva sredstva. Dolgoročne kredite imenujemo tudi investicijski krediti.

Dolžniško financiranje slovenskih podjetij se močno razlikuje od dolžniškega financiranja podjetij iz Evropske skupnosti (v nadaljevanju ES). To si lahko ogledamo v tabeli 1, kjer povzemamo po Berkovi raziskavi (2005) stopnjo zadolženosti podjetij v Sloveniji in podjetij nekaterih držav ES na dan 31.12.2002. Slovenska podjetja ne dosegajo polovice zadolženosti podjetij ES. Evropska podjetja v panogi transport in telekomunikacije imajo celo devetkrat večjo zadolženost od slovenskih podjetij v tej panogi. Konec leta 2002 so si v slovenskih podjetjih glede na stopnjo zadolženosti sledile dejavnosti (od najvišje zadolženosti do najnižje): nepremičnine, trgovina, predelovalne dejavnosti, transport in telekomunikacije. V preučevanih državah ES pa je bilo zaporedje naslednje: transport in telekomunikacije, nepremičnine, trgovina in predelovalne dejavnosti. Podjetja iz dejavnosti transport in telekomunikacije so v Sloveniji najmanj zadolžena, v preučevanih državah ES pa najbolj. Berk je v svoji raziskavi ugotovil, da je trend stopnje zadolženosti slovenskih podjetij pozitiven.

Tabela 1: Primerjava stopnje zadolženosti podjetij v Sloveniji s podjetij iz nekaterih držav ES na dan 31.12.2002 (v %; Berk, 2005)

	Proizvodnja	Trgovina	Transport in telekomunikacije	Nepremičnine	Vse panoge
Nizozemska	33	42	71	33	45
Belgija	41	29	55	40	41
Francija	33	39	72	28	43
Španija	35	25	58	47	41
Italija	42	46	36	60	46
Avstrija	40	48	30	72	47
Portugalska	28	45	63	61	49
Finska	30	25	45	25	31
Povprečje ES	35	39	54	46	43
Slovenija	16	21	6	26	17

Dolžnik mora izpolniti obveznost, kot je opredeljena. Vsebina obveznosti je lahko določena z zakonom, pogodbo in s sodno odločbo. Odškodninska odgovornost ne nastane le z neizpolnitvijo obveznosti in zamudo izpolnitve, temveč tudi zaradi nepravilne izpolnitve. Dolžnik odgovarja za škodo zaradi zamude v izpolnitvi obveze tudi v primeru, ko je upnik dal naknadni rok za izpolnitev obveznosti. Neredko se v tipskih pogodbah stranki dogovorita za možnost dajanja naknadnega roka, in da v takem primeru ne bo upnik uveljavljal škode zaradi zamude. Upnik mora dokazati, da mu je nastala škoda in vzročno zvezo med izpolnitvijo obveze oziroma zamudo ter nastalo škodo. Izjema obstaja v primeru dogovorjene pogodbene kazni. Dolžnik tudi odgovarja za delno ali popolno nezmožnost izpolnitve, čeprav za njo ni kriv, če je ta nastala potem, ko je prišel v zamudo. V tem primeru bo upnik moral dokazati, da je popolna ali delna nemožnost nastopila potem, ko je bil dolžnik že v zamudi, in da je dolžnik kriv za zamudo. Dolžnik lahko dokazuje, da je bila stvar, ki je predmet obveznosti, naključno uničena, tudi če bi on obveznost pravočasno izpolnil. Praksa je uveljavila pravilo, da mora biti stvar uničena zaradi okoliščin, za katere dolžnik ne odgovarja (Šinkovec in Tratar, 2001).

Tabela 2: Pravne osebe z dospelimi obveznostmi po dnevih za januar, februar in marec v letu 2008

	Neprekinjeno število dni evidentiranih dospelih nepravilnih obveznosti						
	Do 30 dni	31-90 dni	91-180 dni	181-365 dni	365-730 dni	731-1095 dni	Nad 1095 dni
Januar 2008							
Št. pravnih oseb	563	399	363	517	481	173	150
Povp. dnevni znesek v EUR	6.903.361	5.612.022	10.148.248	24.427.912	19.586.075	8.492.910	9.015.398
Februar 2008							
Št. pravnih oseb	568	316	439	543	477	192	152
Povp. dnevni znesek v EUR	9.948.620	5.868.596	9.180.076	25.833.833	20.353.005	8.693.859	9.088.866
Marec 2008							
Št. pravnih oseb	787	363	365	478	451	195	154
Povp. dnevni znesek v EUR	8.164.622	10.994.247	6.248.000	24.106.489	23.852.026	9.168.905	9.224.412

V zgornji tabeli smo predstavili neprekinjeno število dni evidentiranih nepravilnih obveznosti za pravne osebe v Sloveniji za januar, februar in marec 2008³. Največ pravnih oseb zamuja s plačili obveznosti do 30 dni. Zelo velik delež pravnih oseb je tudi v intervalu zamud od 365 dni do 730 dni. Več kot dve leti zamuja s plačili od 173 do 195 pravnih oseb v Sloveniji. Več kot 1095 dni pa zamuja od 150 do 154 pravnih oseb. Najbolj zamujajo pravne osebe na področju trgovine (približno 750 dni), gradbeništva (približno 500 dni) in predelovalne dejavnosti (približno 350 dni). Če pogledamo pravne osebe po regijah, so največje zamude v Osrednjeslovenski (približno 1050 dni), Podravske (približno 400 dni) in v Savinjski regiji (približno 350 dni).

Pravno gledano dolžnik pride v zamudo, ko je določen rok izpolnitve, obveznost je torej dospelost. Dospelost ni sporna, če je v pogodbi opredeljena; takrat nastopi dolžniška zamuda. Ni pomembno, iz katerih razlogov je dolžnik v zamudi. Če rok za izpolnitev ni določen v pogodbi, bo dolžnik zašel v zamudo, ko ga upnik opozori, naj izpolni obveznost. Brez takega opozorila dolžnik ne zapade v zamudo. Šteje se, da je upnik postavil zahtevek ali opomin za izpolnitev obveznosti, ko je začel z nekim postopkom, čigar namen je, da doseže izpolnitev

³ Vir: Ajpes z dne 1.5.2008

obveznosti. Dolžnikova zamuda preneha, ko ponudi upniku pravilno izpolnitev obveznosti in je pripravljen, da to realizira. Če dolžnik v resnici ni pripravljen na izpolnitev, se ne bo rešil zamude z golo izjavo, da želi obveznost izpolniti. Obveznost lahko izpolni tudi tretji, ki ima upravičen premoženjski interes (npr. porok). Če upnik zavrne izpolnitev po tretjem, se nahaja v zamudi on sam (Šinkovec in Tratar, 2001).

2.2. Opredelitev kreditnega tveganja

Kreditno tveganje je najstarejša oblika tveganja na finančnih trgih. Če kredit opredelimo kot vračilo pričakovane vsote denarnih prejemkov (poravnava obveznosti iz naslova poslovanja) v nekem določenem obdobju, predstavlja kreditno tveganje verjetnost, da pričakovanja ne bodo izpolnjena ali ne bodo izpolnjena v celoti. V strokovni literaturi so definicije kreditnega tveganja zelo različne. Kendall (1998) obravnava kreditno tveganje kot verjetnost, da bodo transakcije z nasprotno stranko zaradi nezmožnosti poravnave svojih finančnih obveznosti neizvršene. Podobno opredeljuje kreditno tveganje Galitz (1995), in sicer kot tveganje dobavitelja, da kupci in drugi poslovni partnerji terjatev ne bodo poravnali ali jih bodo poravnali z zamudo.

Jorion (1997) pojmuje kreditni rizik kot rizik finančne izgube, ki jo povzroči nasprotna stranka v primeru neizvršitve svoje obveznosti. Zgodovinski podatki finančnih inštitucij dokazujejo, da je kreditni rizik daleč bolj pomemben kot tržni rizik (spremembe cen, ...), poleg tega pa je kreditni rizik tudi mnogo težje kvantificirati, saj obstaja na splošno mnogo koeficientov, ki povzročajo kreditni rizik, vendar je nekatere izmed njih izjemno težko izmeriti zaradi redkosti njihovega ponavljanja.

Holliwell (1998) enači kreditno tveganje s tveganjem neizpolnitve nasprotne stranke kot neizpolnitev obveznosti do nas. Če do tega pride pred izpolnitvijo našega dela obveznosti, lahko dogovor prekličemo in pričnemo poslovati z drugo nasprotno stranko. V tem primeru tvegamo, da bomo morali poravnati odškodnino zaradi odstopa od dogovora s prvotno stranko. Ta odškodnina je še vedno manjša, kot če izgubimo celotno predhodno dogovorjeno vrednost posla. Znotraj kreditnega tveganja se omenja tveganje poravnave, pri katerem ena stranka dobavi sredstvo ali plača obveznost, preden nasprotna stranka izpolni svoj del obveznosti.

V literaturi največkrat uporabljena definicija pa pojmuje kreditno tveganje kot zmožnost, da posojiljemalec (kupec) ne bo mogel ali ne bo hotel poravnati svojih pogodbenih obveznosti, to je plačila svojih obveznosti ob zapadlosti in v skladu s sklenjeno prodajno pogodbo (Brealey in Myers, 2000).

Kreditno tveganje sestavljajo tri komponente (Kendall, 1998):

1. vrednost terjatve, ki je izpostavljena izostanku plačila (kreditna izpostavljenost),
2. delež vrednosti, ki ga bo mogoče dobiti nazaj v primeru izostanka plačila,
3. verjetnost izostanka plačila.

Za podjetje oziroma oblikovanje kreditne politike je pomembno, da pri obvladovanju kreditnega tveganja upošteva vse tri naštetje komponente.

Kreditna izpostavljenost se naprej deli na dve vrsti (Kendall, 1998):

1. Tekoča izpostavljenost, ki je definirana kot izguba, ki bi jo podjetje (dobavitelj, prodajalec) utrpelo, če njegov partner (kupec) ni zmožen izpolniti svojih pogodbenih obveznosti in mora zaradi tega dobavitelj na trgu poiskati nadomestno transakcijo. Pri tem naj omenimo, da je prav tako tudi kupec izpostavljen tveganju, saj lahko v primeru, ko dobavitelj ne izpolni svojih pogodbenih obveznosti, utrpi določeno finančno škodo.
2. Potencialna izpostavljenost, ki predstavlja oceno vpliva različnih dejavnikov na strankino finančno stanje, njeno zmožnost izpolnjevanja obveznosti ter verjetnost neizpolnitve pogodbenih obveznosti.

2.3. Klasifikacija kreditnega tveganja

Iz številnih definicij kreditnega tveganja lahko povzamemo, da gre za stanje, ko posojiljemalec (kupec) ne bo mogel ali hotel poravnati svojih pogodbenih obveznosti, to je plačila svojih obveznosti ob zapadlosti in v skladu s sklenjeno pogodbo iz določenih razlogov. Ti razlogi⁴ se kažejo v različnih vrstah tveganj pri prodaji z odlogom plačila.

⁴ Od nesolventnosti kupca zaradi stečaja, prisilne poravnave, izvsnodne poravnave ter neuspele izvršbe do političnih in monetarnih tveganj ter katastrofalnih elementarnih nesreč.

V skladu s poslovno prakso mednarodnih trgovinskih transakcij avtorji razlikujejo komercialna in nekomercialna tveganja, nekateri avtorji pa dodajajo še tveganja v fazi priprave proizvodnje za prodajo, tveganja v fazi dobave blaga, institucionalna tveganja in podobno. Po mnenju Falatova (1997) se tveganja v poslovanju ločijo v komercialna in nekomercialna tveganja.

2.3.1. Komercialna tveganja

Eden od poslovnih problemov je povezan s plačilom kupcev. Ker je pogajalska moč v večini panog in za večino podjetij v rokah kupcev, je postalo kreditiranje kupca normalen posloven običaj, kar za seboj potegne tudi večje zamude plačila oziroma poslovne rizike. V današnjih poslovnih odnosih praktično ni trgovine brez kredita (odloga plačila), prav tako pa ni kredita brez rizika. Če smo blago dobavili, plačila pa nismo prejeli, je to strošek za podjetje, ki vpliva na rentabilnost poslovanja.

Komercialna tveganja so tista tveganja, ki nastanejo pri nastopu plačilne nesposobnosti dolžnika oziroma v primeru, ko obstaja objektivna možnost, da postane izterjava terjatve delno ali v celoti nemogoča (SID, 2002). Komercialna tveganja so prisotna neprestano, ne glede na to, ali poslujemo s partnerji v industrijsko razvitih državah ali s partnerji v državah v razvoju. Delimo jih lahko na:

- rizik neplačila zaradi trajne nesolventnosti oziroma stečaja kupca,
- rizik podaljšane zamude plačila.

Najbolj pogost razlog za neplačilo terjatev je trajna nesolventnost oziroma stečaj kupca. Dogodki na trgu in drugi dejavniki, na katere podjetje pogosto nima vpliva, lahko zamajajo tudi velika uveljavljena podjetja in dolgoletne poslovne partnerje.

S plačilno nesposobnostjo dolžnika se v praksi srečujemo v primerih, ko je nad premoženjem dolžnika (Falatov, 1999):

- uveden stečajni postopek,
- uveden postopek prisilne poravnave,
- uveden postopek izvensodne poravnave,
- uveden postopek kontrolirane uprave (predhodna faza stečajnega postopka, na primer v Italiji),
- ugotovljena neuspešna izvršba,
- ugotovljena nekoristnost vsakršnih ukrepov proti dolžniku, ker ni izgledov za poplačilo terjatve.

Insolvenca dolžnika je lahko pravna ali dejanska. O pravni insolvenci govorimo tedaj, ko je z aktom sodne oblasti ugotovljena plačilna nesposobnost dolžnika, medtem ko o dejanski insolvenci govorimo v praksi tedaj, ko dolžnik, proti kateremu ni mogoče uspešno ukrepati po pravilih izvršilnega prava, svojih finančnih obveznosti ne izpolni. V praksi so to običajno vladne trgovske ali paradržavne agencije, ki se pojavljajo kot kupci blaga ali naročniki storitev (Falatov, 1999).

Vzrokov za neizpolnjevanje dolžnikovih obveznosti je lahko zelo veliko, večkrat pa so med seboj prepleteni. Iz številnih analiz propadlih podjetij lahko vidimo, da so vzroki za stečaje kupcev zelo številni in pogosto tudi težko predvidljivi. Lahko gre za (Jus, 2004):

- slab management,
- visoke stroške poslovanja,
- preambiciozne načrte, prevelik obseg poslovanja, investicije, ...,
- neustrezno finančno kontrolo,
- slabe kupce, neredna ali izostala naročila,
- neučinkovito vnovčevanje terjatev in izterjavo dolgov,
- neugodne denarne tokove, neuskrajene z obveznostmi podjetij,
- visoko inflacijo ali neugodna gibanja tečajev ali drugih cen,
- poslabšanje pogojev menjave,
- naravne in druge katastrofe,
- neustrezen ali nepravočasen odziv na tržne spremembe, ...

2.3.2. Nekomercialna tveganja

Nekomercialna tveganja pogosto imenujemo politična tveganja. Sem štejemo predvsem politične ukrepe, ki onemogočajo razpolaganje s premoženjem, in naravne katastrofe. Skupna točka nekomercialnim tveganjem je dejstvo, da so zunaj domene poslovnega partnerja in tako neodvisne od njegove volje in ukrepov. Delimo jih lahko v (SID, 2002):

- monetarna tveganja kot plačilna tveganja v širšem smislu (tečajna, transferna),
- politična tveganja v ožjem pomenu (nemiri, vojne, državni udari),
- katastrofalne elementarne nesreče.

V poslovni praksi delimo plačilna tveganja v sklopu nekomercialnih tveganj na (Falatov, 1999) tveganje prepovedi plačil v tujino, tveganje nezmožnosti konverzije lokalne valute v prosto prenosljivo valuto in moratorij plačil. Prepoved plačil v tujino je pogosto posledica trenutnega slabega deviznega stanja v državi in jo izda državni organ kot akt, ki je lahko splošen, specialen, časovno omejen ali neomejen. Tveganje nezmožnosti konverzije lokalne valute v valuto, v kateri je izražena terjatev deviznega upnika, je ponavadi v tesni povezavi z drugimi transfernimi tveganji in je po svoji vsebini posledica deviznih omejitev države, v kateri ima dolžnik sedež.

Politično tveganje postaja v zapletenih razmerah svetovne trgovine vse bolj pomembno. Uvoznik je namreč morda pripravljen plačati blago oziroma odplačati kredit, ki ga je dobil za izvoz, vendar pa mu plačila ne opravi pristojna nacionalna poslovna banka po navodilih centralne banke⁵. Vlada države uvoznice lahko na primer izniči veljavnost uvozne licence, kar uvozniku onemogoči sprejem blaga. Zaradi (nepazljivosti) kršitev določb glede embalaže, oznak, prevoza ter kršitve drugih uvoznih regulativ si pristojne oblasti države uvoznice lahko prilastijo pravico konfiskacije ali pa zahtevajo plačilo visokih stroškov oz. celo kazen. Vojna, neredi in spopadi ter vstaje ali stavke v državi uvoznici lahko onemogočijo sprejem odpremljenega blaga. Vse omenjene oblike tveganja niso tako prisotne pri notranji trgovini, vsekakor pa jih je potrebno upoštevati pri izvozu blaga in storitev.

Tveganja transfera se v praksi pojavljajo v zvezi z devizno pravno možnostjo dolžnika, da svoj dolg, ki je izražen v konvertibilni valuti, poravnava svojemu upniku v tujini. Posebej problematično je poslovanje z državami z nekonvertibilno valuto.

Značilnost nekomercialnih tveganj je, da jih stranke v poslu težko predvidijo, ter da je zavarovanje zoper te rizike večkrat negotovo in relativne varnosti. Prav zaradi njihove nepredvidljivosti in kompleksnosti prevzemajo zavarovanje pred nekomercialnimi tveganji v večini držav posebne vladne ali paravladne inštitucije, ki jih prav s tem namenom ustanavljajo države. Njihov večinski delničar je največkrat prav vlada posamezne države, saj je le-to neobhodno potrebno zaradi prevzemanja tako obsežnih tveganj, ki se jim komercialni zavarovatelji izogibajo, ter zaradi izdajanja garancij za zavarovanje tako prevzetih posojil in s tem nudenja konkurenčnih pogojev udeležencem zunanje trgovinskega prometa tako glede zavarovanj kakor tudi glede omogočanja finančne podpore.

Čeprav obstajajo bistvene razlike med posameznimi metodologijami ocenjevanja in spremljanja rizičnosti države⁶, je njihov skupni cilj omogočiti pravočasno plačilo odobrenih kreditov in prispevati k natančnejšemu poznavanju vseh elementov, ki vplivajo na sposobnost neke države za redno servisiranje najetega kredita. Bistvo vsebine ocenjevanja in spremljanja rizičnosti je torej podrobna realna ocena, v katero državo vložiti kapital oziroma odobriti kakršnakoli finančna sredstva. Analiza ročnosti namreč omogoča tudi identifikacijo potencialne rizičnosti in deluje predvsem ex ante kot mehanizem predhodnega oziroma vnaprejšnjega opozorila. V strokovni literaturi najdemo definicijo, ki pojem rizičnosti države opredeljuje kot vsakršno možno spremembo gospodarske in politične situacije in lahko (de)stabilizira družbeno politični in ekonomski razvoj posamezne države⁷.

2.4. Prodaja z odlogom plačila

Prodaja z odlogom plačila je posledica časovne vrzeli med časom dobave blaga in časom plačila in je računovodsko evidentirana kot terjatev prodajalca (dobavitelja) in obveznost dolžnika (kupca). Prodaja ni do

⁵ Zaradi morebitnih plačilno-bilančnih težav.

⁶ Deželno tveganje je enako vsoti nekomercialnih rizikov.

⁷ Cataquet H.: Country Risk Assessment: Where to Invest Your Money, Multinational Business 1, 1988.

konca opravljena, dokler obveznosti obeh strank niso izpolnjene – dokler za dobavljeno blago ni prejeta ustrezno in dogovorjeno plačilo (Jus, 2004). Značilnosti prodaje z odlogom plačila niso fiksne ali pravno opredeljene, saj variirajo v odvisnosti od številnih faktorjev, in sicer od panoge, pogajalske moči udeleženih subjektov, učinkovitosti mehanizmov izterjave, itd. (Ziane, 2003).

Inštrument odloga plačila so teoretično proučevali številni avtorji. Lewellen, McConnel in Scott (1980) ugotavljajo, da prodaja z odlogom plačila ne more povečevati vrednosti podjetja, kadar so finančni trgi popolnoma informacijsko učinkoviti. Če so finančni trgi in trgi proizvodov popolnoma konkurenčni, proizvodi enaki in ni transakcijskih stroškov ali stroškov pridobivanja informacij, prodajalci (dobavitelji) nimajo interesa za prodajo na odlog plačila. Prodaja na odlog plačila jim namreč ne nudi konkurenčnih prednosti, saj si lahko kupci na finančnih trgih izposojajo po konkurenčnih obrestnih merah (Blazenko in Vandezande, 2003).

Obstoj prodaje na odlog plačila zahteva tržno neučinkovitost na finančnem trgu ali na trgu proizvodov (Blazenko in Vandezande, 2003; Van der Wijst in Hol, 2002). Van der Wijst in Hol (2002) ugotavljata, da se je odlog plačila pri prodaji blaga in storitev pojavil zaradi asimetrije informacij, možnosti arbitraže, transakcijskih stroškov in stroškov stečaja.

2.4.1. Odlog plačila kot pogajalsko orodje za zniževanje informacijske asimetrije in mehanizem nadzora

Podjetja so na relativno informacijsko neučinkovitem trgu soočena s stroški pridobivanja informacij za analizo koristi in stroškov, ki so povezani s poslovno transakcijo. V kupoprodajnem poslovnem razmerju ima prodajalec (dobavitelj) stroške analize kreditnega tveganja kupca, kupec pa stroške ocene kvalitete proizvodov dobavitelja (prodajalca) (Smith in Schnucker, 1993; Petersen in Rajan, 1997). Kljub obstoju stroškov pridobivanja informacij imajo dobavitelji v primerjavi z drugimi institucionalnimi posojilodajalci, kot so banke, prednost zaradi relativno cenejšega dostopa do informacij in cenejšega nadzora kupca (Jain, 2001). Največja prednost je olajšan dostop do informacij o finančni stabilnosti kupca, katere pridobijo v prodajnem procesu s pomočjo inštrumenta odloga plačila, saj je le-ta element pogajanja o ceni (Schwartz in Whitcomb, 1979; Petersen in Rajan, 1997). Banke imajo stroške nadzora, ki ga morajo izvesti pred odobritvijo posojila, medtem ko so dobavitelji običajno vpleteni v enake nefinančne transakcije kot kupci v isti panogi. Zato dobavitelji lažje ali ceneje pridobijo te informacije (Emery 1984; Mian in Smith, 1994). Smith (1987) ugotavlja, da je odlog plačila v tem smislu pogajalsko orodje za zniževanje informacijske asimetrije, saj daje močan signal o finančni stabilnosti kupca. Vrednost zniževanja informacijske asimetrije s pogajanjem o odlogu plačila je tem večja, čim manjša je možnost uporabe proizvoda kot sekundarno zavarovanje. Pogajanja o odlogu plačila so tudi stroškovno učinkovita metoda pridobivanja informacij o finančni stabilnosti kupca, saj znižujejo stroške pridobivanja informacij pri bonitetnih hišah.

Podjetja, ki so pravkar vstopila na trg ali pa so vključena vanj šele kratek čas, so informacijsko omejena (Hyytinen in Pajarinen, 2007). Ravno tako so informacijsko omejene osebe, ki vodijo ta podjetja. Tako se te osebe večinoma učijo skozi svoje delo (Parker, 2007). Neskladnosti v bonitetni oceni so v obratnem razmerju s starostjo podjetij. Ni pa bila potrjena povezava informacijske omejenosti z velikostjo podjetja (Hyytinen in Pajarinen, 2007).

2.4.2. Odlog plačila in signaliziranje trgu

Petersen in Rajan (1997) ugotavljata, da je vzrok za odobravanje odloga plačila moč iskati v težnji po ustvarjanju dobrega imena in signaliziranja trgu. Ugotavljata, da daljši odlog plačila odpravljajo podjetja, ki imajo izgubo ali negativno rast prodaje, saj želijo signalizirati trgu, da je podjetje zdravo kljub trenutnim finančnim rezultatom.

2.4.3. Odlog plačila in kvaliteta proizvoda

Lee in Stowe (1993) sta povezala višino popusta, ki ga dobavitelj ponuja ob takošnjem plačilu, s kakovostjo proizvoda. Ugotavljata, da dobavitelji (prodajalci), ki ponujajo proizvode nižje kvalitete, ponujajo višje popuste za takojšnje plačilo. Proizvajalec, ki s popusti spodbuja takojšnje plačilo, prevali del tveganja kvalitete proizvoda na kupca. Long, Malitz in Ravid (1993) potrjujejo, da je odobravanje daljših odlogov plačila substitut garancijam in dobremu imenu podjetja. Še posebej pa je odlog plačila pomemben za podjetja, ki na novo vstopajo na trg.

Odlog plačila poleg koristi za dobavitelja (prodajalca) prinaša koristi tudi kupcu, saj mu omogoča, da v času pogodbenega odloga plačila opravi skrben pregled kvalitete proizvoda ali storitve.

Daljši odlogi plačila so običajni tudi za proizvode, pri katerih je pred nakupom nemogoče oceniti njihovo kvaliteto, kjer dobavitelj (prodajalec) nima dovolj orodij, s katerimi bi prepričal kupca o kvaliteti še pred nakupom, ali pa kupca celo oportunistično izkorišča.

2.4.4. Odlog plačila kot trženjski inštrument za diverzifikacijo proizvoda

Schwartz (1974) ugotavlja, da sta odlog plačila in politika dobavitelja pri odobravanju odloga plačila sestavni del cene proizvoda in del širše trženjske politike podjetja. Inštrument odloga plačila je možno uporabljati za doseganje različnih trženjskih ciljev, saj je le-ta del pogajanja o ceni, ki olajša odločitev kupca o nakupu izdelka. Dobavitelj pogosto ponuja kupcu dopustno zamudo v plačilu, za privabljanje novih kupcev, ki velja kot tip znižanja cene (Ouyang, Chang in Teng, 2005). V tem primeru je odlog plačila trženjski in motivacijski inštrument, ki kupca spodbudi k nakupu proizvoda.

Podjetja težijo k povečevanju razlik med svojimi in konkurenčnimi proizvodi. Konkurenti tako povečujejo diverzifikacijo svojih proizvodov ali storitev z namenom zmanjševanja stopnje zamenljivosti s konkurenčnimi proizvodi. Namen povečevanja diverzifikacije do konkurenčnih proizvodov je zniževanje cenovne elastičnosti individualne krivulje povpraševanja, ki omogoča postavljanje višjih cen in ustvarjanja višjega dobička. Osnovni način diverzifikacije proizvoda, ki konkurentu omogoča prodati več proizvodov na trgu, je cenovna diverzifikacija. Dobavitelj, ki ponudi nižjo ceno za proizvod z enakimi ali podobnimi lastnostmi, kot jih ima konkurenčni proizvod, si lahko obeta višjo prodajo in doseganje višjega dobička (v pogojih popolne konkurence zniževanje cene kot mehanizem diverzifikacije proizvoda na dolgi rok ni možno). Stopnjo diverzifikacije je mogoče povečati tudi z necenovnimi mehanizmi, kot so trženje, oblikovanje zunanosti proizvoda, logistično približevanje izdelka končnemu potrošniku, itd. Inštrument, ki tudi omogoča diverzifikacijo proizvoda, je odlog plačila. Zagotavljanje odloga plačila poslovnim partnerjem dobaviteljem omogoča diverzificirati proizvod od konkurenčnega proizvoda in tako ustvariti določeno tržno moč. Ravno tako jim omogoča povečevati verjetnost sklenitve posla in verjetnost ponovnega naročila istega kupca (Nadiri, 1969).

2.4.5. Odlog plačila kot finančni inštrument

Številni avtorji dokazujejo, da je pojav odloga plačila posledica različnih pogojev, ki jih imajo poslovni subjekti na finančnih trgih.

Schwartz (1974) dokazuje, da lahko dobavitelj v primeru lažjega dostopa do denarnega trga ustvarja dobiček, če odobrava odlog plačila kupcem z relativno slabšim dostopom do denarnega trga. Emery (1984) utemeljuje obstoj prodaje z odlogom plačila s finančnega vidika drugače. Kadar so finančni trgi relativno informacijsko neučinkoviti, mora podjetje hraniti likvidnostne rezerve. Z oblikovanjem likvidnostnih rezerv se podjetje izogiba pretiranemu dolžniškemu financiranju in stroškom insolventnosti. Presežek likvidnostne rezerve lahko podjetje naloži v terjatve ali ga neposredno posoja svojim kupcem ter ohranja likvidnost v obliki terjatev do kupcev. Naložbe v terjatve so ekonomsko upravičene, če lahko dobavitelj ob primerljivem tveganju iztrži donosnost, ki je višja od oportunitetne donosnosti na trgu. Podjetje na ta način zavzame vlogo finančnega posrednika.

Finančni motiv prodaje z odlogom plačila ni verodostojen, če so finančni trgi popolnoma informacijsko učinkoviti. Odsotnost stroškov nelikvidnosti in nezmožnost ustvarjanja nadpovprečne donosnosti povzročata, da podjetja finančna sredstva vlagajo v stalna sredstva ali jih vračajo upnikom, saj si podjetja zagotavljajo financiranje z izposojanjem na trgu, kjer velja ena obrestna mera in ni transakcijskih stroškov.

2.4.6. Odlog plačila kot inštrument uravnavanja povpraševanja

Emery (1984) obstoj mehanizma odloga plačila utemeljuje tudi poslovno. Kadar je povpraševanje po proizvodu zaradi negotovosti ali sezonskih nihanj nestanovitno, mora biti dobavitelj (prodajalec) pripravljen zmanjšati vrzel med dejanskim in pričakovanim povpraševanjem. Mehanizmi poslovne narave, ki omogočajo kratkoročne popravke povpraševanja, so: sprememba cen, obsega proizvodnje, oblikovanje zalog ali čakalnih vrst kupcev. Ti mehanizmi so za prodajalca stroškovno neučinkoviti, ker so dražji tako za dobavitelja kot kupca (Alchian, 1970) in jim ne dajejo prednosti pri odzivanju na prehodne fluktuacije v zahtevah. Zato podjetja neskladja v

povpraševanju zmanjšujejo s spremenjeno politiko odloga plačila⁸. Spremembe politike odloga plačila niso brezplačne, se pa zelo hitro implementirajo in kljub temu omejujejo negativne vplive šokov neskladja dejanskega s pričakovanim povpraševanjem na finančni položaj in poslovanje podjetja. Na ta način je omogočena večja fleksibilnost poslovanja podjetja, saj je kratkotrajna nihanja v povpraševanju mogoče uskladiti s spremenjeno politiko odloga plačila (Emery, 1984)⁹.

Poslovni in finančni motiv mehanizma odloga plačila se razlikujeta v cilju. Cilj poslovnega motiva je minimiziranje stroškov usklajevanja povpraševanja, medtem ko je cilj finančnega motiva maksimizirati donosnost sredstev (Emery, 1984). Obe utemeljitvi se razlikujeta v predpostavkah. S poslovnega vidika so vzrok uporabe odloga plačila neskladja v povpraševanju, s finančnega vidika pa relativno informacijsko neučinkoviti trgi (Emery, 1984).

Ena od pomembnih determinant dolžine odloga plačila je velikost računa. Poznano je, da imajo večje nabave krajši odlog plačila kot manjše količinske nabave (Shinn in Hvang, 2003). To je verjetno zato, ker dobavitelj večje količine prodaja pri nižjih cenah. Shinn in Hvang (2003) ugotavljata, da proizvajalci v Koreji raje ponujajo daljše odloge plačil kot pa nižje cene za večje nabave. Dobavitelj ima večji interes pridobiti večja naročila, zato temu primerno ponuja daljši odlog plačila. Shin in Hvang (2003) sta formulirala matematični model za optimalno cenovno in naročniško politiko prodaje, ko je prodajna cena proizvoda prikazana s konstantno funkcijo cenovne elastičnosti in dolžina odloga plačila kot funkcija prodajnega deleža celotne nabave. Njuni rezultati kažejo, da bi se letni neto dobiček lahko povečal z izbiranjem prodajne cene in velikosti naročila.

2.4.7. Odlog plačila in specifične naložbe

Ng, Smith in Smith (1999) utemljujejo obstoj odloga plačila s specifičnimi naložbami dobavitelja v odnosu do kupca. Avtorji ugotavljajo, da je v interesu dobavitelja kupcu omogočiti nemoteno poslovanje vse do trenutka, ko dobaviteljevi pričakovani donosi niso realizirani. Mehanizem odloga plačila omogoča dobavitelju nadzorovati finančno stabilnost kupca, kar je v primeru prodaj brez odloga plačila onemogočeno. V tem smislu je odlog plačila dober inštrument navpičnega nadzora nad kupcem. Dobavitelj lahko odlog plačila uporabi kot inštrument »pomoči«, saj omogoča ugodno financiranje finančno problematičnega kupca. Zato se odlog plačila kljub dejstvu, da večinoma predstavlja kratkoročni inštrument financiranja kupcev, lahko uporabi kot dolgoročni inštrument krepitve odnosov s kupci.

2.4.8. Razlike v stopnji obdavčitve pri odlogu plačila

Brick in Fung (1984) za Združene države Amerike postavljata model odloga plačila, ki temelji na razlikah v stopnji obdavčitve podjetij. Podjetja z višjo davčno obremenitvijo lahko ustvarijo dobiček z zagotavljanjem odloga plačila podjetjem z nižjo davčno obremenitvijo.

2.4.9. Transakcijska teorija odloga plačila

Ferris (1981) ugotavlja, da je odlog plačila inštrument, ki omogoča lažjo trgovsko izmenjavo blaga in storitev. Z odlogom plačila je mogoče znižati transakcijske stroške prodaje blaga, saj se denarni tok fizično loči od bolj nestanovitnega toka proizvodov in storitev. Odlog plačila kupcu omogoča lažje načrtovanje izdatkov in njihovo usklajevanje s prejemki, kar znižuje stroške plačilnega prometa in olajša transakcije.

2.5. Vrednost podjetja glede na diskriminacijo kupcev

Podjetja lahko s politiko odloga plačila, s katero diskriminirajo med kupci, ustvarijo višji dobiček, tako da poberejo višji potrošniški presežek (Rouault in Kaufman, 1996). Dobavitelj lahko uspešno cenovno diskriminira samo, če izpolnjuje pogoje, ki onemogočajo arbitražno obnašanje kupcev (Prašnikar, 1999):

- dobavitelj mora ustvariti določeno tržno moč (imeti mora naklonjeno krivuljo povpraševanja),

⁸ Podjetje, ki se sooča s primanjkljajem (presežkom) v povpraševanju, lahko neskladje v povpraševanju zmanjša s kratkoročnim povečevanjem (zmanjševanjem) odloga plačila, ki zmanjša (poveča) efektivno ceno, ki jo kupec plača.

⁹ Podjetje, ki ima popolnoma stanovitno krivuljo povpraševanja, ne potrebuje politike odloga plačila za usklajevanje dejanskega s pričakovanim povpraševanjem, saj lahko natančno določi količino proizvodnje z izenačevanjem mejnih stroškov in mejnih prihodkov.

- dobavitelj mora biti sposoben odkriti dve različni vrsti kupcev, ki se razlikujeta po lastnostih povpraševanja za isti proizvod,
- obstajati mora možnost preprečevanja trgovanja med skupinami, med katerimi se cenovno diskriminira.

Kljub temu pa odlog plačila, ki je element učinkovite cene, omogoča diskriminacijo pod pogoji, ki niso tako striktni, kot jih zahteva »čista« cenovna diskriminacija (Wilson in Summers, 2002). Schwartz in Whitcomb (1979) ugotavljata, da je v tem smislu odlog plačila prikriti mehanizem cenovne diskriminacije, kjer ne prihaja do prodaje po spremenjenih cenah, ampak do prodaje z različnim odlogom plačila, ki omogoča diskriminirati med kupci. Petersen in Rajan (1997) dodajata, da je odlog plačila najenostavnejši inštrument cenovne diskriminacije, kadar podjetje posluje s kupci, ki imajo različne bonitetne ocene.

Rouault in Kaufman (1996) dokazujeta, da je ob izpolnitvi dveh pogojev cenovna diskriminacija med kupci mogoča tudi na popolnoma informacijsko učinkovitih trgih:

- dobaviteljeva prodajna politika vsebuje pogojno ali nepogojno ponudbo popusta do točke, ko vsaj en kupec pogoje sprejme in vsaj en kupec pogojev ne sprejme;
- formalni prodajni pogoji se ne uporabljajo dosledno. Dobavitelj dela izjeme v prodajni politiki.

Diskriminacija v pogojih popolne informacijske učinkovitosti lahko obstaja v primeru, ko prihaja do odmikov od formalne politike prodaje na odlog plačila, ki ni zapisana v pogodbenih določilih, in v postavljanju implicitnih prodajnih pogojev. Takšne ugodnosti obsegajo: dopuščanje daljših zamud pri plačilu brez zamudnih obresti, izkoriščanje popustov kljub zamudi s plačilom, itd. Ugodnosti, ki niso formalno zapisane, je s strani tretjih subjektov nemogoče opazovati, kar omogoča diskriminacijo med kupci kljub informacijski učinkovitosti finančnih trgov in trgov proizvodov¹⁰.

Če ugodnosti ni mogoče neformalno zagotavljati v pogojih popolne informacijske učinkovitosti, bo neizbežno prišlo do arbitražnega trgovanja na sekundarnih trgih, v nekaterih primerih pa celo do zakonskih neugodnosti za dobavitelja (Rouault in Kaufman, 1996).

Dobavitelj lahko diskriminira med kupci zaradi različnih vzrokov, in sicer maksimiranja dobička, kulturne in osebne privlačnosti (Rosenblatt, 1997), preteklih izkušenj in bonitete. Ravno tako pa tudi kupci diskriminirajo med dobavitelji zaradi osebne in kulturne privlačnosti, preteklih izkušenj in svojih pričakovanj (Longhofer in Peters, 2005).

2.6. Tveganje zamude plačila ali neplačila

Zamuda pri plačilu povzroča dobavitelju, če se v pogodbenih določilih ni ustrezno zavaroval, oportunitetne stroške alternativnih naložb. Kljub temu je zamuda pri plačilu obveznosti kupcev pri nekaterih poslovnih subjektih, ki svoje izdelke in storitve prodajajo z odlogom plačila, celo zaželeno. Če se prodajalec (dobavitelj) lahko opre na mehanizme izterjave, lahko zamuda pri plačilu dobavitelju (prodajalcu) prinese visoke donose v obliki zamudnih obresti, ki jih kupec plača dobavitelju za zamudo pri plačilu, ko preseže dogovorjeni pogodbeni rok plačila¹¹.

Neplačilo terjatve povzroča dobavitelju izpad prihodka. Dobavitelj lahko utрпи dodatne stroške, ki so posledica neplačila terjatve, če želi terjatev izterjati po sodni poti. Ti stroški lahko v primeru neopredeljene politike izterjave in neustreznih notranjih kontrol presežejo vrednost terjatve¹². Neplačila za dobavljeno blago pomenijo tudi, da mora podjetje izpad dohodka pokriti z novimi posli, kar pa nikakor ni lahko, hkrati pa mora najti nove odjemalce ali distributerje (Jus, 2004).

Dodatna obremenitev za dobavitelja je davek na dodano vrednost (v nadaljevanju DDV), ki ga dobavitelj plača davčnemu organu ne glede na to, ali terjatev dobi poplačano ali ne. Plačani DDV lahko v določenih primerih dobi povrnjen, vendar mora davčnemu organu predložiti dokazila, da je uporabil vsa orodja za izterjavo dolga. Kljub možnosti kasnejšega povračila DDV je dobavitelj dolžan DDV nakazati davčnemu organu ter ga na ta način financirati.

¹⁰ Rouault in Kaufman (1996) pri svoji tezi napeljujeta na zmanjševanje transparentnosti poslovanja z namenom diskriminacije.

¹¹ Proizvajalci načrtno omogočajo svojim kupcem, da svoje obveznosti plačujejo z odlogom plačila, in sicer zaradi večje konkurenčnosti in verjetnosti, da bo prišlo do zamude in posledično do visokih donosov v obliki zamudnih obresti. To je še posebej razvidno pri fizičnih osebah in proizvajalcih, ki nudijo kreditne kartice ali kartice, ki omogočajo kasnejše plačilo. Ker je izterjava pri fizičnih osebah bolj učinkovita kot pri pravnih, je lahko strategija odloga plačila na podlagi kreditnih kartic donosna.

¹² Več o teoretičnih in praktičnih vidikih sodne izterjave terjatev (izvršilni in pravdni postopki) glej Dida Volk: *Upniki v sodnih postopkih*, Ljubljana: Aletheia, 2004, 736 str.

Dietsch in Petey (2004) sta v svoji raziskavi majhnih in srednje velikih podjetij v Franciji in Nemčiji ugotovila, da so manjša in srednja podjetja manj občutljiva na gospodarske okoliščine ne glede na panogo. Nasprotno pa so velika podjetja bolj občutljiva na spremenjene gospodarske okoliščine. To pomeni, da je tveganje zamude plačila ali neplačila večje v primeru padanja gospodarske rasti. Takrat tudi bolj verjetno prihaja do večjih zamud ali neplačil s strani večjih podjetij do svojih dobaviteljev. Večja podjetja z dobro kreditno oceno delujejo na globalnem trgu in so zato bolj občutljiva na globalne ekonomske okoliščine. Manjša podjetja so v glavnem aktivna na lokalnem trgu in so tako bolj občutljiva na specifične faktorje, kot so večšine vodenja in osebnostne lastnosti. Najbolj finančno krhki dolžniki so najbolj občutljivi na spremembe v gospodarski aktivnosti, ceteris paribus. Znotraj panoge pa je nižja kreditna ocena v povezavi z višjo občutljivostjo na makroekonomska tveganja. Ugotovila sta tudi, da je verjetnost neizpolnitve obveznosti pri majhnih podjetjih zelo stabilna ne glede na vse okoliščine.

Upniki podjetij, ki ne izpolnjujejo obveznosti, pokrijejo pomembno nizke deleže neplačanih obveznosti, ko je industrijska panoga, v katero sodijo ta podjetja, v stiski (Acharya, Bharath in Srinivasan, 2007). Acharya, Bharath in Srinivasan (2007) so dokazali tudi, da podjetjem, ki izpolnjujejo obveznosti, čeprav pripadajo panogi, ki je v stiski, upniki pokrijejo manj neplačil. Najmočnejše vpliva padanje v gospodarski rasti na najstarejše nezavarovane upnike, specifična podjetja in podjetja, ki so tesno povezana v dobavni verigi. Podjetja, ki so dalj časa v prisilni poravnavi ali stečajju, se bolj verjetno pojavijo kot ponovno strukturirana podjetja in manj verjetno kot pridobljena ali likvidirana podjetja (Acharya, Bharath in Srinivasan, 2007). Povprečna premija tveganja za ponovno strukturiranje podjetij je med 1999 – 2005 v ZDA znašala 6 % – 8 % (Berndt, Jarrow in Kang, 2007). Premija tveganja za ponovno strukturiranje je odvisna od lastnosti podjetja, njegove bilance uspeha in makroekonomskih spremenljivk. Porast v premiji za ponovno strukturiranje je večje za podjetja z nižjo bonitetno oceno kot za podjetja z višjo bonitetno oceno (Berndt, Jarrow in Kang, 2007).

V raziskavi so Noh, Roh in Han (2005) s pomočjo analize kreditnega tveganja na osnovi preživetja¹³ podali časovno oceno, kdaj kupec ne bo izpolnil obveznosti. Njihova ocena poda napoved nivoja neizpolnitve obveznosti kot funkcije časa in je uporabna pri računanju ustrezne marže dolžniku in s tem povezanih aktivnosti. Razmerje med sedanjo vrednostjo in neto poplačili ter časom do neizpolnitve obveznosti in drugo nabavo obstaja, kar so dokazali Andreeva, Ansell in Crook (2007) s pomočjo kombiniranega modela preživetja. Oceno tveganja neizpolnitve obveznosti so naredili na osnovi dveh zaporednih manjkajočih mesečnih poplačil, ki so jo v predhodni raziskavi (Andreeva, Ansell in Crook, 2005) primerjali s statistično verjetnostjo neizpolnitve obveznosti, napovedane s pomočjo logistične regresije. Za nadaljnje modeliranje poplačil so izbrali eksponentni model. Ugotovili so, da dobiček narašča, ko narašča tveganje, s tem pa narašča tudi pripravljenost posameznega posojilodajalca (dobavitelja) za sprejetje bolj tveganega kupca, če je kupec pripravljen plačati višjo ceno. Francois in Hübner (2004) sta s postavitvijo meje v eksponentni porazdelitvi neizpolnjenih obveznosti izpeljala fino uglaševanje oviranja obsega dolga in dospelega tveganja za neplačilo. Tudi onadva sta ugotovila, da cena obresti dolga močno vpliva na njegovo prihodnje stanje.

2.7. Tveganje izgubljene poslovne priložnosti ali oportunitetno tveganje

Dobavitelj (prodajalec) je izpostavljen tveganju poslovne priložnosti, ko se odloča o prodaji na odlog plačila in kupčevo plačilno sposobnost podcenjuje. Dobavitelj, ki kupčevo plačilno sposobnost podcenjuje in kupcu prodajo na odlog plačila zavrne, povzroča stroške izgubljene poslovne priložnosti. Stroški pri zavrnitvi prodaje na odlog plačila kupcu niso samo stroški, ki jih ima dobavitelj z izgubo enega posla, ampak tudi z izgubo poslov v prihodnosti, če se bo kupec odločil za nakup pri dobaviteljevem konkurentu, ki bo izdelke in storitve prodajal z odlogom plačila. Oportunitetne stroške dobavitelja je mogoče oceniti kot diskontirano vrednost denarnih tokov sedanjega posla in prihodnjih poslov.

Vpliv tveganja izgubljene poslovne priložnosti na vrednost podjetja je odvisna od povpraševanja in ponudbe dobaviteljevih izdelkov in storitev. Če ima dobavitelj presežek povpraševanja nad ponudbo, je to tveganje enako nič, saj lahko izgubljene posle nadomesti z novimi. Tveganje izgubljene poslovne priložnosti je tem višje, čim višji presežek ponudbe nad povpraševanjem ima dobavitelj¹⁴.

¹³ Ta analiza je bila izdelana v namene medicinske in biološke znanosti. Namen tehnike analize preživetja je izmeriti razmerje med preživetjem in množico pojasnjevalnih spremenljivk (Noh, Roh in Han, 2005).

¹⁴ Tveganja, s katerimi je soočen dobavitelj pri odločitvi o prodaji na odlog plačila, so povezana z napakami ocene plačilne discipline kupca.

2.8. Stroški pri prodaji na odlog plačila

Prodaja na odlog plačila povzroča dobavitelju naslednje stroške (Barry, 1997):

- Finančni stroški: podjetja, ki pri prodaji nudijo odlog plačila, financirajo kupca.
- Stroški slabih terjatev ali stroški, če terjatev ne bo nikoli poravnana.
- Oportunitetni stroški: terjatve iz poslovanja predstavljajo za podjetja sredstva, s katerimi je potrebno doseči največji donos. Več časa kot preteče, preden se terjatve spremenijo v denar, večji so oportunitetni stroški naložbenja v terjatve.
- Stroški administracije: za oceno plačilne sposobnosti kupca mora dobavitelj izoblikovati ustrezne odločitvene modele, katerih izdelava ali nakup zahteva stroške.

Kreditno tveganje, pri katerem se dobavitelj sooča pri prodaji na odlog plačila, lahko vodi v težave pri planiranju denarnih prilivov v podjetje in povzroča stroške najemanja dodatne likvidnosti. V skrajnih primerih lahko kreditno tveganje vodi v likvidnostno tveganje, ko podjetje, čeprav ima dobiček, ni sposobno poravnati svojih poslovnih obveznosti. Zato je pomembno, da ima podjetje izoblikovano kreditno politiko, ki omogoča podjetju omejevati kreditno tveganje in povečevati vrednost podjetja s prodajo na odlog plačila.

2.9. Plačilna disciplina

Plačilno disciplino bi lahko opredelili tudi kot nespoštovanje dogovorjenih zneskov, rokov in načinov poravnavanja obveznosti (Mlinarič, 2000). Po evropski direktivi (2000/35/ES) pa je to množičen pojav, ko dolžniki svojim pogodbenim partnerjem ne plačajo denarnih obveznosti v pogodbenih rokih in/ali zaradi svojega položaja na trgu izsilijo daljše pogodbene roke plačil, kot jih njihovi upniki lahko dosežejo v pogodbah s svojimi dobavitelji. Ravno zato daje ta evropska direktiva največji poudarek na kaznovanje neplačnikov z zaračunavanjem visokih zamudnih obresti, ujava pa tudi pravico upnika, da zadrži lastnino nad prodanim proizvodom oziroma storitvijo, če terjatev ni poravnana v celoti.

Določbe 5. in 7. člena Zakona o finančnem poslovanju podjetij (ZFPP; Ur.l. RS št. 54/1999, z vsemi spremembami) narekujejo podjetjem, da morajo biti v vsakem trenutku sposobna pravočasno izpolnjevati zapadle obveznosti. Podjetja bi se morala zato zavarovati pred likvidnostnimi tveganji in izvajati politiko rednega upravljanja z likvidnostjo. Kljub dejstvu, da bi morali biti kupci oziroma dolžniki sposobni pravočasno izpolnjevati zapadle obveznosti, morajo dobavitelji oceniti sposobnost kupca, da izpolni svoje obveznosti in poplača terjatev. Plačilna sposobnost ali likvidnost kupca je odvisna od denarnih sredstev, ki jih ima na razpolago, in denarnih sredstev, ki jih lahko generira v svojem poslovnem ciklu (White, Sondhi in Fried, 1994). Ocenjevanje likvidnosti kupca je pomembno za dobaviteljevo likvidnost, saj je postavljen pred nalogo, kako najučinkoviteje preoblikovati terjatve do kupcev v denarno obliko. Le-to pa je odvisno od plačilne discipline kupca. Ko je podjetje nelikvidno, potrebuje dodatno zunanje financiranje. Emery in Cogger (1982) ugotavljata, da je pričakovano poplačilo terjatev funkcija momenta plačilne sposobnosti kupca, saj je odvisno od kratkoročne plačilne nesposobnosti (nelikvidnosti) dolžnika. Vzroki nezmožnosti plačila so prevelika vrednost sredstev, vezanih v obratnem kapitalu podjetja, slaba politika izterjave terjatev, otežen dostop do kratkoročnih likvidnostnih posojil, prevelike investicije v opredmetena in neopredmetena dolgoročna sredstva, itd. (Wilson, Watson, Singleton in Summers, 1996). Plačilna disciplina kupca je odvisna tudi od neučinkovite administracije, počasnega sistema, odvajanja DDV, itd. (Prašnikar, Pahor in Cirman, 2002). Neplačevanje majhnih podjetij je posledica težav s financiranjem, pri večjih pa posledica težav s prodajo (Prašnikar, Pahor in Cirman, 2002).

Plačilna nesposobnost je razlog, da kupci svoje obveznosti ne poravnajo redno. Poleg tega je vzrok neplačila tudi načrtno neplačevanje obveznosti z namenom cenejšega kratkoročnega financiranja. Posebej je načrtno zavlačevanje plačila povezano z visoko pogajalsko in tržno močjo dolžnika, ki si lahko privošči tudi zamude pri plačilu.

Plačilna disciplina je širši pojem od plačilne sposobnosti, saj vključuje tudi poslovno voljo kupca za poravnavanje obveznosti. Zato dobavitelj pred prodajo z odlogom poskuša oceniti kupčevo sposobnost in voljo za plačilo obveznosti. Na osnovi plačilne discipline lahko namreč napove svoje pričakovane denarne tokove ter upravlja s svojo likvidnostjo. Peterlin (2004) ločuje med plačilno nesposobnostjo kot nezmožnostjo podjetja, da poravna obveznosti, in kreditnim tveganjem, ko se podjetje odloči, da ne bo poravnalo obveznosti do dobavitelja. Kreditno tveganje vsebuje tveganje plačilne nesposobnosti dolžnika in tveganje, da dolžnik obveznosti ne bo želel poravnati.

Modele napovedovanja plačilne discipline delimo na (Hayden, 2002): sodbe strokovnjakov, teoretične modele in statistične modele.

2.9.1. Napoved plačilne discipline na osnovi sodbe strokovnjakov

Napoved je bila na začetku na osnovi odločitve strokovnjakov, ki je temeljila na 3C ali 4C ali 5C (Thomas, 2000):

- Lastnosti osebe – Ali poznaš osebo ali njeno družino?
- Kapital – Za koliko prosi?
- Poroštvo – Kaj lahko prosilec ponudi izmed svojih virov?
- Sposobnost – Kakšna je njegova sposobnost poplačila? Koliko prostega prihodka ima?
- Okoliščine – Kakšni so pogoji na trgu?

Največji slabosti sodb strokovnjakov pri napovedovanju plačilne discipline podjetij sta subjektivnost in nezmožnost združevanja več dejavnikov plačilne discipline v eni agregatni oceni (Falkenstein, Boral in Carty, 2000). Vzroke za neustreznost sodb strokovnjakov pri presojanju bonitete podjetij lahko iščemo v vedenjskih financah, ki temeljijo na uporabi psiholoških dejavnikov pri razlagi anomalij, ki jih finančna teorija ne pojasnjuje. Pristranskosti so povezane s precejevanjem svojih sposobnosti (Alpert in Raiffa, 1982), povečanim samozaupanjem, ki je posledica večje pomembnosti in tveganosti naloge, in asimetrijo sprejemanja informacij, kjer imajo informacije, povezane z uspehom posameznika, prednost pred informacijami o slabostih posameznika (Barber in Odean, 1999). Strokovnjaki lahko svojo oceno istega poslovnega subjekta z enakimi lastnostmi in enako plačilno disciplino v času spremenijo. Vzrok nestanovitnosti so anomalije pri pridobivanju povratnih informacij, ki pogosto prihajajo v ustni obliki in ne v statistični ali uradni obliki. Libby (1975) statistično dokazuje, da so statistični bonitetni modeli zanesljivejši od modelov na osnovi sodb strokovnjakov.

Kljub pomanjkljivostim so lahko sodbe strokovnjakov ob daljšem razpoložljivem časovnem obdobju in ne upoštevajoč stroškovni vidik učinkovitejše orodje napovedovanja plačilne discipline kot pa teoretični ali statistični modeli, ker lahko strokovnjaki svojo pozornost usmerjajo na širši spekter informacij.

Ko se odločamo za prodajo na odlog plačila, moramo iti skozi odločitveni proces. Odločitev tako ostaja v rokah analitikov in strokovnjakov, katerih odločitve so dodana vrednost ocenjevanja plačilne sposobnosti podjetij, predvsem zaradi vključevanja mehkih dejavnikov (ne zgolj empiričnih) v odločitveni proces. Statistični in teoretični modeli napovedovanja plačilne discipline so podporni inštrument ekspertnih sistemov, ki so v primerjavi z raziskovalnimi modeli bogatejši z mehkejšimi dejavniki.

2.9.2. Napoved plačilne discipline na osnovi teoretičnih metod

Teoretične metode napovedovanja plačilne discipline, za razliko od statističnih, ne proučujejo posledic plačilne nediscipline, temveč vzroke, ki silijo podjetja vanjo. Temeljijo na teoretičnih predpostavkah. Najbolj razširjen teoretični model proučevanja problematičnosti podjetij je Mertonov model opcijskega vrednotenja (Merton 1974, v Krenin in Nagi, 2008). To je prirejeni Black in Scholesov model opcijskega vrednotenja. Mertonov model predpostavlja, da je problematičnost podjetja povezana s kapitalsko strukturo podjetja. Podjetje je problematično in ni sposobno poravnati svojih obveznosti do bank in drugih kreditodajalcev, če bo vrednost podjetja padla pod mejno vrednost, določeno na podlagi kreditnega tveganja. Kasneje sta Black in Cox to teorijo razširila s časovnim usklajevanjem nastopa neizpolnitve obveznosti (1976, v Lucas, Klaassen, Spreij in Straetmans, 2001; de Andrade in Thomas, 2007), ter Longstaff in Schwartz (1995, v Lucas, Klaassen, Spreij in Straetmans, 2001). Zhou (1997, v de Andrade in Thomas, 2007) je nadgradil stohastični proces z upravljanjem vrednosti sredstev podjetja. Mertonov model je nadgradil na mnogo načinov Saunders (1999, v de Andrade in Thomas, 2007). Kreinin in Nagi (2008) sta nadgradila Merton-Vasickov model neizpolnitve obveznosti s hitrim postopkom kalibracije v odvisnosti od modela verjetnosti neizpolnitve obveznosti na integriranem trgu in v okvirih kreditnega tveganja. Teorija opcijskega vrednotenja je osnova modelov napovedovanja solventnosti podjetij JP Morgan CreditMetrics in Moody-jev KMV.

2.9.2.1. Model merjenja kreditnega tveganja KMV

Finančna inštitucija Moody nudi model merjenja kreditnega tveganja s pomočjo KMV, ki ponuja:

- analizo tveganja plačil za nastanek, ovire in trgovanje;

- razumevanje porazdelitve posameznih pozicij in strank v portfelju kapitalnega tveganja;
- polno izgubo portfelja in vrednosti porazdelitev v absolutnem in relativnem pomenu kot osnovo za našo primerjavo;
- meritev tveganja na osnovi »Monte Carlo« za razpršenost izgube in tveganje v repu porazdelitve;
- primerjave izvedb k portfelju naših osnov za primerjavo;
- izrisane kalibracije na osnovi empiričnih raziskav iz najboljše svetovnih podatkovnih virov;
- glavne meje uporabniške baze, ki vsebuje deleže in oblike najboljših praks.

Za izračun portfelja kreditnega tveganja vsakega posojila z uporabo KMV so potrebni trije vhodi: pričakovana plačila, tveganje (varianca) in korelacija (Allen, DeLong in Saunders, 2004).

Razdalja do izpolnitve obveznosti je za posamezne kredite preoblikovana v verjetnost neizpolnitve obveznosti z določitvijo verjetnosti, da bodo sredstva podjetja prečkala mejno točko dolga med kreditno periodo. KMV uporablja zgodovinsko podatkovno bazo stopenj neizpolnitve obveznosti za določitev empirične ocene verjetnosti neizpolnitve obveznosti (Allen, DeLong in Saunders, 2004).

International Swaps in Derivatives Association (ISDA) ter Institute of International Finance (IIF) testirata modele merjenja kreditnega tveganja v 25 komercialnih bankah v 10 državah (glej IIF/ISDA, 2000, v Allen, DeLong in Saunders, 2004). KMV model tekmuje z notranjimi modeli za standardizirane portfelje (brez elementov opcij).

Lastniški notranji modeli uporabljajo večinoma udeležbo bank v opisu kreditov v primerjavi z drugimi portfelji. Ti notranji modeli se običajno osredotočajo samo na neizpolnitev obveznosti. Analiza občutljivosti vključuje spreminjanje korelacij, kvalitete kredita (pričakovane in nepričakovane izgube) in izgubo pri neizpolnitvi obveznosti. Kot je pričakovano, naraščanje (padanje) korelacij vodi do pomembno višjih (nižjih) vrednosti tveganja (Allen, DeLong in Saunders, 2004).

2.9.2.2. Model merjenja kreditnega tveganja RiskCalc

Moody-jev model kreditnega tveganja RiskCalc (Allen, DeLong in Saunders, 2004) poišče možen vzrok, zakaj naj podjetja v zasebni lasti ne bi izpolnjevala obveznosti pri svojih posojilih. Pri tem uporabi kreditno točkovanje finančnih kazalnikov. Na ta način določi, katero podjetje bolj verjetno ne bo izpolnjevalo obveznosti. Čeprav je model oblikovan za srednja tržna podjetja, je lahko uporabljen za katerokoli podjetje, ki je preveliko za preučevanja na razširitev svojega lastnika. Analiza je izvedena na finančnih informacijah podjetja in ne na tistih, ki se tičejo lastništva. Posojilodajalci lahko koristijo RiskCalc za analizo bonitete podjetja, ki ima vrednost sredstev enako ali večjo kot 100.000 \$.

Običajno podjetja kreirajo raziskovalno podatkovno bazo o kreditnem lastništvu in potem obremenijo kazalnike v skladu s preteklo pomembnostjo pri neizpolnjevanju obveznosti. Moody je z analiziranjem preteklih neizpolnitev obveznosti določil, kateri finančni kazalniki so najpomembnejši pri določitvi neizpolnjevanja obveznosti podjetij. Odkril je pomembne razlike med kazalniki, ki so pomembni za javna podjetja in tiste, ki so pomembni za podjetja v zasebni lasti. Sedanji finančni kazalniki podjetja so multiplicirani z utežmi za določitev ene in petletne pričakovane frekvence neizpolnjevanja obveznosti. Če manjka določen kazalnik, RiskCalc uporablja povprečno vrednost vseh opazovanih. Čim več je manjkajočih podatkov, manj uporaben je model (Allen, DeLong in Saunders, 2004).

2.9.2.3. Model merjenja kreditnega tveganja Credit Risk Plus

Credit Risk Plus je lastniški model, ki ga je razvil Credit Suisse Financial Products (CSFP). Obseg tveganja opazuje raje kot del tveganja trga kot pa kreditnega tveganja. Po vsem svetu sta upoštevani samo dve stanji v vsaki periodi, in sicer izpolnjevanje in neizpolnjevanje obveznosti. Pri tem se osredotočajo na merjenje pričakovane in nepričakovane izgube. Credit Risk Plus je model za modeliranje neizpolnitev obveznosti. Modelira neizpolnjevanje obveznosti kot kontinuirno spremenljivko porazdelitve verjetnosti. Temelji na teoretičnem podprtju modela intenzivnosti. Credit Risk Plus vsebuje fleksibilnost izračunavanja verjetnosti neizpolnjevanja obveznosti v konstantnem časovnem horizontu (recimo eno leto) ali v obstoječem horizontu zapadlosti. Najenostavnejši model Credit Risk Plus predpostavlja, da je verjetnost neizpolnitve obveznosti konstantna v času. Bolj sofisticirana verzija spoji verjetnosti neizpolnitve obveznosti posojila s sistematičnim variiranjem povprečne obrestne stopnje neizpolnitve obveznosti v gospodarstvu ali panogi. Credit Risk Plus je

model intenzivnosti, ki ga ves čas posodabljata Duffie in Singleton (1998). Zagotavljata, da je v katerem koli času notranja verjetnost neizpolnitve obveznosti neodvisna preko posojil in je sorazmerna fiksirani funkciji intenzitete neizpolnjevanja obveznosti (Allen, DeLong in Saunders, 2004).

Dodatno modeliranje nezanesljivosti v Credit Risk Plus je, da lahko povprečna stopnja neizpolnitve obveznosti variira s časom (ali preko poslovnega cikla). Na primer, gospodarska rast pomeni, da bo povprečna stopnja neizpolnitve obveznosti nizka; pri zmanjšanih gospodarske rasti, se bo le-ta pomembno povečala. Najbolj špekulativne klasifikacije tveganja verjetnosti neizpolnitve obveznosti so najbolj občutljive za te spremembe v makroekonomskih okoliščinah. Pri razširjenem modelu Credit Risk Plus so trije tipi nezanesljivosti (Allen, DeLong in Saunders, 2004):

1. nezanesljivost neizpolnitve obveznosti okrog vsake dane povprečne stopnje neizpolnitve obveznosti,
2. nezanesljivost zaradi natančnosti izgube,
3. nezanesljivost povprečne stopnje neizpolnitve obveznosti same.

Credit Risk Plus izpelje zaprto obliko rešitve za porazdelitev izgube s predpostavko, da so ti tipi nezanesljivosti neodvisni. Predpostavka neodvisnosti je morda kršena, če razpršenost v povprečnih stopnjah neizpolnitve obveznosti odseva korelacijo dogodkov preko medsebojnega odnosa makroekonomskih faktorjev. Koristnost modeliranja porazdelitve izgube je lahko proizvedena vzdolž pričakovanih in nepričakovanih izgub, ki izkazujejo opažene močnejše repe porazdelitve. Zadnje je lahko uporabljeno za računanje nepričakovanih izgub pripisanih izpostavitvam kreditnega tveganja (Allen, DeLong in Saunders, 2004).

2.9.3. Napoved plačilne discipline na osnovi statističnih modelov

Statistične metode so, predvsem zaradi dostopnosti podatkov, najbolj uporabne metode napovedovanja plačilne discipline podjetij. Najbolj poznane so multivariantni regresijski modeli (multipla diskriminantna analiza, logistična regresija, probit regresija, itd.), klasifikacijska drevesa in nevronske mreže, ekspertni sistemi¹⁵, genetski algoritmi ter metode najbližjih sosedov.

Razvrščanje podjetij med problematična in neproblematična se je začelo z napovedovanjem solventnosti podjetij, ko še ni bilo dostopnih statističnih metod. V začetnih obdobjih so analitiki enostavno primerjali finančne kazalnike podjetij in iskali značilne razlike (te metode bi lahko uvrstili tudi v skupino sodb strokovnjakov). Pionirsko delo na področju statističnih metod sta naredila Beaver (1966) in Altman (1968), ki sta podjetja razvrščala s pomočjo univariantne in multivariantne diskriminantne analize, ki je bila najbolj uporabna metoda vse do 80-ih let. Pomanjkljivost te metode je predpostavka o normalni porazdelitvi pojasnjevalnih spremenljivk pri problematičnih podjetjih (za finančne spremenljivke, predvsem finančne kazalnike, je značilna asimetrična porazdelitev v desno). V 90-ih so mesto multiple diskriminantne analize prevzele logistična regresija in nevronske mreže, ki dajejo boljše rezultate (Back, Laitinen, Sere in van Wezel, 1996).

Multipla diskriminantna analiza diskriminira med problematičnimi in neproblematičnimi predmeti z iskanjem linearne kombinacije dveh ali več pojasnjevalnih spremenljivk, ki najbolje diskriminirajo med vnaprej opredeljenimi skupinami predmetov. Ob izpolnjevanju osnovnih predpostavk, in sicer normalne porazdeljenosti pojasnjevalnih spremenljivk in enakosti kovariančnih matrik v vseh skupinah, je multipla diskriminantna analiza odlično orodje diskriminacije podjetij (Back, Laitinen, Sere in van Wezel, 1996). Predpostavke multiple diskriminantne analize so večinoma kršene, saj so pojasnjevalne spremenljivke problematičnih predmetov večinoma nenormalno porazdeljene in imajo višjo variabilnost kot pojasnjevalne spremenljivke neproblematičnih predmetov (Falkenstein, Boral in Carty, 2000). Zavgren (1983), Amemiya (1985) in Altman (1993) trdijo, da so pomanjkljivosti multiple diskriminantne analize irelevantne, vendar Lennox (1999) ugotavlja, da sta zaradi omejujočih predpostavk logistična in probit regresija boljša inštrumenta diskriminacije kot multipla diskriminantna analiza.

Rees (1990) pravi, da je dodana vrednost logistične in probit regresije metoda razvrščanja. Rezultatom multiple diskriminantne analize dodajata verjetnost razvrstitve v posamezno skupino problematičnosti (Neophytou, Charitou in Charalambous, 2000). Verjetnost razvrstitve v posamezno skupino problematičnosti je izredno koristen podatek predvsem pri ugotavljanju pričakovanih stroškov v primeru neplačila. Za razliko od multiple diskriminantne analize logistična in probit regresija nista omejujoči v predpostavkah modela, saj ni zahtev po

¹⁵ Ekspertni sistem opisuje sisteme, kjer je znanje strokovnjakov strnjeno v množico pravil, nekatera od njih so razvita z uporabo orodja sklepanja iz podatkov, ki so predstavljena sistemu.

obliki porazdelitve pojasnjevalnih spremenljivk. Stopnja učinkovitosti obeh metod je primerljiva (Trindade in Magalhães, 2000). Z vidika vsebinskega interpretiranja dobljenih rezultatov logistična regresija nudi možnost ocenjevanja značilnosti prispevka posameznih pojasnjevalnih spremenljivk k pojasnjevalni moči celotnega bonitetnega modela. Prednost logistične regresije je namreč, da daje dobre rezultate, ko je število opazovanih enot v vzorcu veliko (Aziz in Dar, 2004). Poleg tega so številni avtorji bonitetne modele, ki temeljijo na logistični regresiji, že nadgrajevali z namenom povečevanja razlagalne moči¹⁶.

McNeil in Wendin (2007) sta uporabila generalizirane linearne mešane modele (GLMMs) za modeliranje kreditnega tveganja neizpolnitve obveznosti. Z njimi sta lahko fleksibilno specificirala sistematično tveganje pri opazovanih fiksiranih učinkih in neopazovanih naključnih učinkih. Tako sta razložila fenomen odvisnosti neizpolnjevanja obveznosti in časovno nehomogenost v preteklih podatkih neizpolnjevanja obveznosti. Prikazala sta računalniško tehniko Bayes, ki je lahko tako kot Gibbs-ov vzorec uspešno uporabljena za prilagajanje modelov s serijsko koreliranimi naključnimi učinki, ki so posebni primeri modelov prostorskih stanj. Analizirala sta neizpolnitev obveznosti tako, da sta v model vključila kategorije kreditnih ocen, panogam dodala ustrezne uteži in upoštevala makroekonomske posredne spremenljivke za stanje v gospodarstvu, ki sugerirajo prisotnost preostanka po plačilu, poslovnega cikla in latentne komponente v sistematičnem tveganju.

Nevronske mreže so najnovejši statistični modeli napovedovanja plačilne discipline podjetij. Njihova prednost je zmožnost konstantnega izboljševanja napovedi, ko odkrivajo specifične vzorce v podatkih in se učijo iz podanih primerov (Glorfeld in Hardgrave, 1996). Njihova glavna slabost pa je skrit rezultat učenja. Čeprav je nekaj raziskav bilo narejenih za rokovanje z izvlečenjem (ekstrahiranjem) pravil iz nevronskih mrež (Fu, 1989; Sun, 1992; Towell, 1991), so te metode le kompromis med predpostavkami za obdelavo pravil in ne prikazujejo naučenega znanja natančno. Charitou in Charalambous (1996) ugotavljata, da so modeli, ki temeljijo na nevronskih mrežah, učinkovitejši od logistične regresije in probit modelov. Nasprotno Barniv, Agarwal in Leach (1997) ter Boritz, Kennedy in Albuquerque (1995) poročajo, da med logistično regresijo in modeli nevronskih mrež ni statistično značilnih razlik.

Crook, Edelman in Thomas (2007) so primerjali raziskave kreditnega tveganja z različnimi metodami. V raziskavah so bili uporabljeni: linearna regresija, logistična regresija, odločitvena drevesa, matematično programiranje, nevronske mreže, genetski algoritmi, genetsko programiranje, k-najbližji sosed, mehanizem podpornih vektorjev. Zdi se, da je mehanizem podpornih vektorjev najbolj natančen v razvrstitvi plačnikov v dve različni skupini glede na kakovost; v dobre ali slabe plačnike. Z mehanizmom podpornih vektorjev so Martens, Baesens, Van Gestel in Vanthienen (2007) ekstrahirali odločitvena pravila (odločitveno drevo), s pomočjo katerih so razvrstili dobre in slabe plačnike. V svoji raziskavi so uporabili podatke belgijskih in nizozemskih srednje velikih podjetij (dolgovana plačila po enem letu, promet, celotna sredstva, dobičkonosnost kapitala, razmerje solventnosti). Mehanizem podpornih vektorjev je nadgradnja nevronskih mrež.

Feng, Sutherland, King, Muggleton in Henery (1993) so povzeli, da:

1. nobena metoda ni enolično superiorna v primerjavi z drugimi,
2. metode strojnega učenja se zdijo superiorne za več-modalne porazdelitve,
3. statistične metode so najbolj računalniško učinkovite.

Curram in Mingers (1994) sta primerjala odločitvena drevesa, nevronske mreže in diskriminantno analizo na različnih realnih podatkovnih množicah. Njuna primerjava pokaže, da je linearna diskriminantna analiza najhitrejša med vsemi uporabljenimi metodami, pri ujemanju z osnovnimi predpostavkami, da metode odločitvenih dreves presežejo ostale, ko je v podatkih prisoten šum. Nevronske mreže, genetski algoritmi in odločitvena drevesa vsebujejo specifične učne strategije in vsaka uporaba teh algoritmov vključuje nadaljnjo specifikacijo strategije z izbiranjem različnih parametrov (v nevronskih mrežah: topologije, hitrosti učenja, mehanizem posodabljanja uteži, itd.; v genetskih algoritmi: kodiranje genotipa, stopnje mutacije, mehanizem preslikave, mehanizem izbiranja, itd.; pri odločitvenih drevesih: mehanizem za delitev odločitev v vsakem vozlišču, kdaj obrezati vejo, itd.) (Piramuthu, 2006). Brez ustreznega izbiranja se končna izvedba teh algoritmov ne izboljša tako, kot je opisano v literaturi (Piramuthu, 2006). Oblikovanje parametrov po meri podatkovne množice in zahtev uporabe narekuje nadaljnje raziskovanje (Piramuthu, 2006).

¹⁶ Logistična regresija je bila nadgrajena z namenom povečevati razlagalno moč modelov. Platt in Platt (1991) sta proučevala vpliv specifičnih industrijskih kazalnikov na verjetnost problematičnosti podjetja. Gilbert, Menon in Schwartz (1990) so modelu dodajali pristope, ki ločujejo med propadlimi podjetji in podjetji v stiski. Platt, Platt in Pedersen (1994) so razvijali modele, ki so specifični za posamezno gospodarsko panogo, Johnsen in Melicher (1994) sta dodala še tretjo skupino problematičnih podjetij, ki znižuje možnost napačne razvrstitve problematičnih podjetij.

2.10. Boniteta

Posameznemu podjetju ni vedno lahko, vsekakor pa je zamudno in drago pridobiti ustrezne, kakovostne in ažurne informacije o svojih kupcih; še zlasti, ker marsikatero podjetje pred svojimi partnerji uspešno skriva zanj neugodne informacije. Do nesolventnosti njihovih kupcev dostikrat pride iznenanda in to na podjetja – prodajalce pogosto deluje kot presenečenje (Jus, 2004). Ključni dejavnik v odločitvenem procesu pri prodaji na odlog plačila in osnova za učinkovito poslovanje s terjatvami je boniteta. Danes boniteto razumemo kot informacijo o finančnem in premoženjskem stanju podjetja, prav tako nam veliko pove o uspešnosti poslovanja podjetja, poleg tega pa zajema tudi informacije o poslovodstvu, zgodovini, statusu, pomembnejših strateških načrtih podjetja in njegovi organiziranosti (Brvar, 1998). Ponudniki bonitetnih poročil v Sloveniji ponujajo skupek finančnih podatkov o proučevanem podjetju (Šeruga, 2005). V razvitih tržnih gospodarstvih pa vključujejo v oceno bonitete podjetij tudi mehke informacije. Bonitetno poročilo se ukvarja predvsem s preteklostjo, bonitetna ocena pa s prihodnostjo.

Enotne metodologije za presojanje bonitete ni. Metodologije so se in se še razvijajo na znanstveno – raziskovalnih inštitucijah, oblikuje pa jih praksa predvsem v večjih bankah in agencijah (Knez-Riedl, 2000). Večje banke v ZDA in v zahodni Evropi so že kmalu pričele uporabljati modele, pri katerih se s pomočjo indikatorjev, izračunanih iz letnih računovodskih izkazov, da sklepati na boniteto podjetja. V praksi sta se uveljavili predvsem multipla diskriminantna analiza v več različicah (poenostavljena, Beermannova, Bleierjeva) in faktorska analiza. Njuna skupna lastnost je, da iz podatkov izračunavata kazalnike, ki jih po statistični metodi obdelujeta, ter na podlagi dobljenih izidov in postavljenih meril opredeljujeta ogroženost posameznih podjetij (Knez-Riedl, 2000). Za oceno bonitete se lahko uporabi tudi večkriterijska odločitvena metoda, v kateri so zajeti kvantitativni in kvalitativni kriteriji (Čančer in Knez-Riedl, 2005). Saaty je razvil praktičen sistematičen pristop za strukturiranje kompleksnosti, analitičen hierarhičen postopek AHP (Saaty, 1994, 1999). To je merjenje po lestvici deležev in njihova sinteza (Forman in Gass, 2001). Vedno več raziskovalcev poudarja pomembnost nevronske mreže za podjetja (Dodd, Jack in Anderson, 2002, Hoffman in Schlosser, 2001; Szarka, 1990) in študij različnih tipov nevronske mreže (Chaston, 1996; Dodd, Jack in Anderson, 2002; Holmlund in Kock, 1998).

Podjetja so vpletena v gradnjo svoje oskrbne verige (Holmlund in Kock, 1998), razmerij s kupci ali ostalimi vrstami partnerskih povezav, posebno strateških. Pomembnost izbire je odločilna za poslovni uspeh (Beekman in Robinson, 2004). Ker napoved poslovnih napak postaja vedno bolj pomembna komponenta pri upravljanju s tveganji (Van Gestel, Baesens, Suykens, Van den Poel, Baestaens in Willekens, 2006), vedno več podjetij vrednoti boniteto svojih sedanjih in bodočih poslovnih partnerjev kar samo, še posebno, ko je odločitev potrebna v kratkem časovnem roku (Čančer in Knez-Riedl, 2005).

Monetarna politika posamezne države se lahko razloži s pomembnim deležem bilance stanja podjetij (Ashcraft in Cambello, 2007). Zato lahko posamezna država s svojo monetarno politiko pomembno vpliva na poslovanje podjetij, kar je razvidno tudi iz bonitete podjetij (Ashcraft in Cambello, 2007). Sistemske napake v globalnem bančnem sistemu lahko povečajo sistemsko tveganje. Zato se mora globalni bančni sistem odzivati na finančne krize tako, da uravnava glavne makroekonomske posledice (Bartram, Brown in Hund, 2007).

2.10.1. Vrednotenje bonitete

Witkowska (2006) je raziskovala uporabo nevronske mreže za prepoznavanje kreditnega tveganja preiskovanih podjetij za namene bančnih posojil na Poljskem. Za vsako podjetje je uporabila 13 finančnih kazalnikov, ki jih vsebujejo računovodska in finančna poročila, in jih razvrstila v štiri razrede. Primerjala je svojo razvrstitev z razvrstitvijo, ki so jo napravili bančni uslužbenci. Najmanjša klasifikacijska napaka je bila pridobljena z RBF nevronske mreže, vendar je bil tu delež pravilno identificiranih podjetij najmanjši. Največji delež pravilno identificiranih podjetij je bil pridobljen z NN z MLP. Ugotovila je, da so nevronske mreže sposobne generaliziranja znanja in lahko podpirajo vrednotenje bonitete posojilojemalcev.

Florez-Lopez-ova (2007) je s procesom izbiranja po značilnostih, kjer je vključila pristop Bayes in strojno učenje, določila glavne spremenljivke bonitetne ocene, ki se nanašajo na likvidnost, dobičkovnost in velikost podjetja. Te spremenljivke je vstavila v različne modele (logistične regresije, odločitvena drevesa). Odločitveno drevo CART Gini-oblique je najbolje razvrstilo preiskovana podjetja v skupine bonitetnih ocen.

Posodabljanje mehanizma podpornih vektorjev omogoča vrednotenje, ki ves čas konvergira k optimalni rešitvi brez izgube informacij ali numeričnih težav. To je Yang (2007) dosegel z novo jedrno funkcijo, ki izboljšuje

svojo napovedno izvedbo in lastnosti tehnike razvrščanja, in povečuje transparentnost končnega modela. Nelinearna oblika podatkov je avtomatsko vključena v model preko jedrne transformacije. Ta pristop ne zahteva zmanjšanja spremenljivk in je robusten za zelo velike podatkovne množice in visoko neuravnovešene razredne porazdelitve.

Za napoved prihodnje kreditne ocene sta Frydman in Schuermann (2007) uporabila zmes dveh Markovih verig, kjer sta pomešala hitrosti premika med kreditnimi ocenami. Dokazala sta, da je njun model boljši v napovedi kot enostaven Markov model. Svoj model sta ocenjevala s preteklimi kreditnimi ocenami. Iz ne Markovih lastnosti njenega modela sledi, da je prihodnja porazdelitev kreditne ocene podjetja odvisna ne samo od sedanje, pač pa tudi od preteklih kreditnih ocen. Odkrila sta, da imata lahko dve podjetji z identičnima sedanjima kreditnima ocenama znatno različne vektorje verjetnosti prehoda. Okoliščine stanja poslovnega cikla ali industrijske panoge ne morejo premestiti heterogenosti, ko se upošteva stopnjo premika.

Kim in Sohn (2004) predlagata metodo upravljanja kreditnega tveganja obstoječih kupcev z uporabo napačnega klasificiranja vzorcev. Kupce sta s pomočjo nevronske mreže razdelila v dve skupini; v dobre in slabe plačnike glede na njihov kreditni status. S pomočjo segmentacije sta ti dve skupini razdelila na štiri podskupine. Povzela sta lastnosti vsake podskupine in predlagala odgovarjajoče strategije upravljanja za posamezno podskupino. Njune strategije lahko zelo enostavno prevedemo na upravljanje s kupci:

- Skupina 1: odlog plačila je kratek in njihov delež odprtih računov je manjši kot pri ostalih dobrih kupcih. Ti kupci naj bi bili zadržani za dolgo časa. Iz njihove bonitetne ocene lahko sklepamo, da nimajo težav s plačili. Zato jih moramo vzpodbuditi za večje nakupe in dolgotrajno sodelovanje, da bomo imeli kontinuirani dobiček.
- Skupina 2: daljši odlog plačila, njihov dolg je večji, kot pri skupini 1. Te stranke so nestabilne, ker imajo slabšo bonitetno oceno, zato je večja možnost neizpolnitve obveznosti. Lahko postanejo kronično delikventni, če bodo enkrat zaostali s plačilom. Nujno moramo zbirati informacije o njih in jih vztrajno preverjati. Čim zamudijo s plačilom, jih moramo opomniti na svojo obveznost.
- Skupina 3: je podobna skupini 1. Njihova bonitetna ocena ni slaba, zato lahko ocenimo, da bodo sposobni izpolnjevati obveznosti, lahko pa bodo pozabili na plačilo. Takrat jih moramo prijateljsko opozoriti, da so njihove obveznosti zapadle. Če imajo kratkotrajne težave s plačili, lahko pristanemo na delna plačila in podaljšamo njihov odlog plačila. Vendar pa moramo kljub temu zbirati informacije o njih.
- Skupina 4: kupci v tej skupini zahtevajo resno obravnavo in zbiranje podatkov. Imajo status slabega plačnika. Njihov dolg je velik in dolgotrajen. Z njimi je potrebno ravnati kot z delikventnimi kupci, nadzorovati njihov dolg. Pri njih moramo minimizirati izgubo, lahko jim ponudimo daljše odplačevanje, vendar pa morajo dolg na vsak način poravnati. Skupaj s kupcem moramo napraviti načrt poplačila dolga. Če ugotovimo, da so preveč delikventni, se jim je bolje odpovedati in zbrisati njihov dolg.

3. GOSPODARSKI SUBJEKTI

Kdor hoče, bo našel pot. Kdor noče, bo našel izgovor. (Marko Sterle)

Gospodarske družbe se po Zakonu o gospodarskih družbah (v nadaljevanju: ZGD-1; Ur.l. RS št. 42/2006 z dne 19.4.2006) klasično delijo na kapitalske in osebne družbe.

1. Kapitalske družbe so:
 - družba z omejeno odgovornostjo (d.o.o.),
 - delniška družba (d.d.),
 - evropska delniška družba (SE),
 - komanditna delniška družba (k.d.d.).
2. Osebne družbe so:
 - družba z neomejeno odgovornostjo (d.n.o.),
 - komanditna družba (k.d.),
 - tiha družba (t.d.).

V ZGD-1 je urejena tudi podružnica; gre za del pravne osebe, ki je lokacijsko ločen od sedeža matične družbe in je delno samostojen. Podružnica ni pravna oseba, temveč nastopa v pravnem prometu v imenu in na račun matične družbe, ki odgovarja za obveznosti podružnice z vsem svojim premoženjem.

Tabela 3: Najpogostejše oblike družb

	d.n.o.	k.d.	d.d.	d.o.o.
Vrsta	osebna družba	osebna družba	kapitalska družba	kapitalska družba
Firma	osebno ime v firmi	osebno ime v firmi	možna kombinacija osebnih ali stvarnih imen v firmi	možna kombinacija osebnih ali stvarnih imen v firmi
Število družbenikov	najmanj 2	najmanj 2	najmanj 1	najmanj 1, največ 50 (več le z dovoljenjem min. za gospodarstvo)
Odgovornost	polna odgovornost družbe in vseh družbenikov	polna odgovornost komplementarjev (osebna), komanditistov le z vlogo	družba neomejeno, delničarji za obveznosti družbe ne odgovarjajo	družba neomejeno, družbeniki za obveznosti družbe ne odgovarjajo
Poslovodstvo	vsak družbenik in ob prenosu upravičenja za vodenje tretje osebe	vsak komplementar in ob prenosu upravičenja za vodenje tretje osebe	uprava ali upravni odbor	en ali več poslovodij

Prednosti ali pomanjkljivosti kapitalskih oziroma osebnih družb so predstavljene v spodnji tabeli. Pred vsako dobro lastnostjo enih in drugih bomo postavili pozitivni predznak (+), pred pomanjkljivostmi pa negativni predznak (-):

Tabela 4: Prednosti in pomanjkljivosti kapitalskih in osebnih družb

Kapitalske družbe	Osebne družbe
(+) družba jamči s svojim premoženjem, družbeniki osebno ne jamčijo (le izjemoma, v primerih, določenih z zakonom)	(-) za obveznosti družbe jamčijo družbeniki neomejeno z vsem svojim premoženjem; upnikom je torej odgovoren vsak družbenik, ki ga izbere upnik, in sicer za celotni znesek obveznosti (visoka boniteta)
(-) zahteva se visok osnovni kapital (d.d. – 25.000 EUR; d.o.o. – 7.500 EUR).	(+) po zakonu ni obvezen minimalni osnovni kapital
(-) zahtevnejši formalnopravni postopki glede ureditve statusa (d.d. - statut v obliki notarskega zapisa)	(+) manj zahtevni formalnopravni postopki glede statusa (ne zahteva se notarska oblika)
(-) bolj zapleteno upravljanje (več obveznih organov)	(+) poenostavljeno upravljanje (manj obveznih organov)
(-) dražja ustanovitev in večji stroški pri delovanju družbe	(+) cenejša ustanovitev in manj stroškov pri poslovanju

Ker je osebnih družb več vrst, med njimi pa so pomembne razlike, navajamo prednosti in pomanjkljivosti posameznih oblik osebnih družb:

Tabela 5: Prednosti in slabosti družbe z neomejeno odgovornostjo (d.n.o.)

Prednosti	Slabosti
vsi družbeniki imajo možnost popolnega nadzora	močna vezanost družbenikov na družbo (možna konkurenčna prepoved)
možen dogovor o delitvi dela	neomejena in solidarna odgovornost
možnosti financiranja so večje kot pri samostojnem podjetniku	

Prednosti in slabosti komanditne družbe:

1. **za komplementarja:** je prednost, da se na račun vloge komanditista povečuje lastni kapital, ne da bi bilo treba deliti poslovodstvo z drugimi družbeniki. Slabosti sta dve, in sicer: močno je vezan na družbo in jamči neomejeno osebno in solidarno;
2. **za komanditista:** sta dve prednosti, in sicer: kljub udeležbi ni odgovoren z osebnim premoženjem in ni mu potrebno sodelovati pri poslovodstvu. Slabost pa je, da le omejeno lahko nadzoruje poslovanje družbe, v katero je vložil svoj kapital.

Družba torej omogoča združitve strokovno usposobljenih podjetnikov, ki so v družbi komplementarji, s finančno močnimi družbeniki v vlogi komanditistov, ki ne želijo jamčiti z osebnim premoženjem kot tudi ne sodelovati pri poslovodstvu.

Prednosti in slabosti tihe družbe:

1. **za tihega družbenika** so prednosti naslednje: udeležba brez obveznosti sodelovanja, omejitev jamstva in udeležba je lahko trajna. Slabosti pa sta dve: majhna možnost kontrole in pri povečanju vrednosti družbe ni udeležen;
2. **za druge družbenike** obstajata dve prednosti: lastni kapital narašča, ne da bi bilo potrebno odstopati poslovodenje drugim družbenikom in udeležba se navzven ne vidi.

Tabela 6: Prednosti in pomanjkljivosti delniške družbe in družbe z omejeno odgovornostjo

Delniška družba (d.d.)	Družba z omejeno odgovornostjo (d.o.o.)
(+) možnosti zbiranja večjih denarnih vložkov, zlasti iz anonimnih virov	(-) možnosti zbiranja denarnih vložkov so zožene
(+) kotiranje delnic na borzi vrednostnih papirjev	(-) ker deleži d.o.o. niso vrednostni papirji, ni možnosti nastopanja na borzi
(-) dražja oblika (višji stroški že pri ustanovitvi, izdaji novih delnic, pri upravljanju)	(+) cenejša oblika v vseh navedenih elementih
(-) bolj zapleteno upravljanje (več obveznih organov)	(+) enostavnejše upravljanje
(-) statutarna strogost pri urejanju notranjih razmerij v družbi	(+) večja stopnja dispozitivnosti pri urejanju notranjih razmerij v družbi
(+) prenosi delnic so manj zapleteni in manj formalizirani	(-) prenosi deležev so bolj zapleteni (več je osebnih razmerij, sprememba lastništva je bolj formalizirana, velja predkupna pravica)

Družbe in podjetniki morajo voditi poslovne knjige in jih enkrat letno zaključiti. Poslovno leto se razlikuje od koledarskega leta. Na podlagi zaključenih poslovnih knjig je treba za vsako poslovno leto (po koncu tega poslovnega leta) sestaviti računovodske izkaze.

3.1. Razvrstitev družb glede na velikost

Družbe se zaradi vodenja poslovnih knjig in sestave letnih računovodskih izkazov razvrščajo na majhne, srednje in velike družbe z uporabo naslednjih meril:

- povprečno število zaposlenih v zadnjem poslovnem letu,
- čisti prihodki od prodaje v zadnjem poslovnem letu,
- vrednost aktive ob koncu poslovnega leta.

Tabela 7: Razmejitev podjetij na mala, srednje velika in velika po ZGD-1¹⁷

	Malo podjetje	Srednje veliko podjetje	Veliko podjetje
Število zaposlenih	< 50	> 50 < 250	> 250
Letni promet (v 10 ⁶ EUR)	> 2 < 7,3	> 7,3 < 29,2	> 29,2
Bilančna vsota (v 10 ⁶ EUR)	> 2 < 3,65	> 3,65 < 14,6	> 14,6

Pri več mednarodnih primerjavah so težave zaradi različnih opredelitev malega gospodarstva¹⁸, zato je Komisija skupnosti izdala priporočilo (Creating the entrepreneurial Europe, 2003) o enotni opredelitvi za mikro, mala in srednje velika podjetja v EU.

¹⁷ Vir: ZGD-1

¹⁸ Filion je naredil raziskavo opredelitve malih in srednje velikih podjetij in ugotovil, da ustrezna opredelitev malega gospodarstva ne obstaja ali jo je težko določiti. Kot vzrok je navedel nestanovitnost okolja, ki zahteva nenehno dejavno prilagajanje in spreminjanje, kar dosežejo mala podjetja kot velika podjetja s hierarhično birokracijo (Rebernik, 1997)

Tabela 8: Razmejitev podjetij na mikro, mala in srednje velika v EU¹⁹

	Mikro podjetje		Malo podjetje		Srednje veliko podjetje	
	Do 31.12.2004	Od 1.1.2005	Do 31.12.2004	Od 1.1.2005	Do 31.12.2004	Od 1.1.2005
Število zaposlenih	< 10	< 10	< 50	< 50	< 250	< 250
Letni promet (v 10 ⁶ EUR)	-	≤ 2	≤ 7	≤ 10	≤ 40	≤ 50
Bilančna vsota (v 10 ⁶ EUR)	-	≤ 2	≤ 5	≤ 10	≤ 27	≤ 43

3.2. Opredelitev problematičnosti podjetij

Poznamo problematična in neproblematična podjetja. V strokovni literaturi obstaja več opredelitev problematičnosti podjetij. Watson in Everett (1993) ugotavljata, da je problematičnost podjetij povezana z opustitvijo dejavnosti, ko so viri sredstev preneseni v donosnejše naložbe (sprememba lastništva podjetja in prenehanje podjetja).

Problematično podjetje je podjetje, zoper katerega je bil uveden stečajni postopek ali je prenehalo delovati tako, da so upniki utrpeli izgubo. Valentinčič (1999) ugotavlja, da je ta opredelitev problematičnosti relevantna samo za analizo podjetja z vidika upnika. Z vidika lastnika pa je podjetje problematično tudi, ko ni v stečaju in ne dosega zahtevane donosnosti. Tudi podjetje, ki je prenehalo z dejavnostjo, ni uspešno, čeprav upniki niso utrpeli izgube. Problematično je tudi podjetje, ki je prenehalo delovati, ker je bilo prodano ali likvidirano z izgubo na račun lastniškega kapitala, zato da bi se preprečile nadaljnje izgube. V tem primeru ni nujno, da upniki utrpijo kakršnokoli izgubo. Valentinčič (1999) pravi, da je ta mera pristranska zaradi uporabe izraza »izguba na račun lastnikov«, ki je lahko subjektivna ocena posameznika (na primer lastnika).

Neuspešno podjetje je lahko tisto, ki v določenem času ni sposobno povečati obsega poslovanja do ravni, kjer je zagotovljena donosnost vsem, ki so prispevali kapital v podjetje (neuspešna podjetja lahko poslujejo z dobičkom, vendar je le-ta prenizek, da bi zagotavljal ustrezno donosnost lastnikom), ki prejema državno subvencijo ali pomoč (Lewis in Pendrill, 1995), nepravočasno izplača kupon ali glavnico obveznic, prekorači bančni limit ali ne izplača prednostne dividende (Beaver, 1996), ne plača obresti banki (Hayden, 2002), zahteva reprogramiranje obveznosti iz naslova dolžniškega kapitala (sprememba amortizacijskega načrta dolžniškega financiranja; Hayden, 2002) ali pri plačilu obresti banki zamudi več kot 90 dni (Falkenstein, Boral in Carty, 2000)²⁰. Cirman, Ferligoj, Prašnikar in Valentinčič (1999) pojmujejo kot problematično tisto podjetje, ki ne dosega povprečne donosnosti bančnih vlog, kar pomeni, da lastniki za svoje naložbe v podjetje ne dobijo ustreznega donosa za tveganje. Kapital bi namreč lahko naložili v bančne vloge za manj tvegano donosnost. Problematično je lahko tudi podjetje, ki ima negativni lastniški kapital ali ni oddalo statističnih podatkov iz računovodskih izkazov za javno poročanje. Valentinčič (1999) ter Mramor in Valentinčič (2003) problematično podjetje opredelita z blokado transakcijskega računa, kar je med raziskavami plačilne discipline podjetij edinstveno.

Tudi dobri kupci lahko postanejo slabi oziroma grede v stečaj. Lahko jih prizadenejo razne nepričakovane okoliščine, ali pa njihovi kupci svojih dolgov ne poravnajo (na nekaterih trgih kažejo podatki, da je eden od petih

Tabela 9: Stečaji v vzhodni Evropi

	2005	2006	2007	Sprememba 2006/2007 v %
Estonija	265	228	234	+ 2,6
Latvija	830	1.174	1.272	+ 8,3
Litva	773	808	814	+ 0,7
Poljska	793	576	447	- 22,4
Slovaška	2.200	2.150	2.100	- 2,3
Slovenija	1.383	1.246	1.240	- 0,5
Češka	3.882	4.227	4.250	+ 0,5
Madžarska	7.983	9.447	9.500	+ 0,6
Skupaj	18.294	19.856	19.857	0,0

¹⁹ Vir: Creating the entrepreneurial Europe, 2003

²⁰ Kriterij problematičnosti podjetja je tudi predlagan v okviru projekta Basel II (Basel Committee on Banking Supervision, 2001).

stečajev podjetij posledica nesolventnosti njihovih pomembnih klientov) (Jus, 2004). Za lažjo predstavo, koliko je stečajev v Evropi, si oglejmo tabeli²¹ 9 in 10. Pri Sloveniji lahko opazimo, da je trend zmanjševanja števila stečajev, vendar pa ni tako velik, kot je na Poljskem. Glede na to, da je Poljska največja država v vzhodni Evropi, ima relativno malo stečajev. Zelo veliko število stečajev je na Madžarskem, približno pol manj jih je na Češkem.

Tabela 10: Stečaji v zahodni Evropi

	2003	2004	2005	2006	2007	Sprememba 2006/2007 v %
Belgija	7.593	7.836	7.878	7.617	7.690	+ 1,0
Danska	2.506	2.620	2.497	1.987	2.400	+ 20,8
Nemčija	39.470	39.270	36.850	30.680	27.490	- 10,4
Finska	2.769	2.385	2.278	2.285	2.300	+ 0,7
Francija	38.296	40.776	41.930	40.360	42.670	+ 5,7
Grčija	480	577	580	520	510	- 1,9
Velika Britanija	14.815	12.813	13.462	13.686	12.950	- 5,4
Irska	346	321	327	304	310	+ 2,0
Italija	16.000	17.500	17.150	8.827	5.410	-38,7
Luksemburg	655	665	682	634	680	+ 7,3
Nizozemska	6.386	6.648	6.780	5.941	4.710	- 20,7
Norveška	5.223	4.297	3.540	3.032	2.870	- 5,3
Avstrija	5.643	6.328	7.136	6.584	6.362	- 7,2
Portugalska	2.980	3.123	3.300	3.400	3.350	- 1,5
Švedska	7.099	6.588	5.865	5.243	4.890	- 6,7
Švica	4.539	4.955	4.751	4.528	4.400	- 2,8
Španija	646	561	869	853	830	- 2,7
Skupaj	155.446	157.263	155.875	136.751	129.822	- 5,0

V zahodni Evropi močno prednjačita po številu stečajev Nemčija in Francija. Največji trend padanja števila stečajev beležijo v Italiji in na Nizozemskem. Veliko število stečajev ima tudi Velika Britanija. Glede na svojo velikost ima Španija malo stečajev.

3.3. Osnovni znaki krize podjetja

Osnovni znaki krize podjetja so zmanjšanje dobičkonosnosti, povečanje dolga, padec prodaje ob nespremenjenih cenah, padec tržnega deleža, zmanjšanje plačilne sposobnosti in kazalnikov pokritja obrestnih odhodkov z denarnim tokom ali dobičkom iz poslovanja, zaostrena politika dividend in spremenjena uporaba računovodskih standardov. Pomemben znak dobaviteljem in investitorjem so lahko tudi kadrovske spremembe na vodilnih položajih. Zaskrbljujoče je lahko tudi dejstvo, da podjetje neredno odgovarja na pošto oziroma celo ne odgovarja, zaostaja pri tekočih poslih, ipd. Podjetju se v taki situaciji poveča število reklamacij, pogosto jim posjilodajalci prekinejo vezi, podjetje ima težave z zagotavljanjem kvalitete, ipd. (Berk, 2002).

Informacije, ki veliko povedo o zmanjšanju dolgoročne plačilne sposobnosti, so naslednje (Bergant, 2000):

- zmanjšanje trajnega kapitala podjetja,
- zmanjšanje dobičkonosnosti poslovanja osnovne dejavnosti,
- poslovanje z izgubo,
- zmanjšanje denarnega toka,
- povečevanje stopnje zadolženosti,
- zmanjševanje obratnega kapitala podjetja,
- povečevanje potrebe po obratnem kapitalu podjetja,
- povečanje primankljaja obratnega kapitala podjetja (kapitalska neustreznost), povečevanje tveganj v poslovanju.

²¹ Vir: Creditreform z dne 1.5.2008

3.4. Delniška družba

Delniška družba je družba, kjer je osnovni kapital razdeljen na delnice. Najnižji znesek osnovnega kapitala je 25.000 evrov, najnižji nominalni znesek delnice je 1 evro. Višji nominalni zneski se morajo glasiti na večkratnik 1 evra. Delniško družbo lahko ustanovi ena ali več fizičnih ali pravnih oseb, ki sprejmejo statut. Ta mora biti izdelan v obliki notarskega zapisa. Delnice se lahko vplačujejo v denarju ali s stvarnimi vložki. Vsaj 1/3 osnovnega kapitala mora biti vplačana v denarju, pred vpisom družbe v sodni register mora biti na vsako delnico, ki se vplača v denarju, vplačanega najmanj 25 % osnovnega kapitala. Če so delnice deloma krite s stvarnimi vložki, mora biti pred vpisom družbe v register v denarju vplačan tisti del, ki ni krit s plačilom s stvarnim vložkom, stvarni vložki pa morajo biti dani na razpolago družbi. Družba se ne more ustanoviti le s stvarnimi vložki. Če družbo ustanovi en ustanovitelj, mora delnice v celoti vplačati pred vpisom družbe v register ali zagotoviti družbi ustrezno varščino. Organi delniške družbe so skupščina, nadzorni svet (ni obligatoren, razen če tako določa zakon ali statut) in uprava. Skupščina se sestane najmanj enkrat letno, predvsem tedaj, ko odloča o bilančnem dobičku ter o podelitvi razrešnice upravi in nadzornemu svetu. Za njen sklic veljajo stroga postopkovna določila, na sami skupščini mora sodelovati notar, ki izdela zapisnik skupščine v notarskem zapisu. Če skupščina odloči, da se bilančni dobiček deli med delničarje (dobiček se lahko deli tudi delavcem ali uporabi v druge namene, določene s statutom), se ta deli med njimi v sorazmerju s številom delnic, ki jih ima posamezni delničar. V kolikor je izkazana izguba, se dobiček ne more deliti. Skupščina za 4 leta imenuje nadzorni svet, ki nadzoruje vodenje poslov družbe). Nadzorni svet imenuje upravo družbe (do 5 let), ki družbo vodi.

3.5. Družba z omejeno odgovornostjo

Družba z omejeno odgovornostjo je družba, katere osnovni kapital sestavljajo osnovni vložki družbenikov. Vrednost vložkov je lahko različna. Družbo lahko ustanovi ena ali več fizičnih oziroma pravnih oseb, ki postanejo z ustanovitvijo družbe družbeniki. Družba ima lahko največ 50 družbenikov. Lahko jih ima tudi več kot 50, vendar tedaj potrebuje dovoljenje ministra, pristojnega za gospodarstvo. Družba odgovarja za obveznosti z vsem svojim premoženjem, medtem ko družbeniki odgovarjajo do višine ustanovnega deleža v kapitalu družbe. Družba se ustanovi s pogodbo, ki je lahko sklenjena v obliki notarskega zapisa, kadar jo ustanavlja več družbenikov. Družbeno pogodbo podpišejo vsi družbeniki. Osnovni kapital (osnovna glavnica) mora znašati vsaj 7500 eurov, vsak osnovni vložek pa najmanj 50 eurov. Osnovni vložek je lahko zagotovljen v denarju ali kot stvarni vložek ali stvarni prevzem. Kot stvarni vložek se lahko zagotovijo premičnine in nepremičnine, pravice in podjetje ali del podjetja. Za stvarni vložek se šteje tudi plačilo za premoženjske predmete, ki jih je družba prevzela in jih prišteje družbenikovemu vložku.

Prednosti:

- Družbeniki za obveznosti d.o.o. ne odgovarjajo. Odgovornost družbenika za obveznosti družbe je lahko le izjemna (spregled pravne osebnosti).
- Ni potrebno, da bi bil poslovodja družbe za opravljanje svoje funkcije v rednem delovnem razmerju z družbo.
- Družba lahko ima pri nastopanju v pravnem prometu odprtih več TRR.

Slabosti:

- Možnosti zbiranja denarnih vložkov so zožene.
- Ker deleži d.o.o. niso vrednostni papirji, ni možnosti nastopanja na borzi.
- Družbo za vpis v sodni register prijavi poslovodja pri pristojnem sodišču.

3.6. Samostojni podjetnik

Samostojni podjetnik posameznik je gospodarski subjekt, ki ni gospodarska družba. Je fizična oseba, ki se ukvarja z gospodarsko dejavnostjo. ZGD-1 v 6. alineji 3. člena določa, da je samostojni podjetnik posameznik fizična oseba, ki na trgu samostojno opravlja pridobitno dejavnost v okviru organiziranega podjetja. S.p., kot že rečeno, ni gospodarska družba – status je različen, čeprav zanj smiselno veljajo določena določila ZGD-1, ki se primarno uporabljajo za gospodarske družbe (npr. o dejavnosti, firmi, sedežu; glej zlasti od 71. do 75. člena ZGD-1). Ker je fizična oseba, tudi ne potrebuje ustanovitvenega akta (za razliko od gospodarskih družb). Samostojni podjetnik odgovarja za svoje obveznosti z vsem svojim premoženjem. Ta oblika »organiziranosti« je najbolj enostavna, vendar pa na drugi strani predstavlja velik riziko nastopanja na trgu – zato je ta oblika manj primerna za bolj tvegane posle (v tem primeru je bolje ustanoviti eno izmed oblik gospodarskih družb, ki jih opredeljuje ZGD-1).

1. Podobnosti med s.p. in gospodarskimi družbami so v tem, da je s.p. gospodarski subjekt, ki stopa v poslovne odnose s tretjimi osebami, zato mora tudi s.p. imeti določeno firmo, dejavnost,...biti mora registriran. Navzven mora biti razviden status gospodarskega subjekta. Izjemo od dolžnosti registracije

s.p. predstavljajo majhni podjetniki, za katere je dovolj že, da se prijavijo na pristojnem davčnem organu.

2. Razlike med s.p. in gospodarskimi družbami:

- s.p. ni pravna, ampak fizična oseba;
- s.p. ne pridobi pravne subjektivitete (osebnosti) z vpisom v register oziroma ne nastane s prijavitvijo davčnemu organu;
- pri s.p. ni potrebe po zakonitem zastopanju – ker gre za fizično osebo, se zastopa sam;
- podjetnik odgovarja za svoje obveznosti z vsem svojim premoženjem.

Samostojnega podjetnika posameznika ne smemo enačiti z obrtnikom. S.p. lahko opravlja katerokoli dejavnost – tudi obrtno. Obrtnik pa le obrtno dejavnost.

Davčna osnova od dohodka iz dejavnosti je dobiček, ki se ugotovi kot razlika med prihodki in odhodki. Če za zavezanca ne obstaja obveznost vodenja poslovnih knjig in njegovi prihodki iz dejavnosti v zadnjih 12 mesecih (z vključno mesecem oktobrom) tekočega leta ne presegajo 42.000 evrov in ne zaposluje delavcev, potem lahko pri ugotavljanju davčne osnove naslednjega leta zahteva upoštevanje normiranih stroškov (25 %). Obvezni prispevki za socialno varnost pa se priznajo kot odhodek.

4. OSEBNOST

Naučil sem se, da se pod vsakim trdim oklepom skriva nekdo, ki želi biti cenjen in ljubljen. (Andz Roones)

Zanimanje za človeka in želja po natančnem opisu naših lastnosti ter po jasni opredelitvi vzrokov našega delovanja je stara toliko, kot je star človek. Seveda so se načini opisovanja iz preteklosti do danes močno spreminjali. Opisi naše osebnosti v veliki meri izražajo duh časa in način razmišljanja. Za razjasnitev, kaj osebnost sploh je, navajamo (samo) nekaj definicij. Osebnost predstavlja relativno trajno in edinstveno celoto duševnih, vedenjskih in telesnih značilnosti posameznika (Musek, 1993). Sam Allport je opredelil osebnost kot »dinamično organizacijo tistih psihofizičnih sistemov pri posamezniku, ki določajo značilne načine njegovega prilagajanja okolju« (Allport, 1961, v McAdams, 1997). Zagorka Pešič-Golubovič (1966, v Musek, 1993) je Allportovo definicijo razširila: »Osebnost je edinstvena dinamična organizacija bioloških in psihosocialnih značilnosti (vključujoč temeljne človeške potrebe in sisteme vrednot), ki usposablja človeka, da stopa v družbeno komunikacijo in ustvarjalno spreminja naravo in družbeno okolje, uresničujoč se v tem procesu kot družbeno bitje in kot svojevrsna individualnost«. Veliki slovenski psiholog Anton Trstenjak je v delu »Problemi psihologije« (1976) opredelil osebnost kot »biološko odprt, dialektično dejaven sistem človekove samodejnosti, ki dosega v mejah med dednostjo in okoljem, subjektom in svetom ter posameznikom in družbo vedno popolnejšo stopnjo samozavesti v odpornosti, veljavnosti, vrednosti in smiselnosti življenja.«

Osebnost je kompleksna, vendar tudi organizirana (Musek, 2005). Nanjo lahko gledamo iz raznolikih teoretičnih gledišč in različnih nivojev abstrakcije in širine (John, Hampson in Goldberg, 1991; McAdams, 1995). Vsak od teh nivojev je narejen iz edinstvenega prispevka k našemu razumevanju individualnih razlik v obnašanju in izkušnjah. Človek deluje kot bitje, ki z vsemi dispozicijami in kognitivnimi zmožnostmi uravnava svoj odnos do okolja, se mu na eni strani prilagaja in ga na drugi strani tudi aktivno preoblikuje v skladu s svojo samoučinkovitostjo, torej predstavlja o tem, koliko je na katerem področju kompetenten in učinkovit. Pri tem deluje samoregulativno, vodi ga skladnost med cilji in dosežki (Musek, 2005). Samoregulacija je »poskus zmanjšanja razlike med dosežki in cilji ter sledstveno postavljanje novih in višjih ciljev« (Bandura, 1988, v Musek, 2005) in je temelj motiviranega obnašanja. S postavljanjem ciljev proizvajamo razliko med načrtovanim in doseženim, z doseganjem ciljev to razliko zmanjšujemo. Pri tem so pomembne povratne informacije na eni strani in moralni standard na drugi, to namreč omogoča vrednotenje doseženega. Na tej osnovi pa sledi nadaljnje delovanje (Musek, 2005).

4.1. Osebnost in okoliščine

Na naše vedenje vplivajo po eni strani vse naše osebne značilnosti (poteze, motivi, stanja), po drugi strani pa situacije, v katerih se znajdemo. Po Cattellu bi lahko potemtakem opredelili osebnost kot »nekaj, kar nam pove, kaj bo posameznik naredil v dani situaciji« (Cattell, 1975, v Musek, 1993). Osnovna enota za analizo osebnosti je osebnostna poteza (Allport, 1937, v Johnson, 1997). Pojem osebnostne poteze naj bi torej bil pravzaprav nujen za sistematično razumevanje osebnosti. Osebnostno potezo (torej) lahko opredelimo kot »konsistentne vzorce razmišljanja, občutkov in dejanj, ki ljudi med seboj razlikujejo« (Johnson, 1997). V tej definiciji lahko najdemo nekatere pomembne lastnosti osebnostnih potez. Z njihovo pomočjo lahko primerjamo ljudi med seboj, saj vsebujejo neko osnovno, konsistentno enoto za opis in pomagajo pri razlagi konsistentnih vzorcev vedenja ljudi (Hanson, 1958, v Johnson, 1997). Behavioristično usmerjeni avtorji iščejo stabilne povezave med dražljaji in odgovori, ne pa stabilne notranje poteze ljudi. Vendar pa njihove kritike o obstoju osebnostnih potez ne vzdržijo zaradi naslednjih razlogov (Johnson, 1997):

1. da lahko situacija vpliva na posameznika, mora v njem obstajati nekaj, na kar bo vplivala – torej situacija vpliva na naše osebnostne poteze;
2. posamezniki se na različne situacije odzivajo različno;
3. osebnostne poteze govorijo, da se na enak način odzivamo na enake, ne različne situacije;
4. tudi obstoj osebnostne poteze ne pomeni, da so naše reakcije popolnoma konsistentne;
5. nekonsistentnost v vedenju še ne pomeni notranje nekonsistentnosti.

Naše obnašanje je torej posledica delovanja velikega števila vzročnih dejavnikov; tako situacijskih kot osebnostnih. Različne situacije lahko pri istih ljudeh izzovejo kaj različno obnašanje. Niso pa samo okoliščine tiste, ki poleg osebnostnih lastnosti vplivajo na obnašanje. Poleg potez lahko na obnašanje vplivajo tudi drugi osebnostni faktorji. Osebnost niso samo poteze; čeprav so poteze izredno pomembne kot relativno trajni in stabilno delujoči osebnostni pojav, vplivajo na naše obnašanje manj kot nekatere prehodne, spremenljive značilnosti. Mednje sodijo predvsem stanja, vloge in razpoloženja. Poteze so značilne za posameznika in variirajo med osebami; stanja, vloge in razpoloženja pa variirajo znotraj posameznika – podobno kot situacije. Na vedenje pa ne vplivajo samo situacije in osebnost, marveč tudi specifični načini interakcije med obema viroma.

Po mnenju raziskovalcev so najpomembnejši izvori obnašanja interakcijski učinki, kjer je vpliv oseb vezan na vpliv situacije in vpliv situacije na osebo (v Musek, 2005). Interakcija med osebo in situacijo je lepo razvidna iz našega kognitivnega delovanja: ljudje izbiramo, urejamo in produciramo situacije glede na svoje kognicije in lastnosti (Bowers, 1973, v Musek, 2005). Dejstvo je, da prihajajo naše dispozicije v določenih situacijah bolj do izraza kot v drugih. V nekaterih pogledih se obnašamo bolj konsistentno, kot v drugih (v Musek, 2005). Zanimivo je, kako je dejansko od naših osebnostnih lastnosti odvisno, ali bo situacija vplivala na naše obnašanje. Že dolgo je znano, da se nekateri ljudje hitreje in intenzivneje prilagajajo situacijam kot drugi.

Buss (1989, v Musek, 2005) navaja pet kategorij, pri katerih se pogosto pojavljajo pomembne razlike med vplivom situacij in vplivom osebnostnih dispozicij:

- kontekst okoliščin,
- navodila,
- možnosti izbire,
- trajanje,
- narava odzivanja.

Vpliv situacij je večji, če smo v novih, formalnih in javnih situacijah, če imamo natančna in popolna navodila za obnašanje, če imamo malo ali nič izbirnih možnosti, če gre za krajši in ožji obseg obnašanja. Če smo v znanih, neformalnih in zasebnih okoliščinah, če ne gre za posebna navodila o obnašanju, če imamo več izbir, več časa in širok obseg obnašanja, pa je pričakovati večji vpliv osebnostnih dispozicij (Musek, 2005).

4.2. Problem ocenjevanja in samoocenjevanja osebnostnih lastnosti

Psihologi so v svojih raziskavah osebnostnih potez pogosto naleteli na težavo, ki se nanaša na lastno ocenjevanje in njeno natančnost. Obstajajo nekateri pomisleki v povezavi s tem, ali smo sposobni natančno oceniti našo osebnost, oziroma zakaj se v zvezi s tem pojavljajo težave. Tako lahko najdemo nekatere razlike v ocenjevanju fenotipskih in genotipskih potez glede na to, ali smo te ocene podali sami ali pa so jih za nas podali drugi (Johnson, 1997). Prvi dejavnik je, da lahko sami neposredno poročamo o svojih notranjih lastnostih, torej genotipskih potezah (čustvene in kognitivne), medtem ko morajo drugi pri teh ocenah uporabiti sklepanje, saj nimajo neposrednega dostopa do naših lastnosti. Pri tem so ugotovili, da so te ocene bolj zanesljive pri ljudeh, ki odprto izražajo svoja čustva (Kenrick in Stringfield, v Johnson, 1997).

Obratno velja za zunanje poteze (vedenjske poteze). Drugi jih lahko pri nas direktno opazijo, medtem ko moramo mi o njih sklepati, zato je ocenjevanje fenotipskih potez bolj zanesljivo, če ga opravijo drugi. Tretji dejavnik, ki nastopa pri lastnem ocenjevanju, so obrambni mehanizmi, saj lahko zaradi njih napačno sklepamo oziroma napačno zaznavamo svoje osebnostne poteze. Skladanje med lastno oceno zunanjega opazovalca je pogojeno tudi s tem, da oba na enak način razumeta vprašanja in pojme, ki se v vprašalnikih pojavljajo. Nerazumevanje oziroma nesporazumi zaradi napačnega pojmovanja postavk se pojavljajo pogosteje, kot bi si raziskovalci mislili (Goldberg in Krakowski, 1985, v Johnson, 1997). Če ni predsodkov proti osebi, ki jo ocenjuje, bo zunanji opazovalec lahko izjemno natančno ocenil fenotipske lastnosti posameznika, medtem ko ostaja vprašljivo, ali sploh imamo dostop do genotipskih lastnosti, ki se nanašajo na nezavedne vsebine.

Na ocenjevanje osebnostnih lastnosti vplivajo številne napake ocenjevanja, npr. atribucijska napaka, pristranost v ocenah, implicitne teorije, sheme in skripti. Ocenjevanje osebnostnih lastnosti je pogosto premalo soglasno, tako da se zdi, da so ocene včasih bolj odvisne od tega, kdo ocenjuje, kot od tega, koga se ocenjuje. Vendar ne prvega ne drugega ne moremo splošiti. Ocenjevanje osebnosti je lahko tudi dokaj soglasno. Ocene so tem ustrežnejše, čim bolj poznamo ljudi (v Musek, 2005). Samoocene pomembno korelirajo z ocenami ljudi, ki jih dobro poznamo in to tem bolj, čim več postavk in ocenjevalcev upoštevamo (Kenrick in Funder, 1998; Cheek, 1982, vse v Musek, 2005).

4.3. Raziskovanje osebnosti

Možnost znanstveno osnovane sistematične klasifikacije in opisovanja osebnosti je osrednjega pomena za raziskovanje in uporabo psihologije na različnih področjih spoznavanja človeka. Kot najučinkovitejše orodje za iskanje strukturne zgradbe osebnosti se je izkazala faktorjska analiza. Še vedno pa ostaja odprto vprašanje primerne števila faktorjev, ki bi najbolj optimalno opisali strukturo osebnosti. Katere dimenzije osebnosti so glavne, primarne, splošne ali globalne in katere so v resnici le poteze obnašanja ali vedenjski izrazi teh dimenzij?

Raziskovalci do pred kratkim niso imeli jasnih in dokončnih napotkov ter zagotovil, katera od predlaganih razlag struktur osebnosti je najbolj uporabna: struktura »gigantskih treh« po Eysencku (ekstravertnost, nevroticizem, psihoticizem), »velikih pet« po Normanu ter Costi in McCraeju, ki jih zasledimo tudi pod imenom OCEAN (Costa in McCrae, 1992, v John in Srivastava, 1999), »vseobsegajočih šest« po Brandu (1994) (doda še faktor splošne inteligentnosti), Comreyjevih osem glavnih faktorjev, Guilfordovih deset glavnih faktorjev, freiburških dvanajst, »detajlnih šestnajst« po Cattellu (Cattell, Eber in Tatsuoka, 1970; John in Srivastava, 1999) ali katera druga struktura (Musek, 1997; Bucik, 1997). Vsak izmed omenjenih avtorjev je opremil svoj sistem s posebnim merskim pripomočkom. Čeprav so Cattell, Eysenck, Guilford, Comrey in drugi v faktorski analizi videli najboljšo metodo za raziskovanje osebnosti ter imeli samoocenitveni vprašalnik za najboljši pripomoček za zbiranje podatkov, so vseeno razvili tudi druge sisteme za organizacijo osebnostnih potez, ki pa so si večkrat v nasprotju, kot pa združljivi. Del variabilnosti v številu in poimenovanju faktorjev gre gotovo na račun teoretičnega pristopa, ki je pri posameznih avtorjih različen. Drugi del variabilnosti pa je verjetno posledica različnih metod, uporabljenih za sestavo lestvic, različnih postopkov za izpeljavo faktorske analize ter različnih postavk, ki so jih posamezni avtorji imeli kot najprimernejše za merjenje določenih osebnostnih dimenzij (Caprara, Barbaranelli, Borgogni, Bucik in Boben, 1997).

4.4. Razvoj modela Velikih pet

V zadnjem času se je za raziskovanje osebnosti uveljavil model Velikih pet, ki služi kot splošni model za opisovanje osebnostne strukture. Ta model, ki izvira iz dela Cattella, služi kot strukturna osnova za večino sodobnih raziskav na področju osebnosti (Hall, 1997). Čeprav ni sprejet v širšem smislu, ustrezno dopolnjuje biološko genetski pristop, ki predstavlja drugo dominantno orientacijo sodobnih osebnostnih raziskav. Razvoj modela Velikih pet se je začel z delom Allporta in Odberta (John in Srivastava, 1999), ki sta poskušala identificirati medosebne razlike na podlagi vseh izrazov, izbranih iz Webstrovega slovarja, ki se nanašajo na opis osebnosti. Ta pristop imenujemo tudi leksikografski pristop. Eysenckov pristop, pri katerem avtor ob ugotavljanju osebnostnih dimenzij izhaja iz lastne teorije, pa imenujemo faktorski (Caprara, Barbaranelli, Borgogni, Bucik in Boben, 1997). Leksikalna hipoteza, iz katere je izhajal Allport, je bila prvič izražena v delih Galtona, ki je bil mnenja, da so vse najpomembnejše medosebne razlike zapisane v jeziku. Allport in Odbert sta izbrala 17.954 izrazov, med katerimi se jih je 4.500 nanašalo na stabilne generalizirane poteze. Cattell je uporabil Allportov in Odbertov seznam lastnosti kot izhodišče za svojo analizo osebnostne strukture. Prvi, ki je ekstrahiriral pet repliciranih faktorjev na podlagi Cattellovih študij, je bil Donald Fiske. Tupes in Christal (1961, v Hall, 1997) sta ponovno analizirala podatke, pridobljene na osmih vzorcih, in prišla do petih močnih in vztrajno ponavljajočih se faktorjev, ki sta jih poimenovala surgentnost oziroma asertivna zgovornost, sprejemljivost, odvisnost, čustvena stabilnost in kultura. To je bil pravzaprav prvi sklop osebnostnih dimenzij, ki je dobil ime Velikih pet (Goldberg, 1981, v Hall, 1997). Tudi Norman je na podlagi uporabe izbranega sklopa Cattellovih spremenljivk potrdil petfaktorski model, pri tem je tretji faktor poimenoval vestnost. Norman je uporabil model Velikih pet za izgradnjo hierarhije osebnostnih opisov. Strokovni termin »Velikih pet« je skoval Goldberg (1981, v John in Srivastava, 1999; Avsec, 2007). Za svojo osnovo seznama pridevnikov in samoocenjevalnih vprašalnikov Velikih pet je izbral 1.710 pridevnikov (Avsec, 2007; Goldberg 1990, 1999).

Ločen raziskovalni program avtorjev McCrae-ja in Coste je identificiral model Velikih pet na podlagi raziskovanja osebnostnih vprašanj namesto izrazov za opis osebnosti. Za svoje faktorje sta uporabila naslednje izraze: nevroticizem, sprejemljivost, vestnost in odprtost. Tako obstajata dva vzporedna modela Velikih pet – prvi, ki izhaja iz leksikalnega modela, in drugi, ki izhaja iz faktorskega pristopa osebnostnih vprašalnikov. Ena od specifik, ki označujejo delo teh dveh avtorjev, je šest lastnosti, ki sestavljajo enega od petih faktorjev (Costa, McCrae in Dye, 1991). Tako so na primer nekatere lastnosti, ki sestavljajo ekstravertnost toplina, družabnost, asertivnost, iskanje razburljivosti in pozitivna čustva. Šest lastnosti, ki sestavljajo vestnost, so sposobnost, urejenost, občutek dolžnosti, iskanje dosežkov, samodisciplina in namenskost. V revidirani verziji svojega vprašalnika sta Costa in McCrae pripravila vprašanja, ki merijo tako posamezne lastnosti kot skupne faktorje (Costa in McCrae, 1992b, v Hall, 1997).

4.5. Dimenzije modela Velikih pet

Po desetletjih raziskav je bilo sprejeto soglasje o splošni sistematizaciji osebnostnih potez Velikih pet dimenzij osebnosti. Te dimenzije so izpeljane iz analiz jezikovnih terminov (Engler, 2006), ki jih ljudje uporabljajo za opis njih samih in drugih, in ne predstavljajo posebne teoretične smeri. Sistematizacija Velikih pet služi za dopolnilno funkcijo, ker predstavlja izpeljan sistem osebnega opisa v splošno shemo in ponuja standardno nomenklaturu za raziskovalce, ki delajo na polju osebnosti. Struktura Velikih pet ima to prednost, da lahko vsak

razume besede, ki definirajo faktorje. Njena slabost pa so pomeni besed, ki se lahko različno razumejo v različnih jezikih ali v različnih situacijah. Dimenzije Velikih pet dajejo model strukture osebnosti, ki predstavlja razlike med osebnostnimi potezami med posamezniki (John in Srivastava, 1999). Struktura osebnosti lahko opozori na organizacijo osebnostnih potez znotraj posameznika (Allport, 1958). S prihodom Velikih pet je za raziskovalce osebnosti postalo zanimivo raziskovanje načinov, s katerimi se lahko osebnostne poteze kombinirajo v razumljive vzorce znotraj posameznikov, in določanje posameznih tipov posameznikov, ki delijo osnovni osebnostni profil. Študije prikazujejo, da je ponovljivost in splošnost osebnostnih tipov možno empirično določiti (John in Srivastava, 1999). Nadaljnja preverjanja pokažejo, da ima edinstveno sozvočje osebnostnih potez, kombinirano s posameznim tipom, pomembne posledice za široko področje življenjskih izidov (Robins, John in Caspi, 1998). Kot je upal Allport, se je delo na dimenzijah osebnosti nadaljevalo do sedaj, ko so raziskovalci dosegli formalni konsenz o njih: tu je pet posnemljivih, širokih dimenzij osebnosti in so lahko povzete širokih konceptov ekstravertnosti, sprejemljivosti, vestnosti, nevroticizma in odprtosti k izkušnjam.

4.5.1. Ekstravertnost

Najbolj preučevana dimenzija osebnostnih lastnosti je ravno ekstravertnost, ki jo lahko imenujemo tudi energija ali surgentnost (Goldberg, 1990). Ekstravertni posamezniki so aktivno vključeni v svet, so družabni, ekspresivni, energični in dominantni, medtem ko so introvertni posamezniki tihi, zavrti, submisivni, ... Raziskave kažejo, da ekstraverti v primerjavi z introverti govorijo več in hitreje pričnejo pogovor v različnih socialnih interakcijah, za njih je značilen daljši očesni kontakt, imajo širšo socialno mrežo, več prijateljev, boljšo socialno podporo. Za preživljanje prostega časa pogosteje izberejo socialne aktivnosti, bolj pogosto igrajo igre na srečo, pogosteje so vključeni v različne seksualne aktivnosti, pogosteje živijo z drugimi kot pa sami (Avsec, 2007). Na področju dela bolj pogosto izbirajo poklice, ki vključuje direkten odnos z drugimi ljudmi, kot je na primer prodaja, marketing, poučevanje (John in Srivastava, 1999). Introverti pa imajo raje poklice, kjer je večja verjetnost, da bodo delali sami (umetniki, inženirji, raziskovalci, ...) (Avsec, 2007). Ekstraverti so boljši pri nalogah, ki zahtevajo deljeno pozornost ali odpornost proti motečim dražljajem, introverti pa so boljši pri nalogah, ki zahtevajo več pazljivosti in pozornosti na detajle. Introverti imajo tudi boljši spomin za besede in izvedbo v pogojih majhnega draženja (Keeney, Snell, Robinson, Svyantek in Bott, 2004). Razlike se pojavljajo tudi v učnih stilih: ekstraverti dajejo prednost hitrosti pred pravilnostjo, medtem ko se introverti usmerjajo raje na pravilnost kot na hitrost (McAdams, 2000, v Avsec 2007). Zgoraj našteje lastnosti moramo upoštevati pri zaposlovanju ljudi na določena delovna mesta. Zaradi različnih zahtevnosti so različni posamezniki lahko bolj uspešni od drugih (Keeney, Snell, Robinson, Svyantek in Bott, 2004).

Veliko raziskav poroča o pozitivni povezanosti ekstravertnosti z zadovoljstvom z življenjem in pozitivno emocionalnostjo. Ekstraverti poročajo o višjem subjektivnem zadovoljstvu ne glede na to, ali živijo sami ali z drugimi, ali živijo v večjem mestu ali v vaškem okolju, ali delajo v službah, kjer imajo kontakte z drugimi ali pa ne. So bolj srečni ne glede na spol, starost in rasno pripadnost. Mogoče zaradi tega, ker ekstraverti ignorirajo negativne dražljaje iz svojega okolja, se spominjajo preteklih dogodkov na pozitiven način, imajo višjo stopnjo socialnih spretnosti in medosebnih kompetentnosti, dobivajo več socialne podpore (Avsec, 2007). Zadnje raziskave pa kažejo močnejšo vlogo nevroticizma kot ekstravertnosti v celotnem konstruktivnem subjektivnega blagostanja.

Osrednje komponente ekstravertnosti naj bi bile: nagnjenost k doživljanju pozitivnih emocionalnih stanj, občutljivost na potencialne nagrade in nagnjenost k spodbujanju in uživanju socialne pozornosti (Keeney, Snell, Robinson, Svyantek in Bott, 2004; Hochwarter, Witt in Kacmar, 2000; Avsec, 2007).

Goldberg (1990) je v svoji raziskavi z leksično metodo prišel do naslednjih sinonimnih klastrov, ki naj bi označevali pozitivni pol ekstravertnosti: ognjevitost, družabnost, igrivost, ekspresivnost, spontanost, neprisiljenost, energičnost, zgovornost, asertivnost, živahnost, pogum, samozavest, odkritost, humor, ambicioznost in optimizem. Indikatorji introvertnosti pa naj bi bili: vzvišenost, molčečnost, zadržanost, plahost, inhibiranost, neagresivnost, pasivnost, počasnost in pesimizem. Costa in McCrae (1992) pravita, da je ekstravertnost sestavljena iz šestih primarnih potez ali facet; to so: asertivnost, aktivnost, iskanje vznburjenja, toplina, gregarnost (želja po družbi drugih ljudi) in pozitivne emocije. Goldberg (1999) je poimenoval facete ekstrovertnosti kot prijaznost, družabnost (gregarnost), asertivnost, aktivnost, iskanje stimulacije in veselost. Watson in Clark (1997) ravno tako predlagata šest facet, od katerih se vsaka deli na dve poddimenziji: družabnost (toplina, gregarnost), pozitivna emocionalnost (veselje, entuziazem), energija (živahnost, aktivnost), vplivnost – moč (ekshibicionizem, dominantnost), tveganje (spremembe, iskanje vznburjenja) in ambicioznost (storilnostna motivacija, vztrajnost).

4.5.2. Sprejemljivost

Tudi sprejemljivost so avtorji opredeljevali in preučevali nekoliko bolj natančno, čeprav ima krajšo zgodovino preučevanja kot ekstravertnost in čustvena stabilnost. Kot del osebnostnega opisa se je pojavila šele s taksonomijo Velikih pet (DeRaad in Perguini, 2002). V leksičnih študijah je bila sprejemljivost pogosto najbolj robusten faktor, kar kaže na njeno splošno pomembnost (John in Srivastava, 1999). Med petimi dimenzijami je sprejemljivost najpomembnejša lastnost v medosebnih odnosih. Hogan (1983, v Avsec, 2007) meni, da so ljudje morali razviti lastnosti, ki so jim pomagale živeti v skupinah. Če posameznik znatno odstopa od skupine in je od nje odrezan, ne sme več uporabljati zaloga stvari, ki jih ima ta skupina v lasti, zaradi česar postane samo preživetje tega deviantnega posameznika vprašljivo. Kar se tiče skupine, bo le-ta sicer sedaj manjša in bo zato imela manjše možnosti, da poveča svojo lastnino, vendar pa bo kot celota bolj kohezivna in bo lažje dosegla svoje cilje, ki so jih skupaj sprejeli kot pomembne. Tako so med seboj povezani tudi doseganje ciljev, skupinska kohezivnost in posameznikova sugestibilnost. Zato, da skupina posameznika vidi kot nekoga, ki je zanjo sprejemljiv, morajo člani skupine doseči konsenz o tem, kateri so atributi sprejemljivosti. Sprejemljivost napoveduje kasnejšo prilagojenost. Spremenljivke, ki se nanašajo na sprejemljivost v otroštvu in prijateljsko popustljivost, napovedujejo šolsko uspešnost, nadzor vedenja in socialno kompetentnost 10 let kasneje (Shiner, 2000). Eksplozivni in razdražljivi otroci se v odraslosti pogosteje razidejo z zakonskim partnerjem v primerjavi z njihovimi vrstniki. Nesprejemljivi moški dosegajo nižjo stopnjo izobrazbe, slabša delovna mesta, nesprejemljive ženske se poročijo z moškimi s podobno nizkimi storilnostnimi dosežki (Caspi, Elder in Bem, 1987, v Avsec, 2007). Sprejemljivost je bistvenega pomena tudi za psihično blagostanje, saj je pomemben prediktor psihičnega zdravja, pozitivnih emocij in dobrih medsebojnih odnosov, težnje po minimiziranju medosebnih konfliktov, spodbujanja skupinskega sodelovanja in nadzorovanja negativnih emocij v prisotnosti drugih (Avsec, 2007). Vpliv okolja je največji ravno pri sprejemljivosti.

Poddimenzije sprejemljivosti v vprašalniku NEO-PI-R (Costa in McCrae, 1992) so: zaupanje, odkritost, altruizem, ustrežljivost, skromnost in naklonjenost; pri vprašalniku IPIP-NEO 300 (Goldberg, 1999) pa so: zaupanje, moralnost, altruizem, sodelovanje, skromnost in naklonjenost; pri vprašalniku BFQ (Caprara, Barbaranelli, Borgogni, Bucik in Boben, 2002) pa sta dodani še prijaznost in sodelovanje.

4.5.3. Nevroticizem

Nevroticizem nekateri avtorji (Borgatta, 1964; Norman, 1963; Smith, 1967, 1991; John in Srivastava, 1999) poimenujejo tudi negativna emocionalnost ali čustvena stabilnost. Čustvena stabilnost je lastnost, ki preprečuje dolgotrajno skrajno čustvovanje in omogoča, da se oseba sorazmerno hitro vrne v nevtralna čustvena stanja (Kovač, Mayer in Jesenko, 2004). Ta lastnost je temeljni dejavnik čustvenega samoobvladanja in obrambe proti posledicam stresa (Kovač, Mayer in Jesenko, 2004). Znanstvena proučevanja so se pričela že v 19. stoletju, ko so raziskovalci sistematično začeli raziskovati medosebne razlike v osebnosti in emocijah. Nevroticizem je precej genetsko determiniran (Clark in Watson, 1999, v Avsec, 2007) in je močno povezan s psihopatologijo. Povezan je s celo vrsto kliničnih sindromov, vključno z anksioznimi motnjami, motnjami v čustvovanju, motnjami odvisnosti, psihosomatskimi motnjami, motnjami hranjenja, motnjami osebnosti in shizofrenijo. Tako rekoč je povišan nevroticizem navzoč v celotni klinični populaciji (Avsec, 2007). Posamezniki z visoko stopnjo nevroticizma poročajo tudi o stalnem nezadovoljstvu s seboj in z okoljem. Tako so ti posamezniki nezadovoljni na splošno s svojim življenjem, službo, delovnim okoljem. Manj so stabilni v medsebojnih odnosih, zato je pri njih večja verjetnost ločitve.

Negativne emocije, ki so povezane z nevroticizmom, so se razvile z namenom, da bi zaščitile organizem pred najrazličnejšimi grožnjami: občutja strahu in panike motivirajo organizem, da zbeži iz ogrožajoče situacije, budno pričakovanje in skrb pomaga posamezniku, da se izogne situacijam, ki so pri njem predhodno že povzročile negativne posledice, občutja jeze in sovražnosti pomagajo organizmu, da se zaščiti, občutja gnusa in zavračanja pa ščitijo organizem pred neprijetnimi in toksičnimi substancami. Kljub temu, da gre za neprijetna občutja, so bistvenega pomena za naše preživetje, kar pomeni, da so posamezniki s premalo aktivnim BIS-om²² lahko izpostavljeni določenim nevarnostim in da ima lahko tudi ekstremno nizka izraženost nevroticizma negativne posledice. Eisenck (1994, v Avsec, 2007) ugotavlja, da nižja izraženost nevroticizma lahko poveča posameznikovo ranljivost za raka, še posebej pri tistih, ki potlačujejo negativne emocije.

²² BIS je Grey (1987) opisal kot »ustavi se, poglej in poslušaj sistem«. Spodbuja budno preiskovanje okolja zaradi potencialnih groženj in motivira organizem, da je previden.

4.5.4. Odprtost za izkušnje

Odprtost za izkušnje je podlaga komunikativnosti, družabnosti, bogati čustveni izraznosti, vzpostavljanju medsebojnih odnosov, lahkotnosti navezovanja novih znanstev, sodelovanja, navezovanja kolegalnosti in novih partnerstev (Kovač, Mayer in Jesenko, 2004). Tipični ljudje, ki bi jih lahko opisali kot odprte za izkušnje – za to lastnost je namreč značilna bujna domišljija, širok razpon čustvenih reakcij, radovednost, svobodomiselnost – so veliki umetniki, znanstveniki, raziskovalci in športniki, ki jih duši rutina vsakodnevnega življenja, in ki jih karakterizira iskanje novih meja in novih dogodkov. S to potezo so povezana tudi socialna stališča, karijerne spremembe in moralno sklepanje (McCrae in Costa, 1997). Prvi izraz, ki so ga uporabili za to dimenzijo, je bil kultura (Tupes in Christal, 1961 v John in Srivastava, 1999), saj je vsebovala elemente, kot so intelektualnost, kultiviranost, estetska usmerjenost, domiselnost, na drugem polu pa so se nahajali izrazi, kot so praktičnost, logičnost, nerodnost, preprostost. Ta opredelitev je preveč spominjala na vzvišenost in je implicirala razlike v socialnem razredu, ki naj bi bile celo posledica izobraženosti, vendar so kasneje ugotovili, da igra formalno pridobljena stopnja izobrazbe le manjšo vlogo v izraženi odprtosti, korelacija je bila le 0,28 (McCrae in Costa, 1997).

V okolju dela je odprtost za izkušnje povezana s kreativnostjo na delovnem mestu, delovno uspešnostjo, negativno je povezana s plačo (Avsec, 2007). Na splošno metaanalize kažejo, da je odprtost za izkušnje najšibkejši prediktor delovne uspešnosti, vendar Griffin in Hesketh (2004, v Avsec, 2007) opozarjata, da je potrebno gledati na povezanost uspešnosti pri delu z nižjenivojskimi faktorji, saj so različno povezani s kriteriji. Pri vprašalniku IPIP-NEO 300 so facete odprtosti za izkušnje: domišljija, umetniški interesi, emocionalnost, avanturizem, intelekt in liberalnost (Goldberg, 1999).

Costa in McCrae (1992, v Avsec, 2007) menita, da kombinacija vestnosti in odprtosti opredeljuje posameznikov slog na področju učenja. Tako naj bi bile zelo vestne in odprte osebe najuspešnejše v šoli. Kljub temu, da niso bolj inteligentne kot ostali, združujejo resnično ljubezen do učenja z marljivostjo in organiziranostjo. Imajo visoke aspiracije in so pogosto ustvarjalne v svojem pristopu k reševanju problemov. V kontekstu učenja in izobraževanja je odprtost povezana tudi z učnimi strategijami, ki naj bi bile mediator med odprtostjo in učnim uspehom (Avsec, 2007).

4.5.5. Vestnost

Visoko vestnost so nekateri avtorji označili tudi kot pripravljenost slediti avtoriteti in se prilagajati družbenim normam (Hogan in Ones, 1997), kar je blizu Freudovemu pojmovanju superega in vesti. Vestnost naj bi bila po Freudu produkt superega, ki se razvije iz rešitve konflikta med otroško seksualnostjo in s strani staršev vodene socializacije (po Hogan in Ones, 1997).

Mnogo raziskav vestnosti različno definira njeno strukturo. Nekateri raziskovalci merijo vestnost v pogojih dosežkov, drugi se osredotočajo na redoljubnost, kontrolo impulzov ali odgovornost. Trenutno ni konceptualnega in ne empiričnega konsenza glede strukture vestnosti. Hough (1992), Mount in Barrick (1995) so zapisali, da je vestnost lahko naprej razdeljena na dve področji, in sicer storilnost in zanesljivost. Storilnost predstavlja sposobnost težkega dela in spoprijemanje z izzivi, zanesljivost pa odseva bolj medosebnostne komponente vestnosti, ki se manifestirajo v odgovornosti in ubogljivosti. Costa in McCrae (1998) menita, da so lahko facete vestnosti razvrščene v proaktivno in zadrževalno skupino. V tej strukturi naj bi bili dosežki in obveznosti upoštevani kot proaktivni, facete redoljubnost in samokontrola pa naj bi bili zadrževalni. Hough in Ones (2001) sta predlagala sestavo vestnosti iz šestih facet vestnosti: storilnost, zanesljivost, kontrola impulzov, redoljubnost, moralnost in vztrajnost. Caspi in sodelavci (2005, v Avsec, 2007) so na podlagi predhodnih raziskav in teoretičnih modelov predlagali model vestnosti z naslednjimi facetami: samonadzor nasproti vedenjski impulzivnosti, pozornost, storilnostna motivacija, redoljubnost, odgovornost in konvencionalnost. Roberts, Chernyshenko, Stark in Goldberg (2005) npr. menijo, da je vestnost sestavljena iz naslednjih facet: redoljubnosti, samokontrole, odgovornosti, marljivosti, tradicionalizma in kreposti.

Veliko število raziskav je ugotavljalo pomembnost vestnosti in njenih facet za učni uspeh. Raziskave kažejo, da med petimi faktorji prav vestnost najbolj pripomore k dobremu učnemu uspehu oziroma ga celo bolje napoveduje kot kognitivne sposobnosti (Bratko, Chamorro-Premuzic in Saks, 2006; Conard, 2006), pri čemer naj bi bili nižjenivojski faktorji še boljši napovedovalci učnega uspeha kot splošen faktor. Tudi pri delovni uspešnosti so nižjenivojski faktorji vestnosti boljši napovedovalci. Vendar pa vestnost ne napoveduje delovne uspešnosti na vseh delovnih mestih. Tako naj bi bila delovna uspešnost managerjev neodvisna od njihove vestnosti (Robertson, Baron, Gibbons, MacIver in Nyfield, 2000). Vestnost naj bi bila pozitivno korelirana z

dolgotrajnim kariernim uspehom (Judge, Higgins, Thoresen in Barrick, 1999), obdržanjem kolegov (Tross, Harper, Osher in Kneidinger, 2000), stabilnostjo zakona (Kelly in Conley, 1987; Tucker, Kressin, Spiro in Ruscio, 1998), zdravim načinom življenja (Booth-Kewley in Vickers, 1994; Bogg in Roberts, 2004; Roberts in Bogg, 2004; Roberts, Walton in Bogg, 2005) in dolгим življenjem (Friedman, Tucker, Tomlinson-Keasey, Schwartz, Wingard in Criqui, 1993; Roberts, Walton in Bogg, 2005). Posamezniki z nižjo vestnostjo se pogosteje in bolj verjetno zapletejo oz. povzročijo delovno ali avtomobilsko nesrečo (Wallace in Vodanovich, 2003; Schwebel, Severson, Ball in Rizzo, 2006). Visoko vestni posamezniki povečujejo varnost in produktivnost v delovnih organizacijah, ker lahko svoje vedenje regulirajo na ta način, da so bolj uspešni pri svojem delu. Bolj verjetno so vključeni v pospeševalne in preventivne strategije, kar jim omogoča boljše optimiranje svoje varnosti in produktivnosti (Wallace in Chen, 2006).

V socioanalitični teoriji Hogana, ki vsebuje pet postulatov, lahko najdemo dodatna pojasnila o delovanju in razvoju vestnosti (Hogan, 1983, v Hogan in Ones, 1997):

1. ljudje smo se razvili v skupinah in še vedno živimo v njih;
2. vsako skupino karakterizira statusna hierarhija in tisti z višjim statusom določajo pravila življenja v skupini;
3. ljudi zavedno in nezavedno motivirata status in sprejetje v skupini, ki sta nujna za reproduktivni uspeh v tej skupini;
4. socialna interakcija je proces, v kateri posameznik izpolnjuje svoje cilje in zadovoljuje potrebe, vključno z reproduktivnostjo;
5. proces socialne interakcije in socialnega življenja je nujen, saj si lahko potrebi po doseganju statusa in socialni sprejetosti prideta navzkriž.

Glede na to teorijo je vestnost pravzaprav medosebna strategija, ki nam pomaga pri urejanju in vzdrževanju odnosov s člani skupine. Tako se v otroštvu naučimo, da smo s strani avtoritete (predvsem staršev) nagrajani za pridnost, upoštevanje pravil in urejenost. Do odraslosti ta ugodna povezava med nagrado s strani avtoritete in vestnostjo postane nezavedna. Hkrati poleg osebnega zadovoljstva odgovornost in vrednost zaupanja kot ključna elementa vestnosti doprineseta tudi k vzdrževanju skupinskega obstoja in kohezivnosti. Zato bolj vestni ljudje skrbneje izbirajo svojo zaposlitev (Resick, Baltes in Shantz, 2007). Simmering, Colquitt, Noe in Porter (2003) pravijo, da vestni posamezniki, ki imajo malo avtonomije pri svojem delu, želijo izboljšati svoje veščine, zato radi poprimejo za raznovrstna sebi ustrezna dela. S tem se razvijajo in postanejo bolj prilagojeni delovnemu okolju.

4.5.6. Nižjenivojski faktorji vestnosti

Čprav raziskave predpostavljajo, da ima vestnost napovedno in opisno vrednost, je ta posplošitev nekako neprimerna. Zadnje raziskave predpostavljajo, da nižji red facet vestnosti daje dobro ali boljše napoved izidov vedenja kot sestavljene meritve (Ashton, 1998; Mershon in Gorsuch, 1988; Paunonen, 1998; Paunonen in Ashton, 2001). Goldberg (1990), ki je izhajal iz leksičnega pristopa, je v svojem vprašalniku IPIP-NEO 300 sestavil dimenzijo vestnosti iz šestih facet: samoučinkovitost, redoljubnost, odgovornost, potreba po dosežkih, samodiscipliniranost in preudarnost. V vprašalniku NEO-PI-R (Costa in McCrae, 1992) pa sestavlja dimenzijo vestnosti naslednjih šest facet: kompetentnost, red, odgovornost, potreba po dosežkih, samodiscipliniranost in previdnost. V nadaljevanju bomo opisali naslednjih šest nižjenivojskih faktorjev vestnosti: kompetentnost, redoljubnost, izpolnjevanje obveznosti, potrebo po dosežkih, samodiscipliniranost in preudarnost.

4.5.6.1. Kompetentnost

Spencer in Spencer (1993) sta kompetentnosti definirala kot tiste značilnosti posameznika, ki so vzročno povezane s kriterijem učinkovitega in/ali superiornega obnašanja pri delu ali v situaciji. Kompetence so zbir sposobnosti, znanja, spretnosti, veščin, stališč, samopodobe, motivacije, socialne vloge in pogledov ter reakcij vsakega posameznika na določene situacije. Predstavljajo zmožnost vsakega posameznika, kako zna aktivirati, uporabiti in povezovati pridobljeno znanje v zapletenih, raznovrstnih in nepredvidljivih ter težavnih situacijah. Osvojiti jih je mogoče formalno, neformalno, namerno ali nenamerno. Neprestano razvijanje sposobnosti, spretnosti in znanj posameznika in posledično skupin je v današnjem tekmovalnem in spreminjajočem se svetu ključnega pomena za obstoj in razvoj na trgu. Pritiski in spremembe so in bodo ostale del poslovnega okolja, kar pomeni, da se bo nadaljevala tudi potreba po razvoju novih kompetenc in spretnosti.

Kompetentnost v poslovnem okolju razumemo kot zmožnost organizacije, da nekaj proizvede, da se nečesa nauči ali se na primer nečemu prilagodi. Na ravni posameznika je kompetentnost ključna značilnost in vedenje zaposlenih, ki je osnova za učinkovito delovanje v določeni organizaciji ali službi.

Poleg zmogljivosti (sposobnosti, spretnosti in znanj) zajema pojem kompetentnost tudi motiviranost za neko nalogo, osebni stil in odnos do samega sebe. Kompetentnost lahko smatramo kot sposobnosti in zmožnosti, ki so potrebne, da nekdo uspešno in učinkovito opravi določeno delo ali vlogo. Pri pojmu kompetentnost je pomembno predvsem, da se osredotočamo na vedenje in ne na razlike v sposobnostih in osebnosti posameznika. Tako se pojem kompetentnosti neposredno povezuje z dejavniki učinkovitosti ter uspešnosti pri delu. Kadar se ukvarjamo s kompetentnostjo, moramo upoštevati (Sušanj, 2004):

- da se kompetentnost meri in obravnava glede na specifično delovno nalogo v določenem podjetju;
- da kompetentnost pomeni izkazovanje določenega vedenja, ki je opazno navzven;
- da je kompetentnost, ki je potrebna za določeno nalogo, povezana z večjo učinkovitostjo ter uspešnostjo pri delu.

Siegler in Brummet (2000) sta v svoji raziskavi povezanosti facet posameznih dimenzij modela Velikih pet odkrila, da je samosprejetost najvišje pozitivno povezana s kompetentnostjo. Visoki občutki lastne kompetentnosti naj bi temeljili na preteklih uspehih, ki jo še zvišajo (Lamovec, 1994). Posameznikovo akcijo, ki kaže na kompetentnost, družba občuduje. To pomeni, da prikaz kompetentnosti povzroči v drugih pozitivno obravnavanje, kar pospeši občutek samougajanja. Podobno vpliva tudi samougajanje na občutek kompetentnosti. Bolj izraženo samougajanje pospešuje samozavestno iskanje in doseganje ciljev. Tisti, ki imajo visoko samougajanje, so bolj sproščeni in samozavestni v socialnem okolju, kjer se počutijo sprejete. To pa omogoča prednost pri doseganju socialnih ciljev in prispeva k razvoju občutka kompetentnosti. Moški imajo v primerjavi z ženskami višji občutek kompetentnosti (Potočnik, 2003), ki izvira iz posameznikovega uspešnega manipuliranja okolja, iz uresničitve postavljenih ciljev in posameznikovega zaznavanja samega sebe kot sposobnega in učinkovitega. Občutek kompetentnosti ima motivacijsko vlogo pri ciljnem vedenju.

4.5.6.2. Redoljubnost

Nižjenivojski faktorji redoljubnosti v vprašalniku NEO-PI-R so: organiziranost, temeljitost in učinkovitost (Siegler in Brummett, 2000). Redoljubnost odraža nagnjenost k privzemanju strukture, pripisane za tisto delovno okolje, v katerem se posameznik nahaja. To pomeni, da je dobro organiziran, načrten, temeljit, orientiran na podrobnosti, skrben in metodičen (Stewart, 1999). Ljudje z visoko vrednostjo na faceti redoljubnost se nagibajo k strukturiranju in organiziranju svoje okolice. So metodičen in praktično učinkovit management pri pomoči na novo zaposlenim. Stewart (1999) je odkril pozitivno korelacijo ($r = 0,48$) med redoljubnostjo in potrebo po dosežkih. Moberg (1998, v Dudley, Orvis, Lebiecki in Cortina, 2006) je ravno tako ugotovil pozitivno korelacijo ($r = 0,17$) med redoljubnostjo in kompetentnostjo. Stewart (1999) pa je pokazal, da je redoljubnost najbolj veljaven prediktor delovne izvedbe v začetni fazi zaposlitve, potreba po dosežkih pa je najveljavnejši prediktor v glavni fazi zaposlitve.

Redoljubnost je večinoma nepovezana z nevroticizmom, vendar pa postane značilno pozitivno povezana z njim, ko se kontrolira marljivost. Negativna povezanost marljivosti z nevroticizmom zaduši pozitivno povezanost redoljubnosti z nevroticizmom (DeYoung, Quilty in Peterson, 2007). Posamezniki, ki izkazujejo višjo stopnjo redoljubnosti, bolj verjetno izkazujejo tudi višji nivo nevroticizma (DeYoung, Quilty in Peterson, 2007). Ena od facet redoljubnosti v vprašalniku AB5C-IPIP je perfekcionizem (Goldberg, 1999). Perfekcionizem pa je opisan kot prodoren nevrotičen stil (Hewitt in Flett, 1991, v DeYoung, Quilty in Peterson, 2007) in je v povezavi z anksioznostjo, depresijo in drugimi psihopatologijami (Dunkley, Sanislow, Grillo in McGlashan, 2006, v DeYoung, Quilty in Peterson, 2007).

4.5.6.3. Izpolnjevanje obveznosti

Costa in McCrae (1992) sta definirala izpolnjevanje obveznosti kot vedenje, ki ga vodi posameznikova notranja vest ter očitna posameznikova vdanost etičnim principom in moralnim vrednotam. Izpolnjevanje obveznosti je pozitivno korelirano z altruizmom ($r \approx 0,34$; Costa in McCrae, 1992), ki je definiran kot pozornost, skrb in pripravljenost pomagati drugim. Izpolnjevanje obveznosti je tudi posameznikova nagnjenost k izvrševanju pravih stvari. To so vse tiste stvari, za katere sami in drugi menijo, da so prave (Moon, 2001). Ta faceta odraža nagnjenost k temu, da je ta posameznik zanesljiv delavec. To pomeni, da je zaupanja vreden, odgovoren, samodiscipliniran in spoštuje pravila, zakone in oblast (v Dudley, Orvis, Lebiecki in Cortina, 2006).

Hough (1992, v Moon, 2001) je v raziskavi ugotovil, da je faceta vestnosti izpolnjevanje obveznosti (zanesljivost) v pozitivni korelaciji z delovno sposobnostjo pri zdravstvenih delavcih, vendar pa ni korelacije pri managerjih. Ashton (1998, v Moon, 2001) pa je odkril, da je izpolnjevanje obveznosti v negativni povezavi z vsemi osmimi tipi prestopkov na delovnem mestu. Širši faktor vestnost je v negativni povezavi s samo dvema delikventnima vedenjema na delovnem mestu. Faceta izpolnjevanje obveznosti je tista, ki morda lahko razloži, zakaj so nekateri ljudje spodbujeni k dodatnemu delu, čeprav zanj ne dobijo plačila. Na ta način lahko razložimo skrb za blaginjo oddelka (Moon, 2001). Moon (2001) je dokazal, da ljudje, ki izkazujejo višje vrednosti na faceti izpolnjevanje obveznosti izkazujejo skrb za druge (organizacijo) celo na svoje stroške. Zanimivo je, da se ti posamezniki dvakrat bolj verjetno izkopljejo iz potencialno brezupnih okoliščin ali rešijo svojo organizacijo, kot pa tisti, ki imajo nizke vrednosti na tej faceti. Mount in Barrick (1995) sta ugotovila, da je izpolnjevanje obveznosti izmed vseh facet vestnosti najbolj pozitivno povezano s kvaliteto in upravljanjem delovne izvedbe. Timsko delo naj bi bilo v močni povezavi z izpolnjevanjem obveznosti (Hough, 1992). Costa in McCrae (1998) sta dobila korelacijo med izpolnjevanjem obveznosti in potrebo po dosežkih enako 0,22, Moon (2001, v Dudley, Orvis, Lebiecki in Cortina, 2006) pa celo 0,56. Faceta izpolnjevanje obveznosti je najbolj visoko korelirana z globalno lastnostjo vestnost izmed vseh facet (Dudley, Orvis, Lebiecki in Cortina, 2006).

4.5.6.4. Potreba po dosežkih

Potreba po dosežkih je potreba posameznika po priznanju (Antončič, Histrich, Petrin in Vahčič, 2002). Je prizadevanje, ki ga posameznik vložil v doseganje odličnosti, doseganje ciljev v primerjavi s standardi (Chell, Haworth in Brearley, 1991; Johnson, 1990). Oseba, ki ima razvito to sposobnost, po pričakovanih porabi več časa za razmišljanje o tem, kako bolje opraviti posel ali kako doseči tisto, kar je pomembno.

Psihologi že dolgo skušajo odkriti, ali obstaja potreba po dosežkih pri posameznikih po naključju, je podedovana ali je posledica vplivov iz okolja. Je samostojen motiv oziroma splet različnih motivov, kot so potreba po bogastvu, moči in slavi. Zanima jih, ali se potrebe po dosežkih lahko priučimo (McClelland, 1961; Baumbach in Mancuso, 1987). Medtem ko točnih odgovorov na ta vprašanja še ne poznamo, leta raziskav vodijo do delnih zaključkov. Postavlja se vprašanje, zakaj morajo nekateri ljudje neprestano spremljati svoje dosežke. Ključno je namreč merjenje dosežkov, saj tako spremljajo svojo uspešnost, ugotavljajo, ali se izboljšujejo ali ne. Ta lastnost posameznika ni podedovana, ampak izvira iz okolja, v katerem je oseba živela. Pridobljena je s posebnim učenjem, ki so ga posamezniki pridobili od staršev. Starši so jim postavljali zmerno težke, a dosegljive cilje in so bili hkrati do otrok ljubeči in spodbujajoči. Pomagali so jim dosegati postavljene cilje (McClelland, 1961; Baumbach in Mancuso, 1987). Potreba po dosežkih lahko posameznike vodi do uspešnosti, odličnosti in do izpolnjevanja postavljenih ciljev v primerjavi s postavljenimi merili.

Raziskovanja so potrdila, da ima veliko uspešnih podjetnikov visoko stopnjo potrebe po dosežkih, vendar je ta značilnost pogosta pri večini ljudi (Sexton in Bowman-Upton, 1991). Raziskovanja na področju managementa so razkrila, da je potreba po dosežkih tudi bistvena značilnost uspešnih managerjev (Brockhaus in Horowitz, 1986; Moon, 2001). Mount in Barrick (1995) pa ugotavljata, da je faceta potreba po dosežkih izmed vestnosti in izpolnjevanja obveznosti najbolj pozitivno korelirana pri uspešnosti in kreativnosti delovne izvršitve. Učinkovitost prodaje naj bi bila v zelo močni povezavi s potrebo po dosežkih (Hough, 1992). Zaposleni, ki so orientirani za dosežke in se pogosto poglobijo v delo ter uživajo pri teh aktivnostih, so bolj priljubljeni pri svojih kolegih, hkrati pa jih njihovi nadrejeni boljše ocenjujejo (Demerouti, 2006).

Posamezniki, ki imajo visoko vrednost na tej faceti, posedujejo visok nivo za prizadevanje in za težko delo, ker le na ta način lahko dosežejo svoje cilje. So marljivi in odločni in imajo občutek za svojo usmeritev v življenje. Tisti, ki posedujejo zelo visoke vrednosti na tej faceti, velikokrat preveč investirajo v svojo kariero in postanejo deloholiki. Posamezniki, ki pa izkazujejo nizke vrednosti na tej faceti, so sanjači in morda celo leni. Ne žene jih želja po uspehu. Imajo pomanjkanje ambicij in se morda zdijo brezciljni (Moon, 2001).

4.5.6.5. Samodiscipliniranost

Samodisciplina je zmožnost prepričati se, da narediš neko dejanje, ne glede na tvoje čustveno stanje. Skratka, imeti oblast nad samim seboj (Duckworth in Seligman, 2006). Omogoča nam tudi kreativno soočanje z vsemi problemi. Naučimo se obvladovati lastni ego, svoje želje, svoje razpoloženje ... od nas zahteva tudi, da se zavedamo svojih meja, da si ne želimo preveč naenkrat in ne presegamo svojih zmožnosti, s čimer bi lahko zašli v težave (Duckworth in Seligman, 2006). Samodisciplina je najpomembnejši pogoj za uspešnost in napoveduje akademsko izobrazbo (v Duckworth in Seligman, 2006). Nekateri jo celo enačijo z nadarjenostjo. Discipline pa

se ne da naučiti kar tako. Disciplina mora v človeku počasi zoreti, vzporedno z njegovim razvojem. Zdi se, da je disciplina glavni aspekt družinskega življenja, ki ima potencialno močan vpliv na otroško prilagajanje (Prinz, Onghena in Hellinckx, 2007). Bistveno vlogo pri tem imajo starši, vzgojitelji in učitelji. Disciplina v otrocih zori, če v svojem delu vidijo smisel in se čutijo odgovorne za svoje delo pred drugimi. Smisel pa morajo znati poiskati tudi v stvareh, ki jih ne marajo. Ta odpor morajo znati premagati, na neprijetno stvar, ki jo morajo opraviti ali se je naučiti, pa morajo gledati kot na nujno zlo, preko katerega je potrebno priti, če želijo uresničiti končni cilj (Kant, 1998). Z vsem bitjem se morajo naučiti zagristi v problem, ga skušati premagati in v tem najti smisel. Ko otroci premagajo prvi odpor, ponavadi v neprijetni situaciji najdejo tudi tiste dobre, svetle stvari, najdejo delček, ki jim je zanimiv. Otroci se morajo sprijazniti z dejstvom, da je to pot do končnega cilja in da ima ta pot tudi svojo ceno, ki jo je pač potrebno plačati. Starši, vzgojitelji in učitelji pri tem otroka usmerjajo, mu pomagajo in ga naučijo, kako naj premaga ovire in kaj naj stori, ko ima občutek, da se mu končni cilj začne odmikati (Salecel, 1988). Drugi vzrok za pomanjkanje discipline pa je prelaganje težav, odlašanje in zavlačevanje. Starši delajo veliko napako, če otroka ne navadijo na samostojno opravljeno delo. Nasprotno pa starši, ki si vzamejo dovolj časa za uvajanje otrok v delo, sprva zamudijo veliko časa, sčasoma pa to preide otrokom v navado. Ob dobro opravljenem delu pa tudi otroci občutijo nekakšno samozavest, njihovo veselje do dela jim raste, občutijo zadovoljstvo.

Samodiscipliniranost je negativno povezana s tvegano vožnjo in uživanjem drog (Roberts, Chernyshenko, Stark in Goldberg, 2005) in pozitivno s samosprejetostjo in na ta način tudi z občutkom zadovoljstva z življenjem (Siegler in Brummet, 2000). Duckworth in Seligman (2006) sta dokazala, da so deklice v osnovni šoli statistično značilno bolj samodisciplinirane kot dečki enake starosti. Ni pa jasnih dokazov o tem, ali obstaja razlika v samodisciplini med spoloma tudi v odraslosti. Je pa mogoče, da se samodiscipliniranost pojavlja drugače pri moških in ženskah (na primer več moških se vdaja alkoholu in zlorablja droge, medtem ko ima več žensk motnje hranjenja (debelost, bulimija, anoreksija)). Zanimivo je tudi vprašanje, kako je mogoče, da več študentk prej zaključi študij kot moški kolegi, pa vendar ženske zaslužijo slabše in dosežajo nižje stopnje napredovanja v poklicu v primerjavi z moškimi kolegi?

4.5.6.6. Preudarnost

V vprašalniku NEO-PI-R je preudarnost deljena na nižjenivojske faktorje, in sicer nepremišljenost, impulzivnost in brezskrbnost (Siegler in Brummett, 2000). Preudarni posamezniki se nagibajo k preučevanju tveganja pred privzemom aktivnosti. Preudarnost je v direktnem nasprotju z impulzivnostjo, nagnjenostjo k privzemanju tveganja »ad hoc« in aktivnostjo brez preučitve vseh možnih posledic (v Dudley, Orvis, Lebiecki in Cortina, 2006). Costa in McCrae (1998, v Dudley, Orvis, Lebiecki in Cortina, 2006) sta odkrila pozitivno korelacijo ($r = 0,29$) med preudarnostjo in izpolnjevanjem obveznosti, Herringer (1987, v Dudley, Orvis, Lebiecki in Cortina, 2006) pa celo še višjo ($r = 0,44$). Preudarnost je najnižje korelirana z globalno lastnostjo vestnost izmed vseh facet (Dudley, Orvis, Lebiecki in Cortina, 2006). Preudarnost je skupaj z izpolnjevanjem obveznosti najmočnejša napovedovalka za celotno delovno izvršitev pri kvalificiranih in polkvalificiranih delavcih (Dudley, Orvis, Lebiecki in Cortina, 2006).

4.6. Uporaba Velikih pet v psihologiji dela

Model Velikih pet ponuja skupno izhodišče za opisovanje samega sebe in drugih oseb. Zelo je primeren za razvoj in širjenje raziskav o organizacijskem vedenju (Engler, 2006). Med raznimi prednostmi modela je tudi dejstvo, da zmanjšuje variabilnost med ocenjevalci ter razliko med samoocenjevanjem in ocenjevanjem druge osebe. To lahko olajša svetovanje in izobraževanje, kar naj bi privedlo do boljšega vključevanja oseb v organizacijo ter do boljšega izkoriščanja osebnih značilnosti glede na predvidevanja in zahteve raznih delovnih nalog. Vendar pa morajo biti meritve lastnosti izbrane na osnovi analize poklica specifično in namensko skupaj z identifikacijo osebnostnih zahtev danega poklica (Tett, Jackson in Rothstein, 1991). Veljavnost meritev kognitivnih sposobnosti je veliko bolj generalizirana preko različnih poklicev in okvirov kot meritve osebnosti (Anastasi, 1985, v Tett, Jackson in Rothstein, 1991). Rezultati veljavnosti splošnih raziskav potrjujejo, da lastnosti osebnosti pri nekem poklicu veliko bolj variirajo kot pa kognitivne sposobnosti (Tett, Jackson in Rothstein, 1991). Roth, Bobko in McFarland (2005) so testirali splošne kognitivne sposobnosti z delovnimi vzorci in dobili medsebojno korelacijo 0,32.

Prvi kvantitativni pregled povezav osebnosti in uspešnosti na delovnem mestu sta naredila Ghiselli in Barthol (1953, v Tett, Jackson in Rothstein, 1991). Na osnovi 113 raziskav, objavljenih med leti 1919 in 1953, sta dobila povprečne korelacije 0,14 za vodstvena delovna mesta in 0,36 za delovna mesta v prodaji. Celotna povprečna

korelacija pa je bila 0,22. Drugi kvantitativni pregled povezav osebnosti in uspešnosti na delovnem mestu pa so naredili Schmitt, Gooding, Noe in Kirsch (1984). Na osnovi 32 osebnostnih lestvic so kot kriterije uporabili ocene delovne uspešnosti. Z vzorčnim uteževanjem so pridobili povprečno korelacijo 0,21²³. Ta vrednost je manjša kot povprečne korelacije povezanosti delovne uspešnosti z ocenami sodelavcev in samooocenami delavcev v času priučevanja ($r = 0,43$), fizično sposobnostjo ($r = 0,32$) in biografskimi podatki (starost, najljubši hobiji, izobrazba, izkušnje, vodstvene sposobnosti ipd. (Reilly in Chao, 1982); $r = 0,32$). Povprečne korelacije meritev delovne uspešnosti s kognitivnimi sposobnostmi ($r = 0,22$) in specialnimi lestvicami sposobnosti ($r = 0,16$) pa so prinesle še nižje vrednosti (Schmitt, Gooding, Noe in Kirsch, 1984). Opazovali so tudi nekatere variabilnosti med povprečno korelacijo, izpeljano iz različnih skupin poklicev. Delovna uspešnost je bila bolj napovedana pri strokovnih (intelektualci $r = 0,32$; duhovniki $r = 0,39$) kot nestrokovnih poklicih (prodaja $r = 0,17$; nekvalificirani delavci $r = 0,32$) in bolj v vodilnih (managerji $r = 0,34$) kot nevodilnih poklicih (kvalificirani delavci $r = 0,18$). Ugotovili so tudi, da so ocene nadzornikov manj natančne pri napovedi delovne uspešnosti kot statusne spremembe. Plače in fizična sposobnost pa bolj napovedujejo delovno uspešnost kot meritve produktivnosti (volumen prodaje) (Schmitt, Gooding, Noe in Kirsch, 1984).

V razširjenem pregledu povezanosti starosti zaposlenih in različnih spremenljivk dela je Rhodes (1983, v Tett, Jackson in Rothstein, 1991) ugotovil, da je starost negativno povezana s spremembami, izogibanju odsotnosti in frekvenco nesreč. Raziskave ugotovljajo, da so starejši delavci na splošno bolj stabilni kot mlajši. Če je tako, potem je morda vedenje starejših zaposlenih lahko pričakovano in lažje napovedljivo. Skladno s tem načelom so Schruenger, Zarrella in Hotz (1989, Tett, Jackson in Rothstein, 1991) ugotovili, da je časovna zanesljivost različnih splošno uporabljenih meritev osebnosti višja pri starejših zaposlenih.

Raziskovalci so preučili tudi rezultate raziskav povezanosti delovne uspešnosti in osebnostnih lastnosti, ki so izhajale iz drugih modelov osebnosti. Barick in Mount (1991) sta upoštevala 117 raziskav, objavljenih med leti 1952 in 1988, ter preverila veljavnost modela Velikih pet na petih skupinah, različnih po stroki (strokovnjaki, policisti, managerji, prodajalci in kvalificirani – polkvalificirani delavci) in glede na tri kriterije (spretnost pri delu, učljivost v obdobju priučevanja in osebni podatki – absentizem). Najpomembnejši rezultat te analize se nanaša na vestnost. Ta dimenzija se je pokazala za veljavno napovedovalko uspeha pri vseh poklicih in vseh tipih kriterijev: zanesljive, natančne in vztrajne osebe so večinoma bolj učinkovite od tistih, ki ne težijo k takemu vedenju. Ocenjena korelacija je opazno večja za vestnost v primerjavi z drugimi osebnostnimi dimenzijami in je zelo skladna za vseh pet poklicnih skupin (od $r = 0,20$ do $r = 0,23$) (Barrick in Mount, 1991). Podobne ugotovitve so bile opisane v izobraževalnih okvirih, kjer so korelacije med vrednostmi na tej dimenziji in dosežki v izobrazbi (Digman in Takemoto-Chock, 1981; Smith, 1967, vse v Barrick in Mount, 1991) ter poklicnimi dosežki (Takemoto, 1979, v Barrick in Mount, 1991) opisane v območju od 0,50 do 0,60. Nadaljnja potrditev pomembnosti vestnosti za delovno uspešnost je raziskava izbiranja vojakov v ZDA, ki so jo izvajali Hough, Hanser in Eaton (1988, v Barrick in Mount 1991) in klasifikacijska raziskava, ki so jo izvajali McHenry, Hough, Toquam, Hanson in Ashworth (1990, v Barrick in Mount, 1991). Dve od osebnostnih sestavin, orientiranost k dosežkom in zanesljivost sta bili odkriti kot veljavni napovedovalki meritev delovne uspešnosti v obeh raziskavah. Dosežki se dotikajo lastnosti, kot so planiranje, organiziranost, vztrajnost, težko delo. Zanesljivost pa obsega lastnosti, kot so skrbnost, temeljitost in odgovornost. Tudi Peabody in Goldberg (1989, v Barrick in Mount, 1991) sta v svoji raziskavi prepoznala, da so te osebnostne lastnosti v tesni povezavi z izvršitvijo delovnih nalog. Drugo področje, ki ga predlagajo raziskovalci glede na dobljene rezultate, je raziskovanje, ali se lahko delovna uspešnost izračuna na podlagi meritev vestnosti, ki so vključene v teorije o vestnosti. Npr. Hunter (1983, v Barrick in Mount, 1991) je pokazal, da imajo kognitivne sposobnosti direkten učinek na ocene nadzornikov o izvedbi, posredni učinki pa so na pridobitev delovnega znanja, ki potem preneseno vpliva na delovno uspešnost. Kljub relativno nizkim korelacijam med vestnostjo in kognitivno sposobnostjo (McCrae, 1989, v Barrick in Mount, 1991) se zdi verjetno, da ta vidik osebnosti (kognitivne sposobnosti) morda lahko razloži pomemben delež variabilnosti v pridobivanju delovnega znanja in (zato) v delovni uspešnosti. Seveda je pomemben izid, ali so posledice vestnosti na delovno uspešnost direktne, posredne ali oboje in ali končni model lahko posplošimo na različne poklice. Gellatly (1996) je v svoji raziskavi odkril, da vestnost posredno vpliva na delovno izvršitev preko pričakovanj in valence (privlačnosti) delovne izvedbe. Pravi, da si posamezniki z višjo stopnjo vestnosti postavljajo višje cilje kot tisti z nižjo stopnjo vestnosti. V glavnem zaradi tega, ker verjamejo, da bodo uspešno opravili naloge z višjo stopnjo zahtevnosti.

²³ Schmitt, Gooding, Noe in Kirsch (1984, v Tett, Jackson, Rothstein, 1991) so opisali povprečne korelacije osebnostnih lestvic za različne kriterije, vključujoč ne samo ocene nadzornikov, ampak tudi reorganiziranje, stopnjo dosežkov, statusne spremembe in plače.

Barrick in Mount (1991) poročata, da je ekstravertnost kot napovedovalka uspešnosti veljavna le pri managerjih in prodajalcih (preko vseh tipov kriterijev – spretnost pri delu, učljivost v obdobju priučevanja in osebni podatki). Ker interakcija z drugimi osebami pomeni pomemben vidik teh dveh strok, je razumljivo, da so družabnost, zgovornost, samozavest, aktivnost in težnja k pritrditvi lastnosti, ki se povezujejo z boljšimi dosežki v teh dejavnostih (Barrick in Mount, 1991; Thoresen, Bradley, Bliese in Thoresen, 2004). Te lastnosti so manj pomembne v poklicih, kot so kvalificirani – polkvalificirani delavci (tajnice, bolničarji, monterji, računovodje, proizvodni delavci) in strokovnjaki (inženirji, arhitekti). V obeh teh primerih je ocenjena resnična vrednost korelacij manj kot 0,20 (Barrick in Mount, 1991). Stewart in Carson (1995, v Hogan in Holland, 2003) sta odkrila obratno razmerje med ekstravertnostjo in delovno izvršitvijo v različnih poklicih. Salgado (1997, v Hogan in Holland, 2003) opisuje, da je ekstravertnost edina dimenzija osebnosti v njegovi metaanalizi, za katero je nerazložena varianca višja kot razložena varianca v celotni delovni izvršitvi. Mount, Barrick in Stewart (1998, v Hogan in Holland, 2003) sklepajo, da ekstravertnost nedosledno napoveduje delovno izvedbo, celo ko pri poklicih vključijo pomembne medosebne interakcije.

Odprtost za izkušnje se je pokazala kot statistično pomemben prediktor učljivosti v fazi priučevanja. Kot si lahko predstavljamo, so osebe, ki so bolj odprte za izkušnje, bolj radovedne in se bolj zanimajo za kulturo, kažejo bolj pozitiven odnos do učenja, se lažje učijo in so bolj motivirane za učenje; vse to pa lahko pojasni njihovo večjo uspešnost pri izobraževanju (Barrick in Mount, 1991). Odprtost za izkušnje je aktualno merjenje sposobnosti za učenje kot tudi motivacije za učenje. Motivirani posamezniki imajo prednost v učnem programu (Goldstein, 1986, v Barrick in Mount). Raziskovalca Ryman in Biersner (v Barrick in Mount, 1991) to potrjujeta z ugotovitvijo, da vrednosti na njuni lestvici, ki meri vedenje slušateljev pred učenjem, napovedujejo eventualno diplomiranje. Podobno sta Sanders in Vanouzas (1983, v Barrick in Mount, 1991) pokazala, da vedenje in pričakovanja slušateljev vplivajo na to, ali bo učenje uspešno ali neuspešno. Slušatelji, ki sprejmejo osebno odgovornost za učni proces, želijo biti soudeleženi v razpravi in aktivno sodelujejo v učnem procesu, so po vsej verjetnosti bolj uspešni. Tako meritve odprtosti za izkušnje morda identificirajo, kateri posamezniki so pripravljeni na učenje – tisti, ki najbolj želijo sodelovanje v učnih izkušnjah – in posledično morda je to uporabno v identifikaciji tistih, ki najbolj verjetno izkoristijo učne programe. To dejstvo lahko izkoristijo organizacije, ki želijo napotiti svoje zaposlene v dodatno izobraževanje. Ta dimenzija dosega najvišje korelacije (od $r = 0,20$ do $r = 0,30$) pri meritvah povezanosti osebnostnih dimenzij s kognitivnimi sposobnostmi (McCrae in Costa, 1987).

Barrick in Mount (1991) sta predpostavila generalizirano povezavo čustvene stabilnosti (nevroticizma) z vsemi poklici (strokovnjaki, policisti, managerji, prodajniki, polkvalificirani in kvalificirani delavci) in tipi kriterijev (spretnost pri delu, učljivost v obdobju priučevanja in osebni podatki). Pri opazovanju te dimenzije z njenega negativnega pola sta pričakovala, da se zaposleni, ki izkazujejo nevrotične karakteristike, kot so zaskrbljenost, razdražljivost, netemperamentnost, visoko napetost, samopomilovanje, nagibajo k manjši delovni uspešnosti kot bolj čustveno stabilni posamezniki v vseh preiskovanih poklicih, ker so te poteze prej usmerjene k zadrževanju kot pospeševanju dovršitve delovnih nalog. Njuna hipoteza se ni potrdila, ker sta odkrila precej nižje korelacije (od $r = -0,13$ do $r = 0,12$) kot pri vestnosti. To je morda zaradi procesa izbire vzorcev v raziskavi. Posamezniki, ki izkazujejo visok nivo nevroticizma, ne morejo učinkovito funkcionirati sami po sebi in zato morda ne bodo učinkoviti v izvršitvi delovnih nalog. Zanimivo pa je, da so koeficienti za strokovnjake za to dimenzijo v negativni smeri. Predpostavila sta, da so posamezniki, ki so zaskrbljeni, razdražljivi, čustveni in visoko napeti, boljši izvrševalci v teh opravilih. Barrick in Mount (1991) težko razložita te rezultate, čeprav pravita, da je možno, da v nekaterih strokovnih poklicih napetost v povezavi z boljšo izvedbo lahko vzbudi posameznike k izkazovanju nevrotičnih lastnosti.

V isti raziskavi sta Barrick in Mount (1991) dobila zelo majhno povezanost sprejemljivosti in poklicnih skupin po vseh tipih kriterijev delovne uspešnosti ($r = 0,10$ za managerje in $r = 0,00$ za prodajo). Rezultati za sprejemljivost nakazujejo, da le-ta ni pomembna napovedovalka delovne uspešnosti, celo v tistih poklicih, ki vsebujejo veliko socialnih komponent (prodaja ali management). Takšni rezultati so v nasprotju z drugo, na socialni osnovi temelječo osebnostno dimenzijo ekstravertnosti. Vljudnost, zaupnost, pokončnost in mehko srce ne vplivajo tako močno na uspešnost pri delu kot zgovornost, aktivnost in samozavest (Barrick in Mount, 1991). Ima pa sprejemljivost direktno povezavo z medosebnim protiproduktivnim vedenjem pri delovni izvršitvi. Protiproduktivne aktivnosti pri delu vključujejo relativno manj pomembna vedenja, kot so razširjanje govoric, neustrezno uporabo interneta, nemarnost in bolj brezobzirna vedenja, kot so nadlegovanje, uničevanje naprav in opreme, tatvine med zaposlenimi in fizično nasilje. Ta odklonilna vedenja so prodorna in povzročajo neugodje v organizaciji in med zaposlenimi (Mount, Ilies in Johnson, 2006). Posledica tega so lahko: zmanjšanje morale zaposlenih, višja stopnja absentizma, nižja produktivnost in manjša podpora pri uvajanju sprememb (Hoel, Einarsen in Cooper, 2003; Keashly in Jagatic, 2003, vse v Mount, Ilies in Johnson, 2006).

Tett, Jackson in Rothstein (1991) so z metaanalizo preverili veljavnost modela Velikih pet na osebah različnih poklicnih skupin (manager – nemanager, kvalificirani delavci – nekvalificirani delavci, začetniki – dalj časa zaposleni, starost, civilisti – vojaki) ter glede na subjektivne kriterije, kakršen je na primer ocenjevanje nadrejenih. V svoji analizi so uporabili 494 raziskav in 97 neodvisnih vzorcev. Dobljeni rezultati kažejo na dokaj visoko povprečno korelacijo ($r = 0,29$): nevroticizem je v negativni korelaciji z delovno uspešnostjo ($r = -0,22$), medtem ko so sprejemljivost ($r = 0,33$), odprtost za izkušnje ($r = 0,27$), vestnost ($r = 0,18$) in ekstravertnost ($r = 0,16$) v pozitivni korelaciji s tem faktorjem. Ugotovili so, da meritev osebnosti bolje napoveduje delovno izvedbo, če so vzorci sestavljeni iz dalj časa zaposlenih oseb. Višji nivo poznanstva z delom daje višje korelacije med meritvami osebnosti in ustreznostjo prikazane ocene (Paunonen, 1989, v Tett, Jackson in Rothstein, 1991). Pri dodatnem ogledovanju se delovno vedenje nagiba k temu, da postane bolj skladno s funkcijo izkušnosti. Interval meritve je nepovezan z veljavnostjo osebnostne lestvice, kar kaže, da uporabnost meritev osebnosti pri izbiranju osebja ostaja stabilna skozi čas (Tett, Jackson in Rothstein, 1991).

Hogan in Holland (2003) sta preiskovala delovno izvršitev iz socioanalitične perspektive. Socioanalitična teorija izvira iz medosebne psihologije in je zaželjena za razlago posameznih razlik v karierni uspešnosti (v Hogan in Holland, 2003). Teorija temelji na dveh posplošitvah, ustreznih za organizacijsko vedenje: ljudje vedno žive (delajo) v skupinah in skupine so vedno strukturirane glede na status v hierarhiji. Te posplošitve kažejo na prisotnost dveh obsežnih motivacijskih vzorcev, ki sta prenesena v vedenje, tako da posameznik napreduje z ostalimi člani skupine in doseže svoj status naproti ostalim članom skupine. Pri tem se izkaže, da so faktorji, kot so interesi, vrednote, mentalna sposobnost, uskladitev ravnanja in opazovanja, zdravje in priložnosti pomembne spremenljivke poklicne izvedbe. Njune meritve osebnosti na splošno, še posebej pa čustvena stabilnost pomembno napovedujejo presenetljivo raznolike izide. Avtorja sta dobila naslednje korelacije: 0,43 za čustveno stabilnost (pozitivni pol nevroticizma); 0,35 za ekstravertnost – ambicije; 0,34 za sprejemljivost; 0,36 za vestnost in 0,34 za intelekt – odprtost za izkušnje. Vseh pet dimenzij modela Velikih pet dobro napoveduje specifične delovne kriterije. Zato je pri preučevanju delovnih specifik nujno potrebno izbrati ustrezen osebnostni konstrukt.

Posamezniki, ki posedujejo proaktivno osebnost, so največkrat tisti, ki se prvi navdušijo za spremembe in močno delajo na njih, tako da k temu pritegnejo še ostale zaposlene. Stalne spremembe pa so gonilo razvoja organizacije. Proaktivna osebnost pomeni relativno stabilno nagnjenost k uveljavljanju sprememb v okolju (Bateman in Crant, 1993, v Major, Turner in Fletcher, 2006). Posamezniki, za katere je značilna proaktivna osebnost, identificirajo možnosti in delujejo na njih, kažejo svojo iniciativnost, privzamejo aktivnosti in vztrajajo, dokler se ne zgodi pomembna sprememba (Crant, 2000, v Major, Turner in Fletcher, 2006). Ti ljudje so relativno neomejeni s situacijskimi pritiski, se nagibajo k postavitvi visokih standardov in izkoristijo vse razpoložljive vire za doseganje teh standardov (Crant, 1996, v Major, Turner in Fletcher, 2006). Proaktivna osebnost vključuje pripravljenost in odločnost za zasledovanje poteka delovanja, lastnosti, ki so pomembne za modeliranje spontanega razvoja (Antonacopoulou, 2000, v Major, Turner in Fletcher, 2006). Proaktivna osebnost je v povezavi z objektivnimi in subjektivnimi indikatorji kariernega uspeha, ob upoštevanju drugih prediktorjev, kot so demografske spremenljivke, človeški kapital, motivacija, tip organizacije in tip panoge (Seibert, Crant in Kraimer, 1999, v Major, Turner in Fletcher, 2006). V longitudinalnih raziskavah je proaktivna osebnost v pozitivni povezavi z inovacijami, političnimi veščinami in pri vzpodbujanju kariere. Vse to pa ima pozitivno zvezo s kariernim napredovanjem in kariernim zadovoljstvom. Pri novincih pa opisuje spretnost pri nalogah (Kammeyer-Mueller in Wanberg, 2003, v Major, Turner in Fletcher, 2006). Raziskava Major, Turner in Fletcher-ja (2006) o povezanosti Velikih pet z motivacijo za učenje in proaktivno osebnostjo je pokazala, da je proaktivna osebnost pozitivno povezana z ekstravertnostjo (samozavest in delavnost), vestnostjo (izpolnjevanje obveznosti in potreba po dosežkih) in odprtostjo ter negativno povezana z nevroticizmom (ranljivost). Dimenzija odprtosti vsebuje facete, ki so najbolj povezane s proaktivno osebnostjo. Te so delovanje, ideje in vrednote. Pri sprejemljivosti pa je v povezavi z eno faceto, in sicer altruizmom. Izmed facet, ki pomembno napovedujejo proaktivno osebnost, je najpomembnejša potreba po dosežkih. Strukturno modeliranje je pokazalo, da proaktivna osebnost, ekstravertnost, odprtost in vestnost pomembno napovedujejo motivacijo za učenje in indirektno napovedujejo delovno aktivnost (Major, Turner in Fletcher, 2006).

Salgado (2002, v Mount, Ilies in Johnson, 2006) je ugotovil, da vestnost najbolj napoveduje sestavljena meritev odklonilnega vedenja ($r = -0,16$). Le-ta meri tatvine, dopustne tatvine, težave z disciplino, zlorabo substanc, uničevanje lastnine, kršenje organizacijskih pravil in druga odgovorna vedenja. Poroča pa tudi, da je sprejemljivost prav tako veljavna napovedovalka teh sestavljenih odklonilnih spremenljivk ($r = -0,13$). Cullen in Sackett (2003, v Mount, Ilies in Johnson, 2006) sta v svojem pregledu literature s tega področja potrdila, da ena ali več od treh lastnosti (vestnost, čustvena stabilnost, sprejemljivost) ali njihovih facet napovedujejo (negativno) absentizem, spremembe, prestopke, nasilje na delovnem mestu, zlorabo substanc in uničevanje lastnine ter mnogo različnih vedenj v povezavi z nasiljem in nenasilnimi kriminalnimi vedenji. Barrick, Mount in Judge (2001, v Mount, Ilies in Johnson, 2006) so ugotovili, da sta vestnost in čustvena stabilnost univerzalni

ali splošni napovedovalki vedenj, ki so pod kontrolo močne volje. Hurtz in Donovan (2000, v Mount, Ilies in Johnson, 2006) opisujeta, da vestnost in čustvena stabilnost napovedujeta kriterij medosebne pomoči. Ko so kriteriji, ki temeljijo na nalogah, pod kontrolo močne volje, sta vestnost in čustvena stabilnost splošni napovedovalki kriterijev, ki temeljijo na nalogah in medosebnih kriterijih ter vedenj, ki pospešujejo pridobitev organizacijskih ciljev (Mount in Barrick, 1995, v Mount, Ilies in Johnson, 2006). Mount, Barrick in Stewart (1998, v Mount, Ilies in Johnson, 2006) so odkrili, da je sprejemljivost veljavna napovedovalka kriterijev, ki se nanašajo na medosebne odnose (tvorba sodelujočih odnosov) in socialnih pomoči (timsko delo in prodajna služba). Neprijetni ljudje so egocentrični, nesodelujoči, brezobzirni, manipulativni, maščevalni, prepirljivi in žaljivi (Goldberg, 1999). Ne preseneča, da so medosebni odnosi neprijetnih (nesprejemljivih) ljudi označeni kot konfliktni in nesložni (v Mount, Ilies in Johnson, 2006). Osebe, ki izkazujejo nizke vrednosti na sprejemljivosti, so nesodelujoče, manipulativne, težijo k nesledenju pravilom in uspevajo pri sleparijah (Goldberg, 1999). Raziskave so pokazale, da je sprejemljivost skupaj z vestnostjo in čustveno stabilnostjo v povezavi s protiproduktivnim vedenjem na delovnem mestu usmerjena proti organizaciji (v Mount, Ilies in Johnson, 2006).

V literaturi smo zasledili zelo podroben opis osebnostnega profila policistov, ki sta ga raziskovala Detrick in Chibnall (2006). Nismo pa zasledili tako podrobnega opisa katerega koli drugega poklica v skladu z modelom Velikih pet. Iz tega opisa lahko nekatere ugotovitve prenesemo tudi na direktorje podjetij, ki usmerjeno vodijo podjetje s svojim delovanjem do sodelavcev in vseh sodelujočih izven podjetja. Profil najboljših policistov, ki sta ga dobila Detrick in Chibnall (2006) je vseboval nizko vrednost nevroticizma (še posebej sovražnost, depresivnost in ranljivost), visoke vrednosti ekstravertnosti (samozavest in iskanje dražljajev) in vestnosti (potreba po dosežkih in samodiscipliniranost). Ti policisti so na splošno počasni in se težko razburijo (nizka vrednost sovražnosti); njihove predispozicije so izven depresivnih vplivov (nizka depresivnost); so stabilni pri stresnih situacijah (nizka ranljivost); socialno nepopustljivi, dominantni in prepričljivi voditelji (visoka samozavest); hrenpenijo po doživetjih, stimulativnih in visoko intenzivnih okoliščinah (visoko iskanje dražljajev – so avanturistični); postavljajo cilje z visokimi aspiracijami in si prizadevajo te cilje doseči (visoka potreba po dosežkih); se motivirajo in kontrolirajo, ko vztrajajo in se jim cilj odmika, so sposobni zadrževati svoj namen (samodiscipliniranost). Nizka vrednost posredovanja naprej je skladna s predhodno literaturo glede na navidezno korist policistov in je bolj taktično voden pristop v socialnih spopadih. Profil slabših policistov je bil malo drugačen. Vseboval je malo višje vrednosti nevroticizma in precej nižje vrednosti vestnosti kot profil dobrih policistov. Pomembne vrednosti facet v skladu s podobnostjo in različnostjo so pri strahu, sovražnosti, depresivnosti, ranljivosti, kompetentnosti, izpolnjevanju obveznosti, potrebe po dosežkih in samodiscipliniranosti. Pri ekstremno slabih policistih sta zasledila zelo nizko vrednost pri sprejemljivosti. To je ekstremni cinizem do motivacije pri drugih in pomanjkanje empatije.

Osebnostne lastnosti kažejo na karakteristike, trajne vzorce mišljenja, čustvovanja in vedenja, ki je stabilno v času in razloži posamezniko obnašanje v različnih situacijah (Costa in McCrae, 1989; Funder, 2001, vse v Barrick, Parks in Mount, 2005). Analiza situacijskih značilnosti, ki so specifične za vsako posamezno organizacijo, in obstoj skupnega modela osebnostnih dimenzij nam omogoča tehtanje vsake osebnostne dimenzije glede na vsako situacijo v organizaciji ter preverjanje vpliva posameznih situacijskih dimenzij na osebnost z upoštevanjem vseh možnih interakcij. Medtem ko analiza situacijskih značilnosti omogoča ugotavljanje posebnosti vsake posamezne organizacije, model Velikih pet tovrstno analizo dopolnjuje z analizo osebnosti, ki s primerjanjem vseh možnih med- in znotraj-organizacijskih ravni olajšuje raziskave o organizacijski uspešnosti, kar pripomore k natančnejšemu predvidevanju vedenja znotraj organizacije. Tett, Jackson in Rothstein (1991) opozarjajo, da morajo biti raziskovalci pri izbiri mer osebnostnih lastnosti pozorni ne samo na pričakovana razmerja lastnost – izvedba, ampak tudi na psihometrične lastnosti te meritve. Na osnovi danega vzorca morajo biti izdelane bolj natančne interpretacije opazovanih korelacij, zanesljivosti posamezne lestvice (ocene notranje konsistentnosti). Poudarjajo, da bo polna možnost osebnostnih lastnosti pri izbiranju osebja realizirana samo, ko bo pri analizi osebnost – orientiranost poklica uporabljena konfirmatorna raziskovalna strategija za določanje, katere lastnosti so ustrezne za napovedovanje izvedbe danega poklica, in ko bo večja pozornost usmerjena na izbiro psihometričnega smisla sestave veljavne meritve osebnosti.

5. NEVRONSKE MREŽE

Modrec pove vsakemu toliko, kolikor ta sprejme.

Prvi začetki nevronske mreže sežejo v zgodnja štirideseta leta, ko sta McCulloch in Pitts (1943) predstavila matematični model živčne celice oziroma nevron. Ta model predpostavlja, da ima vsak vhodni signal svojo utež, sestavljeni signal pa je vsota produktov vhodnih signalov in ustreznih uteži. Kadar vhodni signal preseže neko posebno vrednost, ki je označena kot prag, se sproži izhodni signal, sicer pa ne. S to v bistvu preprosto preklonno funkcijo in s spremembo uteži je možno obdelovati velike količine podatkov in prilagajati sistem novim razmeram – ga učiti. Takšen model se vse do danes ni bistveno spremenil in še vedno predstavlja osnovno izhodišče pri najrazličnejših raziskavah. Kmalu pa se je pojavilo vprašanje, kako spreminjati oziroma določevati uteži in prag, da je zadoščeno zahtevam posameznega problema. Enega prvih odgovorov v tej smeri je podal Hebb (1949) z učnim pravilom, ki omogoča postopno iskanje vrednosti za uteži in prag tako, da ustrezajo našim zahtevam. S tem je model nevrona postal zanimiv za številne raziskovalce, saj je bilo očitno, da je mogoče z njim reševati zelo zahtevne probleme, za katere ni bilo determinističnih rešitev.

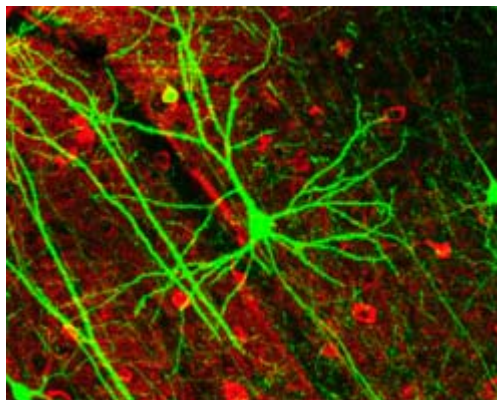
V letih od 1957 do 1962 je Rosenblatt²⁴ (1958, 1962) predstavil koncept Perceptrona kot enega prvih adaptivnih sistemov. Osnova je bil privzeti model nevrona, ki mu je dodal povratno zanko za adaptacijo uteži. Podoben model je bil Adaline, ki ga je leta 1961 razvil Widrow (1961), omogočal pa je tudi adaptacijo praga. Leta 1969 sta avtorja Minsky in Papert (1969) dokazala nemoč dotlej poznanih adaptivnih sistemov na bazi nevrona. Na preprostem primeru preklonne funkcije X-OR sta dokazala, da je ni moč rešiti s tedaj poznanimi sistemi, tudi če poljubno spreminjamo uteži in prag. Čeprav so že takrat razmišljali o večnivojskih nevronske strukturah, pa še ni bil znan učni algoritem za adaptacijo uteži vseh nevronov na želene vrednosti. Le-tega so objavili Rumelhart, Hinton in Williams (1986); s tem je bil takoj rešen problem X-OR (ekskluzivni ali), ki so ga reševali z vpeljavo vsaj dveh plasti nevronov. Od tedaj so se nevronske mreže razvijale z veliko naglico, pričeli so jih uporabljati na različnih področjih in pri številnih aplikativnih problemih (Zupan, 2003).

Procesiranje z nevronske mreže najrazličnejših topologij predstavlja vzorec distribuiranega procesiranja, bistveno drugačnega od klasičnih von Neumanovih računalnikov. Za klasične računalnike je značilna stroga odvisnost od programa oziroma algoritma, medtem ko je značilnost nevronskega procesiranja v tem, da se upošteva nakopičeno znanje, pridobljeno med učenjem, na vhodne podatke pa se odgovarja na način, ki je najbližji izkušnjam v učni dobi. Za procesiranje nevronske mreže je značilno posploševanje in tolerantnost napak na vhodu, zato jih uvrščamo med inteligentne procesorske sisteme (Dobnikar, 1990).

5.1. Biološki nevron

Umetni nevroni oponašajo delovanje nevronske celice v živih organizmih. Zato je smiselno podati kratek opis delovanja bioloških nevronov.

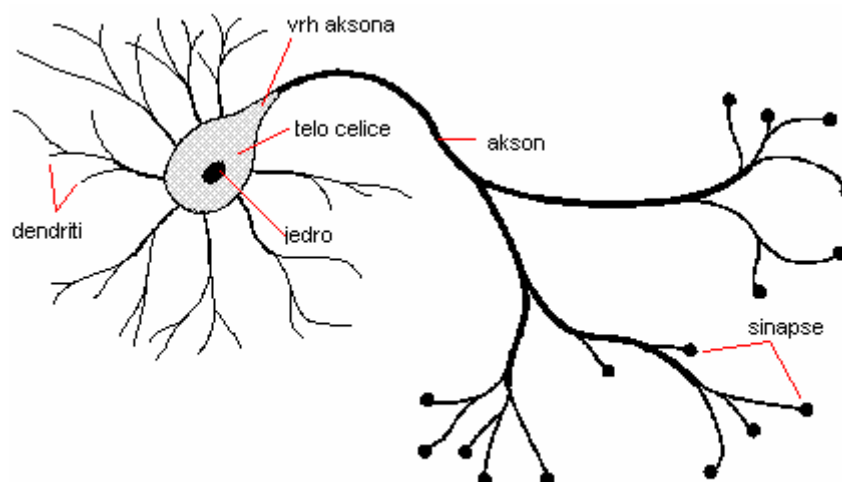
Človeški živčni sistem ima približno 10^{10} do 10^{11} živčnih celic, ki so med seboj izredno povezane. Posamezna celica lahko prejema signale od približno 80.000 sosednjih celic; vseh povezav je torej 10^{15} . Na sliki 1 je prikazana fotografija dela možganske skorje, ki obdeluje slišne signale (vir: Wikipedia: López-Muñoz, Boya in Alamo, 2006).



Slika 1: Del možganske skorje, ki obdeluje slišne signale

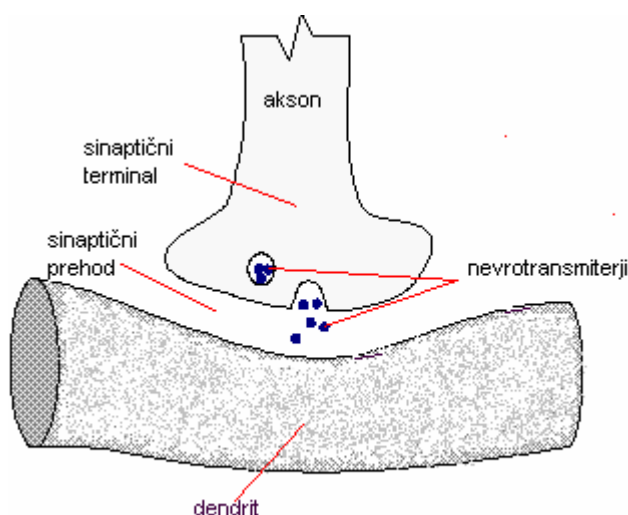
²⁴ Leta 1957 prvo delno poročilo z naslovom *The Perceptron: A Perceiving and Recognizing Automation*; leta 1958 drugi del poročila z naslovom *The Perceptron: A Theory of Statistical Separability in Cognitive Systems*.

Biološki nevroni so celice, za katere je značilno, da ne odmirajo in se ne obnavljajo. Ti dve lastnosti bioloških nevronov sta zelo pomembni za naš spomin. Obstaja mnogo različnih vrst nevronskih celic, vendar zadošča poznavanje samo ene vrste. Tipični nevron sestoji iz telesa celice (soma) z jedrom ter dendriti in aksoni (Zupan in Gasteiger, 1999). Na sliki 2 je shematsko prikazana zgradba živčne celice.



Slika 2: Shematski prikaz živčne celice – nevrona

Telo celice in jedro ne vplivata na procesiranje signalov, temveč skrbita za proizvodnjo različnih molekul in vzdržujeta nevron v delujočem stanju (Frasier, vir z dne 4.9.2007). Za obdelavo signalov skrbi vrh aksona. Dendriti so drobni izrastki iz telesa celice, ki prejemajo vhodne signale od drugih nevronov preko sinaptičnih povezav. Obstajajo tudi sinaptične povezave med aksoni, med aksoni in telesom ter dendriti. Vhodni signali se v celici seštevajo v kratkih časovnih intervalih. Kadar je skupen signal v celici dovolj velik (večji kot je prag v vrhu aksona), se sproži izhodni signal, ki ga akson prenese naprej. Jakost izhodnega signala je vedno enaka ne glede na to, ali je vhodni signal komaj presegel prag ali pa je stokrat močnejši. Akson predstavlja glavno prenosno pot v celici. Blizu konca se razcepi na množice končičev, ki se zaključijo s sinapsami, kjer signal prehaja na dendrite ali na telo druge celice. Tako lahko en sam nevron generira impulz, ki bo aktiviral ali zavrl na tisoče drugih nevronov, ti pa spet vplivajo na svoje naslednike in ta postopek se ponavlja brez konca. Prav visoka stopnja povezanosti celic z okolico daje nevronom kljub preprosti funkcionalnosti takšno moč procesiranja.



Slika 3: Shematski prikaz sinapse

Mesto, kjer prehaja v sinapso, se imenuje sinaptični terminal in je prikazan na sliki 3. Le-ta je povezan s sosednjimi dendriti preko majhne razpoke – sinaptičnega prehoda. Za prenos signalov skrbijo nevrotransmiterji. Ker posinaptična membrana ne oddaja nevrotransmiterjev, lahko potuje signal le v eni smeri. Fizikalne in

nevrokemične lastnosti sinaps določajo jakost in polariteto novega vhodnega signala. Sprememba kemijske zgradbe raznih kemikalij v nevrottransmitterjih pospešuje ali zavira vpliv signala, ki ga akson prek nevrottransmitterjev odda naslednjemu dendritu in posredno naslednjemu nevronu. V tem so možgani najbolj fleksibilni in tudi ranljivi. Razne droge in alkohol vplivajo na kemijsko sestavo nevrottransmitterjev in s tem na delovanje možganov. Živčni strupi (sarin) pa celo blokirajo delovanje sinaps in preprečijo kontrolo nad mišičevjem ter povzročajo zadušitev.

Delovanje posamezne biološke nevronske celice nižje razvitih živali se zelo malo razlikuje od delovanja posamezne biološke nevronske celice višje razvitih živali. Razlike med višje in nižje razvitimi živalmi nastanejo zaradi različnega povezovanja bioloških nevronskih celic med seboj. Pomembnejše kot delovanje posamezne biološke nevronske celice je torej povezovanje bioloških nevronskih celic med seboj. Več tisoč bioloških nevronskih celic je v možganih povezanih v tako imenovano mrežo. Možgani so skupek med seboj bolj ali manj intenzivno povezanih nevronskih mrež, pri čemer sta pomembna število in način povezav ter spreminjanja signala na sinapsah.

Delovanje biološkega živčnega sistema temelji torej na preprosti obdelavi signalov v nevronu, na izjemni povezanosti brezštevilnih nevronov in na dejstvu, da lahko spreminjamo jakost signalov pri prehodu iz enega nevrone v drugega. Te značilnosti so tudi osnova zasnove umetnih nevronskih mrež.

5.2. Umetne nevronske mreže

Nevronske mreže uvrščamo k metodam umetne inteligence. Metode umetne inteligence uporabljamo za obdelavo obsežnih nizov podatkov, med katerimi želimo poiskati značilne (lahko tudi ponavljajoče) vzorce in odvisnosti. Večina metod umetne inteligence se je razvila iz različnih načinov posnemanja narave:

- nevronske mreže – posnemanje delovanja možganov,
- genetski algoritmi – posnemanje biološke evolucije,
- ekspertni sistemi – posnemanje logičnega mišljenja eksperta,
- »fuzzy« sistemi – posnemanje in reševanje netočnih jezikovnih konceptov.

Pojem »nevronska mreža« nam pove, da gre za povezavo računalniških nevronov v mrežo. Delovanje in uspešnost nevronske mreže ni odvisno le od delovanja posameznega računalniškega nevrone, temveč od celotne strukture računalniške nevronske mreže. Računalniška nevronska mreža je množica paralelno povezanih računalniških nevronov (natančnejšo razlago o računalniških nevronih glej v Kofjač, 2002; Jagrič, 2003; Zupan, 2003), ki istočasno dobijo signal (nevroni v isti plasti) in ga z enakimi računskimi operacijami obdelajo. Jakost signala, ki pride v naslednjo plast, je odvisna od uteži. V geometričnem pomenu nevron predstavlja hiperravnino, ki razdeli prostor ozir. vsaki točki v prostoru dodeli skalarno vrednost. V primeru klasifikacije razdeli prostor na dva podprostora. Brez aktivacijske funkcije nevron predstavlja linearno funkcijo, za katere v klasifikacijske namene išče optimalno hiperravnino. Z dodajanjem aktivacijskih funkcij vnesemo v sistem nelinearno obnašanje. Vrsta izhodne funkcije se med učenjem ne spreminja in je enaka za vse nevrone v nevronske mreži, ne glede na položaj nevrone in vrsto povezave s sosednjimi nevrone. Med učenjem se spreminjajo le uteži in parametri, ki določajo prag in naklon funkcije.

Z uporabo nevronskih mrež je možno iz velikega števila navidezno nepovezanih skupin podatkov (vplivnih parametrov) določiti medsebojno odvisnost (Knap, 2002). Značilnost nevronskih mrež je, da za reševanje problemov ne potrebujemo teoretičnega poznavanja odnosov med vhodnimi in izhodnimi podatki, temveč se povezave določijo skozi sam proces učenja iz učnega niza podatkov, ki vsebuje vhodne in izhodne podatke. Ko je enkrat nevronska mreža dovolj naučena, lahko poišče ustrezne izhode tudi za vhodne podatke, ki niso sodelovali v procesu učenja. Ta pomembna značilnost nevronskih mrež se imenuje generalizacija (Westland, Iovine, Bishop in Kubelka 2001; Dumortier in Lehert, 1999). Kvaliteto učenja in napovedovanja ocenjujemo s skupno napako RMSE, ki je vsota kvadratov razlik med ciljem in napovedjo, deljena s številom podatkovnih nizov in številom izhodov.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{s=1}^r \sum_{i=1}^n (t_{si} - y_{si})^2}{r \cdot n}}, \quad (1)$$

kjer je r število vhodno – ciljnih parov in n število spremenljivk v ciljnim (izhodnem) vektorju. RMSE je faktor, ki nam pove, kako dobro so napovedani izhodi Y_s (dobljeni za celotno serijo r vhodov vektorja X_s) v

primerjavi z n -dimenzionalnimi ciljnimi vrednostmi T_s . Cilj nadzorovanega učenja je, da v čim krajšem času dosežemo čim manjšo vrednost RMSE. Vrednost RMSE se spreminja glede na obliko nevronske mreže (število izhodov) kot tudi glede na število podatkovnih nizov za učenje oz. testiranje, zato je ne moremo uporabiti kot primerjavo med različnimi modeli nevronske mreže, ampak le za optimiranje parametrov posamezne nevronske mreže. Optimizacijskih metod je veliko. Med najpomembnejše sodijo gradientne (Newtonove) metode, konjugirane gradientne metode, stohastične gradientne metode, metoda postopnega ohlajanja, genetski algoritmi itn. Pri uporabi teh metod se srečujemo z različnimi numeričnimi težavami, to so zapleteni algoritmi, zaokrožitvene napake, časovna potratnost algoritmov, ujetje rešitve v lokalnem minimumu napake in podobno.

5.3. Razvrščanje v razrede

Nevronske mreže, ki vsebujejo drugo plast sestavljeno iz radialnih enot, imajo vgrajene različne algoritme grupiranja. Radialne enote vsebujejo idealne vektorje. V mnogo primerih je dvoplastna nevronska mreža kombinirana z radialno osnovno funkcijo v skriti plasti in z eno izhodno spremenljivko ter k -najbližjo izhodno funkcijo konverzije. Na ta način proizvede klasifikacijo na osnovi najbližjega idealnega vektorja za vhodni primer. Najbližji idealni vektor je nameščen z uporabo različnih skupin in načinov vzorčenja.

5.3.1. Metoda najbližjega soseda

Pri gradnji modela na osnovi primerov se primeri iz učne množice vnesejo v koordinatni sistem, katerega koordinate predstavljajo attribute primerov. Vsak nov primer umestimo v sistem, kjer se potem matematično računa razdalja do najbližjega primera iz učne množice. V razred, v katerega spada najbližji učni primer, se uvrsti tudi nov primer. Ta metoda se imenuje razvrščanje po metodi najbližjega soseda. Vzamemo samo en primer znotraj množice, ki mu poiščemo enega najbližjega soseda izven množice.

5.3.2. Metoda k -najbližjih sosedov

Ponavadi uporabljamo za razvrščanje več najbližjih sosedov (znotraj množice), pri čemer se nov primer uvrsti v razred, ki je najpogostejši med najbližjimi sosedi, ali pa se izračuna povprečna vrednost, če je razred numerična vrednost. To je razvrščanje po metodi k -najbližjih sosedov. Več primerom znotraj množice poiščemo najbližjega soseda zunaj množice. Za računanje razdalje vzamemo Pitagorov izrek. Računanje razdalje med primeri je trivialno, kadar imamo enega ali dva atributa, ki opisujeta primere. Prav tako je zadeva enostavna pri povečevanju števila atributov. V glavnem se uporablja za izračun razdalje Evklidova formula (Witten in Frank, 2000), pri čemer predpostavljamo, da so atributi normalizirani in da je pomembnost vseh atributov enaka. Glavni problem takšnega učenja je določiti pomembnost posameznih lastnosti (atributov). Prav tako je problem, kadar so lastnosti opisane, na primer barva, ko moramo definirati »razdaljo« med dvema različnima barvama. Uteževanje lastnosti primerov je torej ključni problem učenja na osnovi razdalje med primeri.

Slaba stran odločanja na osnovi primerov je ta, da ne prikazujejo jasno meje med posameznimi razredi, kar podira osnovno načelo učenja, da primeri iz učne množice »opisujejo« vzorce v podatkih. Primeri v kombinaciji z razdaljami med njimi »rišejo« meje med razredi primerov, kar je neka vrsta jasnega prikaza znanja.

5.3.3. Algoritem k -povprečij

Ta algoritem poskuša izbrati optimalno množico točk, ki so postavljene kot središča skupin podatkov za učenje. Dane k -radialne enote uravnavajo pozicije centrov tako, da velja:

- Vsaka učna točka pripada centru skupine in je bližja temu centru kot kateremukoli drugemu centru.
- Vsak center skupine je središče učnih točk, ki mu pripadajo.

Ko so označeni centri, so določeni tudi odkloni. Velikost odklona (poznani je tudi kot faktor glajenja) določa koničnost Gaussove funkcije. Če je Gaussova funkcija preostra, potem nevronska mreža ne more izvesti interpolacije med dvema točkama in izgubi sposobnost generalizacije. Če pa je Gaussova funkcija preširoka, nevronska mreža izgubi detajle. To je druga manifestacija prevelike ali premajhne prilagoditve. Gaussova krivulja je izbrana na podlagi nekaj bližnjih centrov. Izbira najbližjih centrov poteka lahko po metodi izotropije ali metodi k -najbližjih sosedov.

5.3.3.1. Metoda izotropije

Enaki odkloni vseh enot so hevrstično izbrani tako, da odsevajo število centrov in volumen prostora, ki ga zavzemajo (Haykin, 1994). Spodaj je natančneje razloženo, kako nam izotropna preslikava olajša računanje.

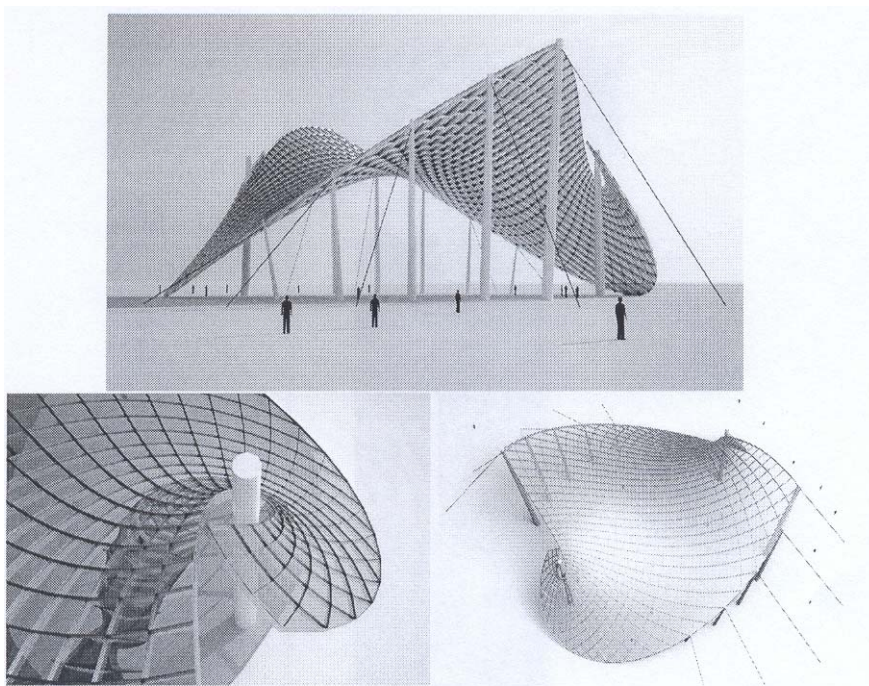
Izotropni 3-dimenzionalni prostor I^3 temelji na naslednji G_6 grupi afinih transformacij $(x, y, z) \mapsto (x', y', z')$ v \mathfrak{R}^3

$$\begin{aligned} x' &= a + x \cos \phi - y \sin \phi, \\ y' &= b + x \sin \phi + y \cos \phi, \\ z' &= c + c_1 x + c_2 y + z, \end{aligned} \quad a, b, c, c_1, c_2, \phi \in \mathfrak{R}, \quad (2)$$

ki se imenuje izotropna kongruentna transformacija (*i*-nagibi). Vidimo, da se *i*-nagibi pokažejo kot Evklidovi nagibi (vektor premika $(a, b)^T$ in rotacijski kot ϕ) pri projekciji v *xy*-ravnini; rezultat te projekcije $\mathbf{p} = (x, y, z) \mapsto \mathbf{p}'(x, y, 0)$ bomo v prihodnje imenovali pogled z vrha. Izotropna kongruentna transformacija je sestavljena iz Evklidovega nagiba v *xy*-ravnini in sorodne odrezane transformacije v *z*-dimenziji. Mnogo merskih lastnosti v izotropnem 3-dimenzionalnem prostoru I^3 (konstanta v G_6) je dejansko Evklidova konstanta pri pogledu z vrha. Npr., nekateri definirajo *i*-razdaljo med dvema točkama $\mathbf{x}_j = (x_j, y_j, z_j)$, $j=1,2$ kot Evklidovo razdaljo njihovih pogledov z vrha \mathbf{x}'_j ,

$$\|\mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_2\|_i := \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}. \quad (3)$$

Tako imata dve točki $T_1(x_1, y_1, z_1)$ in $T_2(x_2, y_2, z_2)$ z enakim pogledom z vrha (imenujeta se izenačeni točki) *i*-razdaljo nič, toda ne potrebuje skladnosti. Ker *i*-merska enota degenerira vzdolž (Bobenko, Hoffmann in Springborn, 2006) *z*-vzporednih linij, se te črte imenujejo izotropne črte. Izotropni koti med ravnimi črtami so merjeni kot Evklidovi koti pri pogledu z vrha.



Slika 4: Pogled z vrha opisuje arhitekturna študija, ki temelji na štiristrani mreži s prednjimi navpičnimi ravninami, ki ločujejo mrežo izotropnih osnovnih krivulj na minimalno površino izotropne geometrije (Pottmann in Liu, 2007).

Izotropne ravnine so vzporedne z z -osjo. I^3 povzroči izotropni merski sistem. Izotropni krog (oblika parabole) je parabola z z -vzporedno osjo in leži v izotropni ravnini. I -krog tipa parabole ni iso-razdalja prilagojena fiksnim točkam.

Poznamo dva tipa izotropnih krogel. I -krogla \mathcal{S} cilindričnega tipa je množica vseh točk $\mathbf{x} \in I^3$ z $\|\mathbf{x} - \mathbf{m}\|_i = r$. Povedano na Evklidov način, takšna krogla je pravi okrogel cilindar z z -vzporednimi linijami; njegov pogled z vrha je Evklidov krog s centrom \mathbf{m}' in polmerom r . Vsaka točka, ki je vzporedna z \mathbf{m} , leži na osi tega cilindra in lahko služi kot center \mathcal{S} . Bolj zanimiv in pomemben tip krogel je i -krogla tipa parabole,

$$z = \frac{A}{2}(x^2 + y^2) + Bx + Cy + D, \quad A \neq 0. \quad (4)$$

Iz Evklidove perspektive so to rotirajoči paraboloidi z z -vzporedno osjo. Sečišča teh i -krogel z ravnino P so i -krogi: če P ni izotropna, potem je sečišče i -krog elipsaste oblike, Če je P izotropna, je sečišče krivulje i -krog tipa parabole.

Izotropna verzija Gaussove teorije ukrivljenosti uporabi enotno kroglo

$$\sum: \quad z = \frac{1}{2}(x^2 + y^2) =: s(x, y). \quad (5)$$

Vsaki točki $\mathbf{x} = (x, y, f(x, y)) \in \Phi$ pridružimo Gaussovo podobo te točke $\sigma(\mathbf{x}) = \tilde{\mathbf{x}} = (\tilde{x}, \tilde{y}, s(\tilde{x}, \tilde{y})) \in \sum$, katere tangentska ravnina je vzporedna tangentski ravnini Φ pri \mathbf{x} . To zahteva skladnost gradientov $\nabla f(x, y) = (f_x, f_y)$ in $\nabla s(\tilde{x}, \tilde{y}) = (\tilde{x}, \tilde{y})$ ter tako daje za Gaussovo preslikavo σ

$$\sigma: (x, y, f(x, y)) \mapsto \left(f_x, f_y, \frac{1}{2}(f_x^2, f_y^2) \right). \quad (6)$$

Odvod σ je operator izotropne oblike. Je linearna preslikava med vzporednimi in tako identificiranimi tangentskimi prostori Φ pri \mathbf{x} in \sum pri $\tilde{\mathbf{x}}$. Pogled z vrha operatorja oblike deluje na vektorje $(t_1, t_2)^T \in \mathfrak{R}^2$ in je

$$(t_1, t_2)^T \mapsto \nabla^2 f(t_1, t_2)^T. \quad (7)$$

Njegova transformacijska matrika je Hessova $\nabla^2 f$ od f ,

$$\nabla^2 f = \begin{pmatrix} f_{xx} & f_{xy} \\ f_{xy} & f_{yy} \end{pmatrix}. \quad (8)$$

Lastni vektorji operatorja oblike določijo smer izotropne glavne ukrivljenosti. To so konjugirane smeri in se pojavijo kot ortogonalni vektorji pogleda z vrha (lastni vektorji $\nabla^2 f$); odgovarjajoče lastne vrednosti se imenujejo i -glavne ukrivljenosti κ_1, κ_2 . Njun produkt je enak $\det(\nabla^2 f)$ in se imenuje izotropna ukrivljenost (ali relativna ukrivljenost)

$$K = \kappa_1 \kappa_2 = f_{xx} f_{yy} - f_{xy}^2. \quad (9)$$

Izotropno povprečje ukrivljenosti H je podano z Laplace-m od f ,

$$2H = \kappa_1 + \kappa_2 = \text{ostanek}(\nabla^2 f) f_{xx} + f_{yy} = \Delta f. \quad (10)$$

Izotropna minimalna površina je označena s $H = 0$ in tako je kopija harmoničnih funkcij $f(\Delta f = 0)$. Lahko ima razvejane točke in tako ima lahko površina različne pole; tako razumemo »kopijo« v splošnem pomenu.

Izotropna minimalna površina obsega mnogo lastnosti, ki so analogne njihovim Evklidovim dvojnikom (Sachs, 1990; Strubecker, 1962).

Integralne krivulje polja v glavnih smereh se imenujejo izotropne linije glavne ukrivljenosti. Sestavljajo natanko tisto mrežo konjugiranih krivulj na \mathcal{S} , ki se pojavi kot ortogonalna mreža pogleda z vrha. Enačba (10) kaže, da je PDEs karakterizacija minimalne površine ali površine konstantne povprečne ukrivljenosti linearna v izotropni geometriji; odgovarjajoče enačbe Evklidove geometrije so nelinearne (Pottmann in Liu, 2007).

5.4. Metoda podvzorčenja

Metoda podvzorčenja poteka tako, da se prostor vzorca razdeli v segmente enake velikosti. Vsak segment je podvržen kombinaciji pravil učenja. Ta metoda proizvede dobre rezultate, kjer je v podatkih prisoten šum. Točnost učenja močno pade pri podatkih, ki ne vsebujejo šuma. Metoda v splošnem izboljšuje učinkovitost algoritmov učenja po koščkih. Uporabna je samo v specifičnih algoritmičnih učenja (Domingos, 1996), kot je npr. radialna osnovna funkcija. Učne točke, ki se kopirajo na radialne enote, so naključno izbrane. Ker so točke izbrane naključno, predstavljajo statistično porazdelitev podatkov za učenje. Če je število radialnih enot majhno, je opis zelo slab (Haykin, 1994).

5.5. Metode nadzorovanega učenja nevronske mreže

Učenje nevronske mreže temelji na uravnavanju uteži in pragov pri uporabljeni učni množici. Ob podani topologiji je znanje nevronske mreže predstavljeno v utežeh povezav nevronov. Problem se preslika na iskanje primernih vrednosti uteži. Dodaten problem predstavlja dejstvo, da učenje nevronske mreže ni analogno učenju celotne nevronske mreže. V osnovi učenje poteka tako, da na vhod nevronske mreže podamo vzorec in od algoritma za učenje zahtevamo, da primerno popravi uteži tako, da bo nevronska mreža na izhodu podala enak razred, kot je razred vzorca. Hitro postane jasno, da takšno popraviljanje uteži ni enolično določeno in da mora algoritem upoštevati predhodno stanje nevronske mreže z namenom preprečiti pozabljanje že naučenega (Chen, 2005). Znotraj enega cikla podamo nevronske mreži vse učne primere in opazujemo napako pri klasifikaciji. Zaustravitveni kriterij sta lahko npr. največja dovoljena napaka ali število izvedenih ciklov. Eden izmed najbolj pogosto uporabljenih kriterijev za oceno napake nevronske mreže je vsota kvadratov napake.

Naj vektor y_j predstavlja izhodni vektor iz nevronske mreže za primer j , vektor c_j pa primerno kodiran pripadajoč razred primera j . Napako nevronske mreže izračunamo:

$$E = \frac{1}{2} \sum_j (c_j - y_j)^2. \quad (11)$$

Cilj metode padajočih gradientov je zmanjšati napako E s spremembo uteži v nevronske mreži. Za uspešno uporabo te metode moramo na začetku naključno inicializirati uteži. V primeru, da tega koraka ne naredimo, so rezultati deterministični in v splošnem zelo slabi, saj se popravki uteži enakomerno širijo na vse uteži. V vsakem ciklu podamo na vhod nevronske mreže vse učne primere in opazujemo izhod. Ta faza se imenuje posredovanje naprej (feedforward; bolj podrobno razlago glej v Datta, Sil in Banerjee, 1999), kjer nevronske mreže uporabimo na enak način, kot bo uporabljena kasneje v napovedni fazi. Za vsak primer dobimo na izhodu napako za vsak izhodni nevron. V fazi popraviljanja uteži širimo napako nazaj po nevronske mreži (backpropagation) tako, da zmanjšamo napako na izhodu. Naslednjo vrednost uteži (w) dobimo:

$$w_{ij}^{n+1} = w_{ij}^n + \Delta w_{ij}^n, \quad (12)$$

kjer Δw_{ij}^n izračunamo po enačbi:

$$\Delta w_{ij}^n = \eta \delta_j o_i + \mu \Delta w_{ij}^{n-1}. \quad (13)$$

V enačbi (13) predstavljata η in μ pozitivni konstanti. η določa hitrost učenja (learning rate), ki se z večanjem števila iteracij približuje vrednosti 0. Parameter μ imenujemo vztrajnostni koeficient (spominski faktor ali moment učenja), katerega glavni namen je izogibanje lokalnemu optimumu. Za parametra ne obstaja splošni

kriterij določanja vrednosti, zato le-ta določimo izkustveno glede na podani problem. Imata pa pomembno vlogo pri izogibanju lokalnim minimumom oz. lahko pripomoreta k dosegu globalnega optimuma. Izračun napake δ_j je odvisen od nivoja nevronske mreže. Na izhodnem nivoju jo izračunamo kot:

$$\delta_j = -(t_j - o_j) \frac{\partial f_j}{\partial I_j}, \quad (14)$$

kjer je t_j tarča in o_j izračunana vrednost izhoda nevrona. Na vseh ostalih nivojih sedaj izračunano napako δ_j širimo do vhodov nevronske mreže:

$$\delta_j = -\frac{\partial f}{\partial I_j} \sum_k \delta_k w'_{jk}. \quad (15)$$

$-\frac{\partial f}{\partial I_j}$ predstavlja parcialni odvod aktivacijske funkcije ob danem izhodu glede na trenutne vhodne parametre za podan primer. Tako s primernim η -hitrostjo učenja postopoma zmanjšujemo napako. Če je η prevelik, se lahko zgodi, da ne konvergiramo k rešitvi. Parameter k iz enačbe (15) teče po vseh nevronih, katerih vhod je izhod trenutnega nevrona, w'_{jk} predstavlja pripadajoče uteži.

Metoda padajočih gradientov je ena izmed zelo pogosto uporabljenih metod za učenje nevronske mreže. Obstajajo tudi druge tehnike (glej Moriarty in Miikkulainen, 1994), vendar pa se povsod soočamo s problemom primerne postavitve izhodov nevronov na vmesnem nivoju.

Algoritmi učenja – treniranja nevronske mreže se delijo na tri tipe:

- Začetni algoritmi: to niso pravi algoritmi učenja, ampak metode, ki inicializirajo uteži (običajno je to na podlagi naključne izbire) pred učenjem na osnovi tipa nevronske mreže:
 - Konstantna metoda: vpeljuje uteži, ki so izbrane naključno iz konstantne porazdelitve znotraj minimalnih in maksimalnih vrednosti.
 - Gaussova metoda vpeljuje uteži, ki so naključno izbrane na osnovi normalno porazdeljenih vrednosti med povprečjem in standardnim odklonom.
 - Enotna dolžina: uteži so obravnavane kot vektor. Pripisane so jim vrednosti, ki dajejo vektor enotne dolžine.
 - Ničelna metoda: vse uteži so postavljene na nič.
- Nadzorovano učenje: algoritmi nadzorovanega učenja spreminjajo uteži in pragove. Uporabljajo množice za učenje, ki vsebujejo vhodne in izhodne vrednosti za določen primer. Tako za vse učne točke natančno določimo preslikavo vhodov na izhode, ki jo mora mreža opravljati. Ko je mreža dovolj naučena, da vsak vhod pravilen izhod oziroma izhod z dovolj majhno napako. Tedaj lahko menimo, da tudi vhode, ki nimajo poznanih rešitev, preslika na ustrezne izhode.
- Nenadzorovano učenje: tudi tu algoritmi spreminjajo uteži in pragove, vendar pa vnesemo v nevronske mreže le vhodne vrednosti. Izhodne vrednosti določi mreža sama. Takšna pravila se imenujejo pravila samoorganizacije. Primerna so zlasti za naloge na področju razpoznavanja vzorcev in razvrščanja podatkov v skupine.

5.5.1. Algoritem vzratnega širjenja napake

Nevronska mreža, ki uporablja metodo učenja z vzratnim širjenjem napake, je v literaturi največkrat omenjena in uporabljena (Rosenblatt, 1958). Uporablja se predvsem za izračun modelov ($y = f(x)$) ter za preslikave v dvodimenzionalen prostor (Kocjančič in Zupan, 1977). Običajno zahteva vsaj dve plasti nevronov: skrito plast in izhodno plast. Učenje je nadzorovano in ima osnovo v metodi najmanjših kvadratov. Vrednost vsakega nevrona se izračuna s sigmoidno funkcijo

$$z_j^p = \frac{1}{1 + e^{-Net_j^p}}, \quad (16)$$

kjer je:

$$Net_j^p = \left(\sum_{i=1}^k z_i^{p-1} w_{ji}^{p-1} \right) - \theta_j^p, \quad (17)$$

p nivo nevronske mreže, z_j^p vrednost nevrona na nivoju p in θ_j^p vrednost prevojne točke sigmoidne funkcije (prag, prevoj) na nivoju p . Značilnost uporabljenega načina učenja nevronske mreže je, da se spreminjanje uteži izvede v nasprotni smeri, kot potuje signal. To pomeni, da najprej spremenimo uteži zadnje aktivne plasti, nato uteži skritih aktivnih plasti in na koncu uteži prve aktivne plasti (Huang, Hung in Jiau, 2006). Prednost takega načina učenja je v tem, da so enačbe, na podlagi katerih se popravljajo uteži, dobro definirane. Enačba za spreminjanje uteži temelji na tako imenovanim delta pravilu (razlago o delta pravilu glej v Šmigič, 2006). Poleg tega upoštevamo tudi enakost (Zupan, 2003):

$$x_i^p = y_j^{p-1}, \text{ ki izhaja iz enačbe}$$

$\mathbf{x}^p = \mathbf{y}^{p-1}$. Vektor odgovorov predhodne plasti je hkrati tudi vhodni vektor za naslednjo plast.

$$\Delta w_{ji}^p = \eta e_j^p y_j^{p-1} + \mu \Delta w_{ji}^{p(\text{prejšna iteracija})}, \quad (18)$$

kjer je η hitrost učenja in μ vztrajnostni koeficient (nekateri ga imenujejo moment učenja ali spominski faktor). Ker je učenje nadzorovano, poznamo pravo rešitev, ki jo označimo kot tarčo \mathbf{t} ($t_1, t_2, \dots, t_j, \dots, t_s$). Odgovore zadnje izhodne plasti lahko primerjamo s tarčo in zaradi tega zapišemo napako e_j^p na naslednji način:

$p =$ zadnja (plast)

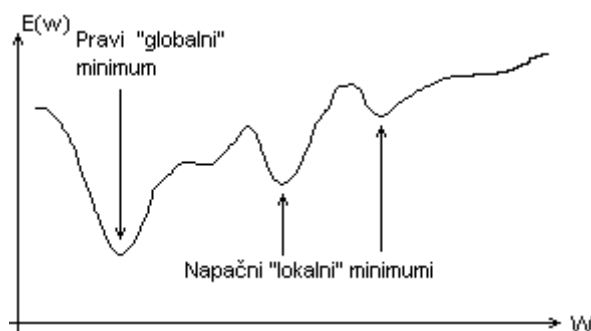
$$e_j^{\text{zadnja}} = (t_j - y_j^{\text{zadnja}}) y_j^{\text{zadnja}} (1 - y_j^{\text{zadnja}}). \quad (19)$$

Pravilnih odgovorov, ki naj bi jih imele ostale plasti, ne poznamo. Sprejmemo predpostavko, da je napaka plasti p enakomerno porazdeljena po vseh s nevronih naslednje plasti $p+1$ ($\rightarrow \varepsilon^p = \sum_{j=1}^{s^{p+1}} \varepsilon_j^{p+1}$). Napako e_j^p zapišemo:

$p =$ zadnja -1, ..., 1

$$e_j^p = \left(\sum_{j=1}^{s^{p+1}} e_j^{p+1} w_{ji}^{p+1} \right) y_j^p (1 - y_j^p). \quad (20)$$

Pri učenju nevronske mreže z vzvratnim širjenjem napake je zelo pomembno, katere vrednosti izberemo za hitrost učenja (η) in za vztrajnostni koeficient (μ). Hitrost učenja η določa, kako velike so spremembe uteži. Namen vztrajnostnega koeficienta je, da se nevronska mreža izogne lokalnim minimumom. Vztrajnostni koeficient μ mora biti dovolj velik, da sprememba predznaka popravka uteži (iz + v – in obratno) potisne uteži čez lokalni minimum. Vrednosti koeficienta η se gibljejo od 0,1 do 0,8, vrednosti vztrajnostnega koeficienta μ pa od 0,9 do 0,2. Vsota obeh koeficientov naj bi se gibala okoli vrednosti 1. Za določanje vrednosti teh koeficientov



Slika 5: Iskanje absolutnega minimuma funkcije napake (Morton, 2003)

ne obstajajo nobena strukturirana sredstva, zato jih je potrebno določiti na osnovi preteklih izkušenj ali poizkušanja (Piramuthu, 1999).

Poleg težave, ki jo predstavlja zajetje lokalnega minimuma, se lahko srečamo s težavo »prekomernega učenja« (overtraining). Pri prekomernem učenju nevronska mreža od nekega števila iteracij naprej daje vedno slabše napovedi. Vzrok temu je lahko prevelika arhitektura nevronske mreže (posledično to pomeni preveč uteži) za rešitev danega problema oziroma premalo podatkov. Težimo torej k čim manjši arhitekturi nevronske mreže. Arhitektura nevronske mreže z vzratnim širjenjem napake je močno odvisna od števila vhodnih in izhodnih spremenljivk ter števila objektov, ki jih imamo na razpolago za izdelavo modela.

Z nevronske mreže z vzratnim popravljanjem napake je možno izvesti operacijo »ekskluzivni or« (preklopna funkcija X-OR – ekskluzivni ali):



Slika 6: Delovanje preklopne funkcije X-OR (Braspenning, Thuijsman in Weijters, 1995)

Ker nevronska mreža z algoritmom vzratnega širjenja napake »back propagation« konvergira zelo počasi, je bilo objavljeno veliko število popravkov algoritma, ki pospešijo delovanje, vendar je osnova delovanja še vedno enaka. To je stohastična metoda padajočih gradientov. Ta metoda za vsak učni primer uporabi različno ploskev funkcije napake in se pri tem nasloni na povprečno vrednost funkcij, po kateri išče najnižjo vrednost. Različne ploskve funkcij napake imajo različne lokalne minimume, kar zmanjšuje verjetnost, da se bo proces ustavil v kateremkoli izmed njih.

Napaka (nazaj) vračajočega učenja je sestavljena iz dveh poti, ena razširja vpliv od vhodne plasti skozi skrite plasti do izhodne plasti, druga pot razširja signal napake nazaj skozi nevronske mreže v obrnjeni smeri, kot je originalna pot.

Izkaže se, da je napaka posploševanja močno odvisna od kompleksnosti modela. Zato pravimo, da z iskanjem majhne napake posploševanja izvajamo nadzor kompleksnosti modelov. Najenostavnejša metoda za nadzor kompleksnosti je spreminjanje števila prostih parametrov v modelu, kar se imenuje izbira modela. Pri izbiri reda modela se moramo držati splošnega naravnega načela, da med več modeli, ki delujejo enako dobro, izberemo najpreprostejši model. Ta ugotovitev se ponavadi imenuje Occamovo²⁵ načelo. Problem izbire primerne reda modela je v običajni statistiki že dolgo poznan in zadovoljivo rešen za linearne modele. Odkar pa se je povečalo zanimanje za nelinearne modele, posebej v zvezi z nevronskimi mrežami, je postal problem spet pomemben. Splošno še vedno ni rešen.

Nevronska mreža z algoritmom vzratnega širjenja napake se lahko uporablja za klasifikacije in razna modeliranja. Klasifikacijska zmogljivost mreže je bila uporabljena za prepoznavanje pisanih in tiskanih črk, zvočnih signalov, avtomatsko vožnjo z avtomobilom itd. Zmogljivost modeliranja je bila uporabljena za krmiljenje industrijskih robotov, gospodinjskih strojev in raznih naravnih procesov.

V ekonomiji lahko klasificiramo sposobnosti podjetij, zmožnost kreditorejmalcev za odplačilo kreditov ali celo planiranje razvoja podjetja.

V kemiji lahko modeliramo kvantitativno razmerje med strukturo in lastnostmi (QSAR), določamo sekundarno strukturo proteinov, prepoznavanje vzorcev v spektrih, klasificiranje celotnih spektrov.

²⁵ William of Occam, 1285-1349, angleški filozof.

5.5.2. Stopenjsko spuščajoč algoritem gradienta

Najbolj enostavni nazaj vračajoči algoritem je stopenjsko spuščajoč algoritem gradienta (Huang, Hung in Jiau, 2006). Hitro približevanje je nujno za nazaj vračajoč algoritem učenja.

Za podano podatkovno množico je povprečna napaka \mathfrak{R}_{av} , ki je definirana kot funkcija uteži in pristranskosti, označena z vektorjem \mathbf{w} . Vektor \mathbf{w} je množica parametrov, ki označujejo nevronske mreže. Pomoč procesa učenja je minimiziranje \mathfrak{R}_{av} :

$$\mathfrak{R}_{av}(\mathbf{w}) = \frac{1}{2N} \sum_{n=1}^N (t(n) - a(n))^2, \quad (21)$$

kjer je N število posnetkov celotne podatkovne množice za učenje. Metoda stopenjsko spuščajočega gradienta izračunava gradient iz prvega odvoda \mathfrak{R}_{av} na \mathbf{w} :

$$\mathbf{r}(n) = \frac{\partial \mathfrak{R}_{av}}{\partial \mathbf{w}} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{\partial F(\mathbf{w}, \mathbf{p}(n))}{\partial \mathbf{w}} (t(n) - a(n))^2. \quad (22)$$

Verižno pravilo diferencialnega izračuna je uporabljeno za pripravo matematičnega odštevanja za popravo uteži in pristranskosti:

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \alpha(n) \mathbf{r}(n). \quad (23)$$

5.5.3. Algoritem konjugiranega gradienta

Omenjena metoda uravnava vektor uteži \mathbf{w} v smeri najglobljega spusta (Bhagat, 2005). Tako pride do minimuma po najbolj strmih delih funkcije. Ni nujno, da te metode hitro konvergirajo. Ta algoritem se priporoča za vse nevronske mreže z velikim številom uteži (več kot nekaj sto). Metoda konjugiranega gradienta (Powel, 1977) pripada razredu drugo-stopenjskih optimizacijskih metod, poznanih kot konjugirane smerne metode. Ta metoda pospešuje tipično počasno približevanje s preizkušeno metodo stopenjskega spusta in mora računati Hessovo matriko $\mathbf{H}(n)$ (Huang, Hung in Jiau, 2006):

$$\mathbf{H}(n) = \frac{\partial^2 \mathfrak{R}_{av}}{\partial \mathbf{w}^2} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left\{ \left(\frac{\partial F(\mathbf{w}, \mathbf{p}(n))}{\partial \mathbf{w}} \right) \left(\frac{\partial F(\mathbf{w}, \mathbf{p}(n))}{\partial \mathbf{w}} \right)^T - \frac{\partial^2 F(\mathbf{w}, \mathbf{p}(n))}{\partial \mathbf{w}^2} (t(n) - a(n)) \right\}. \quad (24)$$

Z algoritmom konjugiranega gradienta se lahko izognemo uporabi Hessove matrike $\mathbf{H}(n)$, ki je nadloga zaradi težavnosti izračunavanja, z določitvijo naslednje smeri iskanja. Zato:

$$\mathbf{s}(n) = \mathbf{r}(n) + \beta(n) \mathbf{s}(n-1) \quad n = 1, 2, \dots, N-1, \quad (25)$$

kjer $\mathbf{s}(n)$ predstavlja konjugiran vektor v vseh smereh iskanja. Izbrana sta dva načina vrednotenja koeficienta $\beta(n)$ konjugiranega gradienta za določitev smeri iskanja minimiziranja povprečne funkcije napake \mathfrak{R}_{av} brez nedvoumnega poznavanja Hessove matrike $\mathbf{H}(n)$. Ena metoda je Fletcher-Reeves formula (Pytlak, 1993; Jiang, Zhu, Yuan, Tang, Lin, Ruan in Jiang, 2000):

$$\beta(n) = \frac{\mathbf{r}^T(n) \mathbf{r}(n)}{\mathbf{r}^T(n-1) \mathbf{r}(n-1)}, \quad (26)$$

kjer je \mathbf{r}^T transponirani vektor vektorja gradienta \mathbf{r} . Drugi način je uporaba Powell-Beale Restarts formule (Powel, 1977):

$$\left| \mathbf{r}^T(n-1) \mathbf{r}(n) \right| \geq 0,2 \|\mathbf{r}(n)\|^2, \quad (27)$$

kjer je 0,2 razmerje pravokotnosti (ortogonalnosti), kar je kvaliteta pravokotnosti med sedanjim in ocenjenim vektorjem gradienta. Ta formula vsebuje periodično nastavljeno iskanje nove smeri, kjer je negativen gradient določen in obstaja komaj opazna ortogonalnost (Huang, Hung in Jiau, 2006).

Algoritem konjugiranega gradienta deluje na osnovi povprečnega gradienta površine napake preko vseh primerov. Projicira ravno črto v določeni smeri in poišče lokalni minimum vzdolž te smeri. Proces je dokaj hiter in vključuje iskanje v eni dimenziji. Nadaljnja iskanja so vodena, in sicer ena smer na epoho. Smer črte je izbrana tako, da poskuša zagotoviti, da je vedno pravokotno padajoča v prostoru. To ne pomeni, da vsakokrat sledi liniji stopenjskega padanja. Konjugirana smer je izračunana na predpostavki, da je površina napake kvadratna. Če algoritem odkrije, da sedanja smer črte ni padajoča, enostavno izračuna linijo stopenjsko spuščajočega algoritma in ponovno začne iskati v tej smeri. Algoritem iskanja minimuma na osnovi konjugiranega gradienta porabi več časa kot nazaj vračajoč algoritem. Uteži posodobi naenkrat, takoj po vsaki epohi.

5.5.4. Algoritem kvazi Newton

Druga metoda za reševanje kombiniranega optimizacijskega problema se imenuje Newtonova metoda, katere osnovna formula je (Huang, Hung in Jiau, 2006):

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \mathbf{H}^{-1}(n)\mathbf{r}(n), \quad (28)$$

kjer je \mathbf{H}^{-1} inverzna Hessova matrika. Ta metoda je nepraktična, ker je izračun inverzne Hessove matrike \mathbf{H}^{-1} težak. Zato je uporabljena kvazi verzija Newtonove metode. Metoda se lahko izogne potrebi po računanju, ki je povezano s preverjanjem, prostorom in inverzijo Hessove matrike v Newtonovi metodi. Kvazi Newtonova metoda samo ocenjuje vektor gradienta \mathbf{r} in uporablja drugo-stopenjsko informacijo na povprečni napaki energijske funkcije – posodobljeno aproksimirano Hessovo matriko \mathbf{H}' brez poznavanja Hessove matrike \mathbf{H} (Huang, Hung in Jiau, 2006). Metoda zajamčeno gre navzdol po površini napake (Fletcher, 1987).

Ta metoda se priporoča za vse nevronske mreže, ki imajo majhno število uteži. Ko ni potrebe po izbiri hitrosti učenja ali učenja na osnovi algoritma kvazi Newton, je boljša izbira algoritma vzvratnega širjenja napake. Dodaten šum v podatkih lahko uniči predpostavke, narejene na osnovi algoritma kvazi Newton. Izkorišča opazovanje površine napake in lahko v enem koraku pride do minimuma. Je najpopularnejši algoritem v nelinearni optimizaciji s slovesom najhitrejše konvergence k minimumu. Ima tudi slabe strani, in sicer je manj numerično stabilen kot algoritem konjugiranega gradienta. Je nagnjen k temu, da hitro konvergira v lokalnem minimumu. Sorazmerno z večanjem števila uteži raste potreba po spominu.

5.5.5. Algoritem Levenberg-Marquardt

Algoritem Levenberg-Marquardt (Stan in Kamen, 1999) je oblikovan v razredu drugo-stopenjskih metod, podobnih kvazi Newtonovi metodi, vendar ne potrebuje računanja Hessove matrike. Hessova matrika je aproksimirana z izračunom po formuli $\mathbf{H} = \mathbf{J}^T\mathbf{J}$ in gradienta $\mathbf{r} = \mathbf{J}^T\mathbf{e}$, če je \mathcal{R}_{av} formirana z vsoto kvadratov, kjer je \mathbf{J} Jacobijeva matrika, ki vključuje prvi odvod \mathcal{R}_{av} glede na \mathbf{w} in \mathbf{e} je vektor napake nevronske mreže. Enačba (28) je preoblikovana in kombinirana z zgornjimi formulami (Huang, Hung in Jiau, 2006):

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \left[\mathbf{J}^T\mathbf{J} + \mu\mathbf{I} \right]^{-1} \mathbf{J}^T\mathbf{e} \quad \mathbf{I} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (29)$$

kjer je μ uglaševalen parameter (nastopa samo pri tem algoritmu – kako pridemo do minimuma) in \mathbf{I} je identična matrika. Levenberg-Marquardt metoda vklaplja epoho med kvazi Newtonovo metodo in metodo manjšega padajočega gradienta z adaptacijo uglaševanja μ -vrednosti od nič do zelo visokih vrednosti ali od zelo visokih vrednosti do nič, ker se \mathcal{R}_{av} spreminja od padajočega do naraščajočega ali obratno (Huang, Hung in Jiau, 2006).

Levenberg-Marquardt algoritem je bolj učinkovit v osredotočanju na minimum napake kot ostali. Izračun Jacobijeve matrike \mathbf{J} v algoritmu je bolj kompliciran kot računanje Hessove matrike \mathbf{H} v kvazi Newtonovi metodi. Implementacija algoritma potrebuje precejšen spomin za shranjevanje Jacobijeve matrike \mathbf{J} dimenzije Q

x n , kjer je Q število posnetkov v podatkovni množici za učenje in n dimenzija vektorja uteži \mathbf{w} . Jacobijeva matrika \mathbf{J} je lahko razčlenjena v naslednjo obliko:

$$\mathbf{H} = \mathbf{J}^T \mathbf{J} = \begin{bmatrix} \mathbf{J}_1^T & \mathbf{J}_2^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{J}_1 \\ \mathbf{J}_2 \end{bmatrix} = \mathbf{J}_1^T \mathbf{J}_1 + \mathbf{J}_2^T \mathbf{J}_2. \quad (30)$$

Podsimboli so seštetni v tej razčlenitvi matrike za zmanjšanje potrebnega spomina. Predstavljeni eksperiment ne testira uglasitve μ -vrednosti Levenberg-Marquardtove metode, ker potrošnja spomina ni tako kritična, kot če je prisotna (Huang, Hung in Jiau, 2006).

Algoritem Levenberg-Marquardt se lahko uporablja samo pri nevronske mrežah z enim izhodom in za majhne nevronske mreže. Pri tem algoritmu raste potreba po spominu sorazmerno s kvadriranim številom uteži. Definiran je samo za funkcijo vsote kvadratov napake. Tako kot drugi ponavljajoči algoritmi se tudi ta ne uporablja za učenje radialne osnovne funkcije, ampak samo linearne plasti.

Algoritem Levenberg-Marquardt deluje na predpostavki linearne osnovne funkcije. Na osnovi tega izračuna je minimum dosežen v enem koraku. Izračunan minimum se testira. Če je napaka manjša, algoritem premakne uteži na novo točko. Ta proces se ponovi na vsako epoho. Najpomembnejši aspekt algoritma Levenberg-Marquardt je določitev nove točke, ki je kompromis med korakom v smeri stopenjskega spuščanja in zgoraj razloženim skokom. Uspešni koraki so sprejeti in vodijo k ojačitvi linearne predpostavke. Neuspešni koraki so zavrnjeni in vodijo k bolj previdnemu stopenjskemu spuščanju.

5.5.6. Algoritem hitrega širjenja

Navkljub imenu ni nujno hitrejši kot nazaj vračajoč algoritem (Fahlman, 1988; Patterson, 1996), je pa lahko pomembno hitrejši za nekatere uporabe. Nazaj vračajoč algoritem uravnava uteži nevronske mreže, algoritem hitrega širjenja pa deluje na povprečnem gradientu površine napak preko vseh primerov, pred posodobljanjem uteži na koncu vsake epohe. Sprememba uteži poteka po naslednji enačbi:

$$\Delta w(t) = \frac{s(t)}{s(t-1) - s(t)} \Delta w(t-1), \quad (31)$$

kjer je $s(t)$ gradient površine napake z upoštevanjem uteži. Če gradient površine napake postane stopničast ali pa je nagib enakomeren, je uporabljena naslednja enačba:

$$\Delta w(t) = a \Delta w(t-1), \quad (32)$$

kjer je a koeficient pospeška.

Algoritem hitrega širjenja deluje na predpostavki, da je površina napake lokalno kvadratna. Če je to res, je potem minimum površine napake odkrit po nekaj epohah. Seveda ta predpostavka ni splošno veljavna, če pa je blizu resnici, potem se algoritem minimumu zelo hitro približa. Osnovna formula algoritma hitrega širjenja dopušča številne numerične probleme. Čim površina napake ni konkavna, gre algoritem po napačni poti. Če se gradient zelo malo spremeni ali pa sploh ne, je lahko sprememba zelo velika. Če je dosežen gradient enak nič, se spreminjanje uteži takoj ustavi.

5.5.7. Algoritem Delta-Bar-Delta

Algoritem Delta-Bar-Delta (DBD) je alternativa nazaj vračajočemu algoritmu, ki je včasih bolj učinkovit, čeprav je nagnjen k temu, da obtiči v lokalnem minimumu. Je pa bolj stabilen kot algoritem hitrega širjenja. Ravno tako kot algoritem hitrega širjenja tudi algoritem DBD računa povprečje gradienta napake preko vseh primerov učenja po vsaki epohi in potem istočasno posodobi uteži. Deluje na podlagi opazovanja površine napak, ko se lahko gradient razlikuje vzdolž posameznih uteži, potemtakem ima vsaka utež svojo hitrost učenja. Posamezne hitrosti učenja za vsako utež se spreminjajo vsako epoho tako, da zadovoljujejo naslednje pomembne hevristike:

- če je odvod enak ali približno enak za različna ponavljanja, hitrost učenja narašča (površina napake ima nizko ukrivljenost in je po vsej verjetnosti enakomerno nagnjena na neki razdalji;

- če pa se odvod menja za različna ponavljanja, hitrost učenja hitro pada (drugače algoritem oscilira preko točk z visoko ukrivljenostjo).

Enačba algoritma DBD je sledeča:

$$\Delta\eta_{ij}(k+1) = \begin{cases} a & \text{če je } S_{ij}(k-1)D_{ij}(k) > 0 \\ -b\eta_{ij}(k) & \text{če je } S_{ij}(k-1)D_{ij}(k) < 0 \\ 0 & \text{drugod} \end{cases}, \quad (33)$$

kjer je $\eta_{ij}(k)$ hitrost učenja pri ponovitvi k ; $\Delta\eta_{ij}(k+1)$ je uravnavanje $\eta_{ij}(k)$ po ponovitvi k ; $D_{ij}(k) = \partial E(k) / \partial w_{ij}(k)$; $S_{ij}(k) = (1 - \xi)D_{ij}(k-1) + \xi S_{ij}(k-1)$; $E(k)$ je napaka pri ponovitvi k ; $w_{ij}(k)$ je utež povezave nevrona i in nevrona j pri ponovitvi k . Redi velikosti za a , b in ξ so naslednji: $10^{-4} \leq a \leq 0.1$, $0.1 \leq b \leq 0.5$ in $0.1 \leq \xi \leq 0.7$ (Tang, Liu in Liu, 2005; Sagirolu, Colak in Bayindir, 2006).

Algoritem uporablja linearno rast in eksponentno padanje hitrosti učenja, kar prispeva k stabilnosti. Padajoča in naraščajoča hitrost učenja temelji na glajeni verziji odvoda.

5.5.8. Psevdo-inverzni algoritem prilagajanja uteži v izhodni plasti

Za iskanje najmanjšega povprečja kvadratov uporablja ta algoritem tehniko analize posameznih vrednosti pri računanju psevdo-inverzne matrike, ki je potrebna za prilagajanje uteži v linearni izhodni plasti.

Linearne tehnike so zelo pomembne pri optimizaciji, zaradi iskanja optimalne rešitve v linearnem modelu, ker včasih nelinearni modeli tega ne zmorejo, in tudi v drugih tipih nevronske mreže, ko algoritmi učenja konvergirajo.

Psevdo-inverzni algoritem se uporablja pri:

- optimiranju linearne izhodne plasti v RBFNN;
- optimiranju izhodne plasti pri linearni nevronske mreži;
- reševanju kompleksnih modelov. Takrat se linearna nevronska mreža uporabi za primerjavo izvedb reševanja problema;
- finem uglaševanju končne plasti pri NN z MLP z linearno izhodno plastjo (običajno pri regresijskih problemih).

Psevdo-inverzni algoritem je sestavljen iz analize (razgradnje) posameznih vrednosti matrike \mathbf{S} :

$$\mathbf{TST}' = \begin{bmatrix} d & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad (34)$$

kjer je $\mathbf{T} = \begin{bmatrix} t_1 \\ t_2 \end{bmatrix}$ ortogonalna matrika, tako da je $\mathbf{TST}' = \begin{bmatrix} d & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$,

$d = t_1 \mathbf{S} t_1'$ je diagonalna matrika $r \times r$ sestavljena iz $r = 2N - 2$ neničelnih lastnih vrednosti d_1, d_2, \dots, d_r od \mathbf{S} . Potem je psevdo-inverzna matrika matrike \mathbf{S}

$$\mathbf{S}^* = \mathbf{T}' \begin{bmatrix} d^{-1} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{T}. \quad (35)$$

Ta način iskanja vektorja uteži \mathbf{w} linearne diskriminantne funkcije v majhnih množicah za učenje so uporabili Schürmann (1977), Malinovskij (1979) in Duin (1995).

Izbira najboljšega klasifikatorja je odvisna od podatkov, kompleksnosti klasifikatorja in velikosti množice za učenje. Običajno je pri majhnih množicah za učenje nižja napaka pri enostavno strukturiranem pravilu

klasifikacije, kot tista pri kompleksnem klasifikatorju. In obratno, pri velikih množicah za učenje je višja napaka pri enostavno strukturiranem pravilu klasifikacije, kot pri kompleksnem klasifikatorju (Raudys in Duin, 1998).

5.5.9. Enostopenjski sekajoč algoritem

Metode minimiziranja napake predstavljajo različne ocenitve in zahtev hrambe, toda niti en algoritem ni takšen, ki bi se najbolj prilegal za vse lokacije (Heskes, 1991). Najbolj uporabljeni algoritmi učenja za nelinearne vzorce so drugo-stopenjske metode, kot so kvazi Newton, Levenberg-Marquardt ali konjugiran gradient. So bolj učinkoviti in hitreje konvergirajo kot algoritem vzvratnega širjenja napake. Med te metode učenja spada tudi enostopenjski sekajoč algoritem, ki ga je predstavil Battiti (1992). Ta algoritem predstavlja kompromis med algoritmom kvazi Newton in algoritmom konjugiranega gradienta. Potrebuje manj spomina in ocenjuje po vsaki epohi kot algoritem kvazi Newton. Omogoča sekajoče prilagajanje zaradi prostora nekompletne Hessove matrike (drugi-parcialni odvodi v matriki). S pomočjo sekant poišče minimum v enodimenzionalnem prostoru. Novo smer iskanja minimuma ocenjuje brez računanja Hessove matrike (Vroman, Happiette in Vasseur, 2001).

5.6. Kriteriji za merjenje uspešnosti učenja

Kreiranje približka funkcije se ustvari na podlagi množice primerov pojava kot primarne informacije. Funkcijski približki – modeli imajo lahko različne oblike: algebraični ali trigonometrični polinomi, nevronske mreže, sestavljene stopničaste regresijske funkcije itd. Mnoge od naštetih tehnik opisovanja pojavov imajo skupno značilnost v tem, da znajo univerzalno posplošiti oziroma se približati katerikoli funkcijski obliki, če je zvezna na intervalu, ki ga preučujemo. Seveda gre za teoretične rezultate, ki zahtevajo različno kompleksne modele za doseganje konvergence. Približevanje pravemu stanju, torej originalni funkciji, zahteva neskončno število učnih primerov brez »šuma«. Ti pogoji so v praksi redkokdaj povsem izpolnjeni.

Če hočemo oceniti neko neznano funkcijo $f(x)$, ki nam da neko končno množico primerov (X, T) , kjer je X vrednost primera in T napovedana vrednost primera, se lahko lotimo induktivnega učenja na sledeč način (Hellstrom, 1998):

1. izberemo naključno podmnožico naključnih primerov iz množice vseh primerov;
2. zgradimo model $h_i(X)$ (npr. nevronska mreža);
3. ocenimo model na naključni testni množici primerov.

Če večkrat izvedemo zgoraj opisani postopek, vsakič dobimo funkcijo, ki vsakokrat znova opisuje različno podmnožico učnih podatkov. Tako dobimo hipotetične funkcije h_1, h_2, \dots, h_n .

Sedaj lahko pogledamo, kako se vrednosti hipotetičnih funkcij med seboj razlikujejo v točki x . Ker so vse funkcije od $h_1(x), h_2(x), \dots, h_n(x)$ odvisne od naključne izbire učnih podatkov, lahko na nje gledamo kot na izide naključne spremenljivke h_x z aritmetično sredino m_x in varianco V_x . Srednja velikost kvadrata napake E_x je pri tem neodvisna od dveh komponent, in sicer (Hellstrom, 1998):

- točnost: $(m_x - f(x))^2$ vrednost, za katero povprečni model odstopa od prave vrednosti,
- natančnost: (varianca V_x) variabilnost med različnimi modeli.

Kompleksnost modela, s katerim poskušamo ocenjevati, je pomembna. Porazdelitev modela je lahko povezana s pridobitvijo dveh ekstremov:

- **Prenizka kompleksnost modela** (npr. linearni model ali pa nevronska mreža z majhnim številom uteži in nevronov). Izračunani modeli $h_1(x), h_2(x), \dots, h_n(x)$ napovejo približno iste vrednosti, ker preprosti model nima izračunane moči v tej meri, da bi izrazil manjše razlike med različnimi učnimi primeri. Tako imamo visoko točnost predvidevanja, kjer se vsi modeli razlikujejo v isti meri od prave vrednosti $f(x)$.
- **Preveč podroben model** (nevronska mreža z večjim številom skritih plasti). Izračunani modeli $h_1(x), h_2(x), \dots, h_n(x)$ se prilagodijo točno na vsako učno množico primerov in s tem ustvarijo visoko varianco V_x oziroma so vrednosti precej razpršene, saj vsak model operira z različno podmnožico učne množice primerov. Temu rečemo, da imajo kompleksnejši modeli nizko natančnost, vendar pa so modeli precej točni, saj je srednja vrednost zelo blizu prave vrednosti $f(x)$.

V realni situaciji, kjer imamo samo eno oceno $h(X)$, to še vedno lahko štejemo kot rezultat naključne spremenljivke $h(X)$ ter z njo povezano aritmetično sredino in varianco. Navadno moramo izbirati med kombinacijo, ki ima nizko natančnost in visoko točnost ali pa natančno, vendar netočno oceno.

Kadar se znajdemo v problematični situaciji, je vedno potrebno poiskati določen kompromis med natančnostjo in točnostjo. Nizka natančnost je potrebna, da dosežemo visoko točnost in obratno. V analizah se statistiki v takih situacijah raje odločajo za nižjo natančnost ter večjo točnost. Tovrstne odločitve so posledica dokaj preprostih modelov z relativno majhnim številom parametrov. Ti modeli so primerni, kadar gre za primerljivo preproste primerjave, ki jih modeliramo, in je tisto obnašanje pojava, ki nas zanima, v večji meri posledica zunanjih vplivov na sam pojav in ne interno obnašanje pojava. V primeru zapletenejših pojavov pa je potrebno uporabiti ustrezno kompleksnejše modele, da bi s tem pridobili sprejemljivo nizka odstopanja od napovedi. Cena, ki jo moramo plačati za dodatno izraznost modela, pa je že omenjena višja varianca te naključne spremenljivke, kot lahko zgrajenemu modelu rečemo, oziroma nižja natančnost modela, ko gre za opisovanje pojava kot celote. V nekaterih primerih lahko zgradimo relativno preprost model z uporabo ustreznega predznanja o določenem pojavu. V takih primerih je »netočnost« škodljiva, saj je model usmerjen k pravi funkciji $f(X)$. Točnost se da kasneje povečati, ne da bi pri tem zmanjševali natančnost modela.

5.6.1. Prilagajanje modela

Kadar je model preveč prilagojen (overfitted) izbrani množici vrednosti pojava, lahko rečemo, da je tip modela preveč podroben v skladu s prej opisanim kompromisom med točnostjo in natančnostjo. Ravno obratno pa je pri premalo preprostem modelu, ki je preveč splošen in nenatančno opisuje pojav. Kadar je izbrana množica vrednosti pojava učna množica, rečemo, da je model preveč naučen (overtrained) (Witten in Eibe, 2000).

Pri modelu, ki je preveč prilagojen učni množici podatkov, govorimo o prenaučeni modela, kar ni preveč koristno, saj model izgubi zmožnost generalizacije pri napovedovanju pojava. Problem nastane, ko ima model preveč parametrov glede na dano količino podatkov. Ko napaka napovedi na modelu, zgrajenem iz učnih podatkov, doseže točko pod mejo, ki se nanaša na lastnosti problema v preučevanem pojavu, se algoritem začne prilagajati lastnostim, ki niso splošno pomembne za pojav, pač pa jih v smislu pojava lahko obravnavamo kot šum (Hellstrom, 1998). Sposobnost generalizacije modela se nato izgubi in napake napovedi na podatkih, ki v učnem procesu niso bili predstavljeni algoritmu, se povečajo. Ta fenomen se načeloma pojavi pri šibkem modeliranju, kjer gre za modele, ki so zelo splošni in sposobni prilagajanja širokemu spektru podatkovnih variacij. Prav tako je pomembna kompleksnost modela, od katere je odvisna njegova izraznost. Relativno preprost model (npr. premica) je manj občutljiv na probleme prenaučeni. Tudi same lastnosti oziroma procesi, ki jih vsebujejo prenaučeni oziroma učni podatki, lahko povzročajo probleme ob predolgem prilagajanju modela tem podatkom. Podatki, v katerih je delež šuma neuporabnih nerealnih vrednosti relativno visok, lahko povečajo tveganje, da bo prišlo do pretiranega prilagajanja modela, saj algoritem ob učenju šum v podatkih interpretira kot prave pomembne vrednosti. Tudi količina podatkov pri učnem procesu ni nepomembna, saj več kot je učnih podatkov, manjša je možnost, da bo model določene kompleksnosti interpretiral šum v podatkih kot izvirne podatke. Problem pretiranega prilagajanja učnim podatkom se lahko reši le s posredno uporabo preprostejših modelov ali neposredno s posegom v učni algoritem, kot je prednastavitev uteži itd.

5.6.2. Splošnost modela

Pri uporabi algoritmov za učenje nevronske mreže je bistvenega pomena možnost čim bolj točnega in natančnega napovedovanja na množici podatkov za preverjanje in testnih podatkov, ki v učnem postopku še niso bili predstavljeni algoritmu. Razlika v uspešnosti napovedovanja med učnimi podatki, na katerih je algoritem zgradil model, ter preverjenimi in preizkušenimi podatki se bistveno poveča z uporabo šibkih modelov, kot so nevronske mreže, ki v svoji zasnovi ne vsebujejo veliko vnaprejšnjih predpostavk glede pojavov, ki naj bi jih pojasnjevali (Hellstrom, 1998). Njihova sposobnost generalizacije je tako bistveno večja od močnih modelov, torej modelov z vnaprejšnjimi prilagoditvami glede na podatke. S tem je sposobnost generalizacije pomembna ne samo kot mera učinkovitosti napovedovanja, pač pa tudi kot kriterij za izbiro tipa modela. Nevronske mreže so tolerantne do šuma in do nepopolnih podatkov (Piramuthu, 1999).

5.6.3. Križno preverjanje (cross-validation)

Podatki so naključno razdeljeni na tri podmnožice. Prva podmnožica vsebuje 2 dela podatkov in se uporablja za učenje nevronske mreže. Druga podmnožica podatkov, ki vsebuje 1 del podatkov, je uporabljena za preverjanje izvedbe nevronske mreže. Tretja podmnožica podatkov je prav tako sestavljena iz 1 dela in se uporablja za testiranje izvedbe nevronske mreže. Če se napaka v teh treh podmnožicah močno razlikuje, potem to pomeni, da nevronska mreža ni prilagojena in generalizirana. V tem primeru je prišlo do pretreniranja ali preprilagoditve (overfitting) nevronske mreže. Mreža se je točkam preveč prilagodila in ni sposobna generalizacije. Če je Pearsonov koeficient korelacije pri vseh treh podmnožicah približno enak, je nevronska mreža dosegla odgovarjajočo obliko, ki je sposobna generalizacije. Kar pomeni, če podamo na vhod vzorec brez določenega izhoda, nevronska mreža napove ustrezen izhod.

Uporabljajo se različna preverjanja izvedbe nevronskih mrež, kot so: križno preverjanje in boosting. V našem primeru je bilo uporabljeno križno preverjanje z eno izpuščeno skupino (Glorfeld in Hardgrave, 1996; Zupan, 2003). Za križno preverjanje se podmnožica podatkov za preverjanje naključno razdeli na deset skupin. Eno skupino primerov se izpusti in preveri model z ostalimi 9 skupinami; izračuna se najmanjšo razliko med ocenjeno vrednostjo in ciljno vrednostjo. Potem se izpuščeno skupino vrne nazaj in se izpusti druga skupina in s preostalimi 9 skupinami se zopet preveri model. To se ponavlja toliko časa, da je izpuščenih vseh deset skupin in je opravljenih vseh deset preverjanj. Na koncu se izračuna povprečna napaka, ki nam pove, ali je bilo učenje ustrezno.

5.6.4. Preizkus na testnih podatkih

Standardni postopek preizkušanja modela pri večini tehnik strojnega učenja, kamor štejemo tudi nevronske mreže, je razdelitev podatkov. Nekatere tehnike delijo podatke na množico za učenje in množico za testiranje. Novejše tehnike pa delijo podatke na tri različne podmnožice, in sicer: učno množico, množico za preverjanje in množico za testiranje. Včasih se učno množico podatkov razdeli še naprej na manjše množice (za določanje točke, ko je potrebno algoritem ustaviti, da se izognemo pretiranemu prilagajanju podatkom). Testne množice se uporabi samo za končno oceno učinkovitosti napovedovanja, ki je največkrat neposredno odvisen od sposobnosti generalizacije modela.

Ta pristop je zelo potraten, kar se tiče podatkov, saj niso vsi podatki, ki so v danem trenutku na voljo, uporabljeni za učenje oziroma za izgradnjo modela. Prednost pa je v tem, da nimamo nobenih predsodkov oziroma pričakovanj glede doseganja minimalnih odstopanj od bodočih vrednosti, ki naj bi jih model dosegel, ko mu predstavimo podatke.

5.7. Različni tipi nevronskih mrež

Od nevronske mreže zahtevamo le inteligentno reševanje točno določenih nalog, ne pa vsega, kar znajo človeški možgani. Sposobnost posamezne nevronske mreže je odvisna predvsem od njene arhitekture, učnega algoritma, s katerim skladiščimo pridobljeno znanje, in modela nevrona. Za vse nevronske mreže, od najbolj preprostih do najbolj zapletenih pa velja, da z znanjem, pridobljenim med učenjem, na nove, nepoznane stvari odgovarjajo na način, ki je najbližji izkušnjam, pridobljenim med učenjem. V nadaljevanju si zaradi lažjega razumevanja podrobneje pogledimo nekaj tipov nevronskih mrež.

5.7.1. Linearna nevronska mreža

Najenostavnejši model nevronske mreže je linearni model, kjer je ocenjena funkcija hiperravnina. Pri klasifikacijah je hiperravnina pozicionirana tako, da ločuje dva razreda (linearna diskriminantna funkcija). Pri regresijskih problemih pa prehaja skozi podatke. Linearni model običajno predstavimo z uporabo matrike dimenzije $N \times N$ in pristranskim vektorjem dimenzije $N \times 1$. To je nevronska mreža, ki nima skritih plasti, ima pa izhodno plast z veliko linearnimi nevroni. Nevroni vsebujejo linearno aktivacijsko funkcijo

$$o_j = Net'_j = \sum_{i=1}^{N+1} w'_{ji} x_i . \quad (36)$$

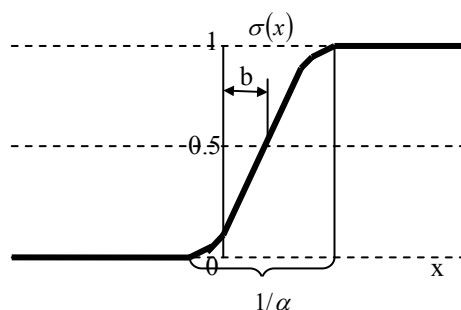
Uteži w'_{ji} odgovarjajo matriki in pragovom pristranskemu vektorju, x_i pa so vhodni podatki. V linearnem modelu enostavno določimo minimum, ker je površina napake kvadratna parabola. Ta pa ima samo en minimum. Optimirana je s psevdo-inverznim algoritmom. Linearna nevronska mreža je dobra osnova za primerjanje z ostalimi nevronskimi mrežami. Velikokrat je mogoče problem učinkovito rešiti z linearnim modelom. Splošni znanstveni pristop je takšen, da vedno izberemo čimbolj enostaven model izmed kompleksnih modelov.

5.7.2. Nevronska mreža z večplastnimi perceptroni (NN z MLP)

Trenutno je to najpopularnejša arhitektura nevronske mreže. Odkrila sta jo Rumelhart in McClelland (1986) leta 1986. Kakor pri ostalih metodah, se tudi pri nevronskih mrežah soočamo s problemom učenja. Ob podani topologiji je znanje nevronske mreže predstavljeno v utežeh povezav nevronov. Problem se preslika na iskanje primernih vrednosti uteži. Dodaten problem predstavlja dejstvo, da učenje nevrona ni analogno učenju celotne nevronske mreže. V osnovi učenje poteka tako, da na vhod nevronske mreže podamo primer in od algoritma za učenje zahtevamo, da primerno popravi uteži tako, da bo nevronska mreža na izhodu podala enak razred, kot je razred primera. Hitro postane jasno, da takšno popravljanje uteži ni enolično določeno in da mora algoritem perceptrona (Rosenblatt, 1958) upoštevati predhodno stanje nevronske mreže z namenom preprečiti pozabljanje že naučenega. Rosenblatt (1958) je v letih od 1957 do 1962 predstavil koncept perceptrona. Nevronu je dodal povratno zanko za adaptacijo uteži. Freund in Schapire (1998) sta dopolnila algoritem perceptrona v letu 1998. Algoritem globalno nadomešča vse manjkajoče vrednosti in transformira nominalne lastnosti v binarne. Sofisticirana metoda uporablja algoritem online perceptrona za učenje v svežnju. Algoritem vrača seznam vseh vektorjev napovedi med učenjem za proizvodjanje boljše napovedi na podatkih za testiranje. Za vsak takšen vektor algoritem kopiči glasove pravilno klasificiranih napovedi, dokler ne nastopi napačno klasificiranje napovedi. Število glasov je potem uporabljeno za tehtanje vektorja napovedi. Algoritem določi končno napoved z uporabo obtežene večine glasov.

V nevronu je kot aktivacijska funkcija uporabljena sigmoidna funkcija (Zupan, 2003)

$$o_j = \frac{1}{1 + e^{-a(Net_j - b)}}, \quad (37)$$



Slika 7: Sigmoidna funkcija

kjer je a recipročna širina njenega intervala (lahko spreminjamo naklon), b pa je njen začetek. Če v nevronski mreži nimamo skritih nevronov, se izhod modelira kot eno sigmoidno pobočje s področjem na eni strani z nizko višino in s področjem na drugi strani z drugo višino. Vedno je področje v sredini (pobočja), kjer je višina nekje vmes, toda z večanjem uteži se to področje zožuje. Točke na eni strani pobočja so klasificirane kot tiste, ki pripadajo razredu, točke na drugi strani pa mu ne pripadajo. Nevronska mreža brez skritih plasti lahko razvrsti samo linearno ločljive probleme.

Nevronska mreža z eno skrito plastjo ima enako število sigmoidnih pobočij, kot je nevronov in ta so krožno kombinirana v plato v izhodni plasti. Plato ima konveksno lupino brez gub in lukenj. Čeprav je plato konveksen, se lahko razširi v neskončnost v nekatere smeri (kot polotok). Takšna nevronska mreža je sposobna modeliranja večine realnih klasifikacijskih problemov.

Nevronska mreža z dvema skritima plastema ima enako število skupaj kombiniranih platojev, kot je nevronov v drugi plasti. Število strani vsakega platoja odgovarja številu nevronov v prvi skriti plasti. Z zadostno velikim številom platojev lahko predstavimo vsakršno obliko (vključno vzbokline in luknje). Teoretično takšna

nevronska mreža lahko modelira vsakršen problem (dokaz Kolmogorov teorem; Schmidt, 1996). Nevronske mreže s tremi skritimi plastmi so praktično nepoznane.

5.7.3. Nevronska mreža z radialno osnovno funkcijo (RBFNN)

Konstrukcija radialne osnovne funkcije (RBF) je sestavljena iz treh plasti: vhodne plasti nevronov, ki vpeljujejo obliko vektorjev v nevronske mreže; skrite plasti RBF (radialnih) nevronov, ki računajo izide osnovnih funkcij²⁶; in plasti izhodnih nevronov, ki računajo linearno kombinacijo osnovnih funkcij (Haykin, 1994; Bishop, 1995).

RBF uporablja interpolacijo podatkov za testiranje v visoko dimenzionalnem prostoru za reševanje problema prilagajanje krivulje (Huang, Hung in Jiau, 2006). Takšne nevronske mreže imajo univerzalne aproksimacijske lastnosti (Park in Sandberg, 1991), ki spontano nastajajo kot urejene rešitve neugodno postavljenih problemov (Poggio in Girosi, 1990) in dobro delujejo v teoriji interpolacije (Powel, 1987). Njihova enostavna struktura omogoča učenje v stanjih, zmanjšujejo čas učenja in to vodi k uporabnosti takšnih mrež v mnogo praktičnih problemih. Prilagodljiv parameter teh mrež so centri (lokacija osnovnih funkcij), širina sprejemljivih polj, naklon sprejemljivih polj in uteži linearnih izhodov.

RBF je napredujoča mreža (Poggio in Girosi, 1987) z eno plastjo skritih nevronov, ki so polno povezani z nevroni linearnih izhodov. Enačba (38) kaže izhodne nevrone Ψ_j , ki tvorijo linearno kombinacijo osnovnih (ali jedrnih) funkcij računanih z nevroni skrite plasti (Celikoglu, 2006)

$$\Psi_j(\mathbf{x}) = K \left(\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_j\|}{\sigma_j} \right). \quad (38)$$

Posamezen skrit izhodni nevron Ψ_j je pridobljen z računanjem bližine vhoda k n -dimenzionalnemu parametričnemu vektorju \mathbf{c}_j povezanem z j -tim skritim nevronom; kjer je K pozitivno radialno simetrična (Gaussova) funkcija z enim maksimumom v njegovem centru \mathbf{c}_j , in padajoča k nič od središča navzven. Aktivacija takšnih skritih nevronov monotono pada z razdaljo od točke središča in je enaka za vhode, ki ležijo pri fiksirani radialni razdalji od središča (radialno simetrično) (Celikoglu, 2006).

Funkcija $f: \mathfrak{R}^n \rightarrow \mathfrak{R}^1$ je aproksimirana z RBF mrežo, katere struktura je podana spodaj. Vektor $\mathbf{x} \in \mathfrak{R}^n$ je vhod, $\psi(\mathbf{x}, \mathbf{c}_j, \sigma_j)$ je j -ta funkcija s središčem $\mathbf{c}_j \in \mathfrak{R}^n$ s širino σ_j in $\mathbf{w} = (w_1, w_2, \dots, w_m) \in \mathfrak{R}^m$ vektorjem uteži linearnega izhoda in M je število uporabljenih osnovnih funkcij. Povežemo M centre $\mathbf{c}_j \in \mathfrak{R}^n$, tako da dobimo $\mathbf{c} = (c_1, c_2, \dots, c_m) \in \mathfrak{R}^{nM}$ in širino, da dobimo $\boldsymbol{\sigma} = (\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_M) \in \mathfrak{R}^M$. Izhod mreže za $\mathbf{x} \in \mathfrak{R}^n$ in $\boldsymbol{\sigma} \in \mathfrak{R}^n$ je prikazan v spodnji enačbi (Celikoglu, 2006):

$$F(\mathbf{x}, \mathbf{c}, \boldsymbol{\sigma}, \mathbf{w}) = \sum_{j=1}^M w_j \Psi(\mathbf{x}, \mathbf{c}_j, \sigma_j). \quad (39)$$

$(\mathbf{x}_i, y_i): i = 1, 2, \dots, N$ je množica parov za učenje in $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_N)^T$ je željeni izhodni vektor (T označuje transponirano matriko vektorja). Za vsak $\mathbf{c} \in \mathfrak{R}^{nM}$, $\mathbf{w} \in \mathfrak{R}^M$, $\boldsymbol{\sigma} \in \mathfrak{R}^M$ in za poljubne uteži λ_i , $i = 1, 2, \dots, N$, ki so izbrane kot nenegativna števila v zahtevi po poudarjanju določenih področij v vhodnem prostoru, je napaka:

²⁶ Radialni nevron v skriti plasti modelira Gaussov odziv površine. Radialna utež se formira v točki (vrhu jedra) in radialni prag je v resnici odklon (širina Gaussovega jedra).

$$E(\mathbf{c}, \boldsymbol{\sigma}, \mathbf{w}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N [\lambda_i (y_i - F(\mathbf{x}_i, \mathbf{c}, \boldsymbol{\sigma}, \mathbf{w}))]^2. \quad (40)$$

RBFNN nima težav z lokalnimi minimumi kot nevronska mreža z večplastnimi perceptroni. Njeno učenje je ekstremno hitro. Razvrščanje podatkov v razrede poteka na naslednje načine: podvzorčenje, algoritem k-povprečij (Lacerda, Carvalho, Braga in Ludermir, 2005), metoda izotropije, metoda k-najbližjega soseda. Učenje RBFNN za določitev linearnih uteži lahko poteka z uporabo vseh algoritmov minimiziranja napake, kot so: stopenjsko spuščajoč gradient, konjugiran gradient, kvazi Newton (Golbabai in Seifollahi, 2007). Izhodna plast je optimirana s psevdo-inverznim algoritmom. Prostor modeliranja pri RBFNN je gručast, medtem ko je pri MLP ploskoven. Zaradi tega RBFNN ni primerna za ekstrapolacijo. Občutljiva je na predemenzioniranost podatkov.

5.7.4. Splošna regresijska nevronska mreža (GRNN)

Splošna regresijska nevronska mreža (GRNN) je Specht-ov izraz (Specht, 1991) za Nadaraya-Watson jedrno regresijo (Nadaraya, 1964; Watson, 1964), ki sta jo prenovila Schiöler in Hartmann (1992). Ne potrebuje ponavljajočega postopka učenja. Poljubni funkciji se približa med vhodnim in izhodnim vektorjem z upodobitvijo ocenjene funkcije direktno iz podatkov za učenje. Je dosledna; to je, ko je učna množica dovolj velika, se ocenjena napaka približuje nič s samo blago omejitvijo na funkciji. GRNN je uporabljena za ocenjevanje trajnih spremenljivk tako kot standardne regresijske tehnike. Je sorodna RBF mreži in temelji na standardnih statističnih tehnikah imenovanih jedrni regresijah. Z njimi ravnamo kot z normaliziranimi RBF mrežami, v katerih so skriti nevroni usredinjeni pri vsakem primeru za učenje. Te RBF nevrone imenujemo »jedra« in so običajno funkcije gostote verjetnosti, kot je Gaussova. Regresija odvisne spremenljivke y na neodvisni \mathbf{x} ocenjuje najbolj verjetno vrednost za y , podanega \mathbf{x} in učno množico. Regresijska metoda bo proizvedla ocenjeno vrednost y tako, da minimizira MSE. GRNN je metoda za ocenjevanje skupne funkcije gostote verjetnosti (pdf) \mathbf{x} in y , podanih samo z učno množico. Ker je pdf izpeljana iz podatkov brez predhodne predstave o njeni obliki, je sistem popolnoma splošen.

Po Spechtu (1991) $f(\mathbf{x}, y)$ predstavlja znano skupno zvezno funkcijo gostote verjetnosti vektorja s slučajno spremenljivko \mathbf{x} in skalarno slučajno spremenljivko y , odvisnim povprečjem y podanega \mathbf{X} , regresije y na \mathbf{X} podani v enačbi (41)

$$\hat{Y}(\mathbf{X}) \equiv E[y|\mathbf{X}] = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} y f(\mathbf{X}, y) dy}{\int_{-\infty}^{\infty} f(\mathbf{X}, y) dy}. \quad (41)$$

Za vektorski y je formula lahko uporabljena ločeno za vsako dimenzijo. Če gostota $f(\mathbf{x}, y)$ ni znana, mora biti ocenjena iz vzorca opazovanj \mathbf{x} in y (Tomandl in Schober, 2001). Za neparametrično ocenjevanje $f(\mathbf{x}, y)$ je Specht uporabil razred doslednih ocenjevalcev, ki sta jih predlagala Parzen (1962) in Cacoullos (1966). Pri neparametričnem ocenjevanju obravnavamo lokalno oceno gostote verjetnosti okoli vsake izmerjene točke. Vsaka izmerjena točka pomeni središče, nad katerega postavimo lokalno omejeno porazdelitveno funkcijo, imenovano okno. Globalno gostoto verjetnosti opišemo s superpozicijo vseh oken. Zato se takšne cenilke imenujejo okenske, ali tudi Parzenove (Kokol, 2002). Parzen je na splošnem primeru pokazal, kako je mogoče zgraditi družino ocenjevalcev pdf $f(X)$. Dokazal je, da ocenjuje

$$f_n(X) = \frac{1}{n\sigma} \sum_{i=1}^n W\left(\frac{X - X_i}{\sigma}\right), \quad (42)$$

s σ kot parametrom glajenja ali z dosledno širino jedra v povprečju kvadratov z razumevanjem, da

$$E\left|f_n(X) - f(X)\right|^2 \rightarrow 0 \quad \text{ko } n \rightarrow +\infty, \quad (43)$$

n je število razpoložljivih primerov. Okoliščine jedrne funkcije $W(x)$ so

$$\sup_{-\infty < x < +\infty} |W(x)| < \infty, \quad (44)$$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} dx |W(x)| < \infty, \quad (45)$$

$$\lim_{x \rightarrow \infty} |xW(x)| = 0, \quad (46)$$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} dx W(x) = 1. \quad (47)$$

Vsebuje globalni maksimum $W(x)$ pri $x = 0$. Nekaj primerov tipične jedrne funkcije sta podala Parzen (1962) in Masters (1995).

V enačbi (42) je $\sigma = \sigma(n)$ izbran kot funkcija n kot

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} \sigma(n) = 0 \text{ in} \quad (48)$$

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} n\sigma(n) = +\infty. \quad (49)$$

V skladu s Parzenom (1962) verjetnostni ocenjevalec zadrži splošen primer v naslednji obliki:

$$\hat{f}(X, Y) := \frac{1}{n\sigma^2} \sum_{i=1}^n W\left(\frac{X - X_i}{\sigma}\right) \cdot W\left(\frac{Y - Y_i}{\sigma}\right). \quad (50)$$

Cacoullos (1966) je razširil Parzenove rezultate za pokrivanje večvariantnih verzij enačbe (51). Specht je zgradil odgovarjajočo GRNN (glej enačbo (45) in (41)).

$$\hat{Y}(\mathbf{X}) = \frac{\sum_{i=1}^n Y_i W\left(\frac{d(\mathbf{X}, \mathbf{X}_i)}{\sigma}\right)}{\sum_{i=1}^n W\left(\frac{d(\mathbf{X}, \mathbf{X}_i)}{\sigma}\right)} \quad (51)$$

Z uporabo Evklidove matrike

$$d(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j) := \sqrt{(\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_j)^T (\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_j)}, \quad (52)$$

med \mathbf{X}_i in \mathbf{X}_j ter Gausovim jedrom

$$W(x) := \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right). \quad (53)$$

Ocenjevalec verjetnosti $f'(\mathbf{X}, Y)$ (prikazan v enačbi (54)) (Parzen, 1962) temelji na osnovi primera vrednosti \mathbf{X}_i in Y_i slučajne spremenljivke \mathbf{x} in y , kjer je n število opazovanj primerov in p je dimenzija vektorja spremenljivke \mathbf{x} :

$$f'(\mathbf{X}, Y) = \frac{1}{(2\pi)^{(p+1)/2} \sigma^{(p+1)}} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \exp\left[-\frac{(\mathbf{X} - \mathbf{X}_i)^T (\mathbf{X} - \mathbf{X}_i)}{2\sigma^2}\right] \exp\left[-\frac{(Y - Y_i)^2}{2\sigma^2}\right]. \quad (54)$$

Fizikalna razlaga ocenitve verjetnosti $f'(\mathbf{X}, Y)$ je, da označuje verjetnost primera s širino σ za vsak primer \mathbf{X}_i in Y_i in ocenjena verjetnost je vsota teh verjetnosti primerov. Določitev skalarnе funkcije D_i^2 (prikazani v enačbi (55)) in izvajanje pokazanih integriranj (strnjevanj v celoto) prinaša enačba (56)

$$D_i^2 = (\mathbf{X} - \mathbf{X}_i)^T (\mathbf{X} - \mathbf{X}_i) \quad (55)$$

$$Y'(\mathbf{X}) = \frac{\sum_{i=1}^n Y_i \exp\left(-\frac{D_i^2}{2\sigma^2}\right)}{\sum_{i=1}^n \exp\left(-\frac{D_i^2}{2\sigma^2}\right)}. \quad (56)$$

Enačba (56) je poznana kot Nadaraya-Watson jedrni ocenjevalec. Dobljena regresija iz enačbe (56) je direktno uporabna za probleme, ki vključujejo numerične podatke. Ko je parameter glajenja σ dovolj velik, je ocenjena gostota gladka in meja postane Gaussova s kovarianco $\sigma^2 \mathbf{I}$. Na drugi strani manjša vrednost σ dopušča ocenjeni gostoti, da povzema negaussovo obliko, toda s tveganjem, da imajo divje točke prevelik vpliv na ocenjevanje (Specht, 1991). Neparometrične cenilke so uporabne za poljubne gostote verjetnosti, vendar postanejo te cenilke pri velikem številu podatkov spominsko potratne in numerično počasne, pri majhnem številu podatkov pa so ocene močno variabilne, ker je takrat merilni prostor skoraj prazen. Poleg tega je na osnovi končno velikega vzorca težko izbrati gladilni parameter, s katerim dobimo sprejemljivo oceno gostote verjetnosti.

V prvi skriti plasti so radialne skupine (Hernandez-Caraballo, 2005; Ibrić s sodelavci, 2003). GRNN je lahko modificirana z razvrščanjem podatkov v razrede. To zmanjšuje velikost nevronske mreže in povečuje hitrost izvršitve. Centri so lahko določeni z uporabo primerne algoritma (podvzorčenje, k-povprečje, k-najbližji sosed ali najbližji sosed (Ibrić s sodelavci, 2003; Lee, Lee, Lim in Tang, 2006), metoda izotropije). Druga skrita plast vsebuje nevron, ki pomaga pri ocenjevanju uteženega povprečja. Zato ima ta plast en nevron več kot izhodna plast. Običajno sta dva nevrona. V tej plasti je vsak izhod dodeljen posebni skupini, ki tvori uteženo vsoto za odgovarjajoč izhod. Za pridobitev povprečne utežene vsote mora biti utežena vsota razdeljena s pomočjo vsote faktorjev uteži. En specialen nevron v drugi skriti plasti računa vrednost mreže. Izhodna plast potem izvaja pravo ločitev (z uporabo specialnega ločitvenega nevrona). Glavna slabost GRNN je, da porabi veliko računalniškega spomina in je počasnejša pri približevanju kot ostale nevronske mreže (Vroman, Happiette in Vasseur, 2001).

6. METODA

Nobenega problema ne reši ista zavest, ki ga je ustvarila. (Albert Einstein)

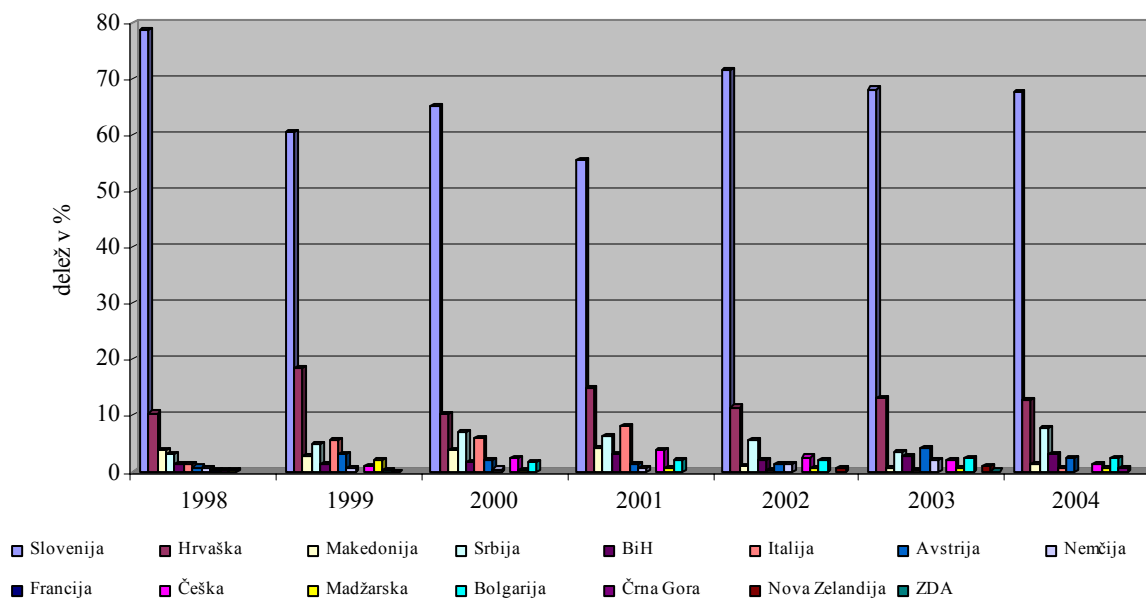
6.1. Opis podatkov

Proizvodno podjetje, ki smo ga analizirali, je v letih od 1998 do 2004 prodajalo svoje izdelke in storitve 400 kupcem²⁷. Od tega je bilo 286 domačih, tujih 114. Bistveno več prometa so naredili domači kupci. Med tem časom je matična družba prenesla proizvodno dejavnost na novoustanovljeno hčerinsko družbo, zato so smiselno izpuščeni podatki, ki so bili dejavnik prenosa in kasnejšega zaračunavanja najemnin ter ostalih stroškov do hčerinskega podjetja.

Tabela 11: Promet domačih in tujih kupcev

Leto	Promet domačih kupcev v %	Promet tujih kupcev v %	Delež prometa opazovanega leta / celotni promet 1998-2004 v %	Št. domačih kupcev	Št. tujih kupcev	Skupno št. kupcev
1998	78,61	21,39	11,17	131	39	170
1999	60,50	39,50	10,00	123	46	169
2000	65,28	34,72	10,07	122	46	168
2001	55,67	44,33	13,09	105	45	150
2002	71,55	28,45	15,14	96	48	144
2003	68,21	31,79	16,71	100	47	147
2004	67,68	32,32	23,83	97	52	149

Za analizirano podjetje je najpomembnejših 35 največjih kupcev, ki dosežejo več kot 80 % celotnega prometa. Zato je smiselno poznati te kupce čim boljše. Vsekakor moramo biti seznanjeni z njihovo boniteto, načrti razvoja v prihodnosti, njihovo vizijo in strategijo, kako doseči zastavljene cilje. V tesnem kontaktu pa moramo biti tudi z zaposlenimi v teh podjetjih, kajti oni nam bodo zaupali tudi notranje informacije. Lahko nas bodo opozorili na morebitni preobrat v njihovem poslovanju.



Slika 8: Graf prometa kupcev po državah in letih

Iz slike 8 in tabele 12 razberemo, da so največ prometa v vseh opazovanih letih ustvarili slovenski kupci. Sledili so jim kupci, ki prihajajo iz držav bivše Jugoslavije, za njimi so kupci, ki prihajajo iz držav članic Srednjeevropskega sporazuma o prosti trgovini (CEFTA). Najmanj pa je bilo v opazovanih letih ustvarjenega prometa s kupci, ki prihajajo iz držav članic Evropske skupnosti in Nove Zelandije ter ZDA.

²⁷ Izločili smo tiste kupce, ki so dobili račune za koriščenje počitniških kapacitet proizvodnega podjetja. Večinoma so to sedanji in bivši zaposleni.

Tabela 12: Delež prometa kupcev (v %) po državah in letih

	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004
Slovenija	78,61	60,50	65,28	55,67	71,55	68,21	67,68
Hrvaška	10,37	18,42	10,09	14,76	11,47	13,11	12,67
Makedonija	3,86	2,61	3,63	4,01	0,92	0,48	1,33
Srbija	2,93	4,73	6,87	6,17	5,51	3,44	7,78
BiH	1,18	1,33	1,68	3,18	1,96	2,56	2,99
Italija	1,15	5,67	5,83	8,05	0,34	0,06	0,48
Avstrija	0,73	3,18	2,07	1,31	1,37	4,18	2,50
Nemčija	0,47	0,48	0,40	0,68	1,29	1,90	
Francija	0,33						
Češka	0,21	0,93	2,25	3,84	2,52	2,13	1,21
Madžarska	0,15	1,85	0,34	0,41	0,49	0,69	0,41
Bolgarija		0,29	1,56	1,91	1,94	2,36	2,42
Črna Gora		0,00					0,52
Nova Zelandija					0,65	0,87	
ZDA						0,01	

Tabela 13: Povprečni dogovorjeni roki plačil (v dneh) in standardni odklon (v oklepajih) po državah in letih

	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004
Slovenija	36 (19)	38 (23)	35 (23)	40 (28)	49 (29)	53 (29)	53 (32)
Hrvaška	16 (16)	9 (16)	19 (21)	23 (30)	45 (26)	51 (24)	47 (21)
Makedonija	11 (13)	10 (16)	18 (21)	17 (17)	28 (7)	40 (18)	60 (26)
Srbija	20 (18)	15 (16)	9 (13)	20 (26)	48 (19)	35 (21)	41 (18)
BiH	14 (17)	6 (18)	14 (20)	28 (30)	40 (25)	44 (19)	37 (21)
Italija	4 (11)	8 (15)	18 (19)	17 (16)	55 (12)	60 (0)	
Avstrija	25 (22)	9 (22)	14 (20)	20 (22)	45 (0)	46 (3)	45 (1)
Nemčija	1 (0)	12 (14)	14 (20)	21 (22)	52 (14)	49 (12)	47 (13)
Francija	1 (1)						
Češka	47 (42)	3 (7)	16 (17)	18 (18)	52 (18)	60 (0)	47 (25)
Madžarska	12 (15)	10 (13)	11 (15)	23 (22)	32 (8)	33 (13)	56 (11)
Bolgarija		25 (12)	22 (29)	21 (21)	30 (0)	30 (0)	30 (0)
Črna Gora		0 (0)					24 (13)
Nova Zelandija				60 (0)	53 (9)		
ZDA						0 (0)	

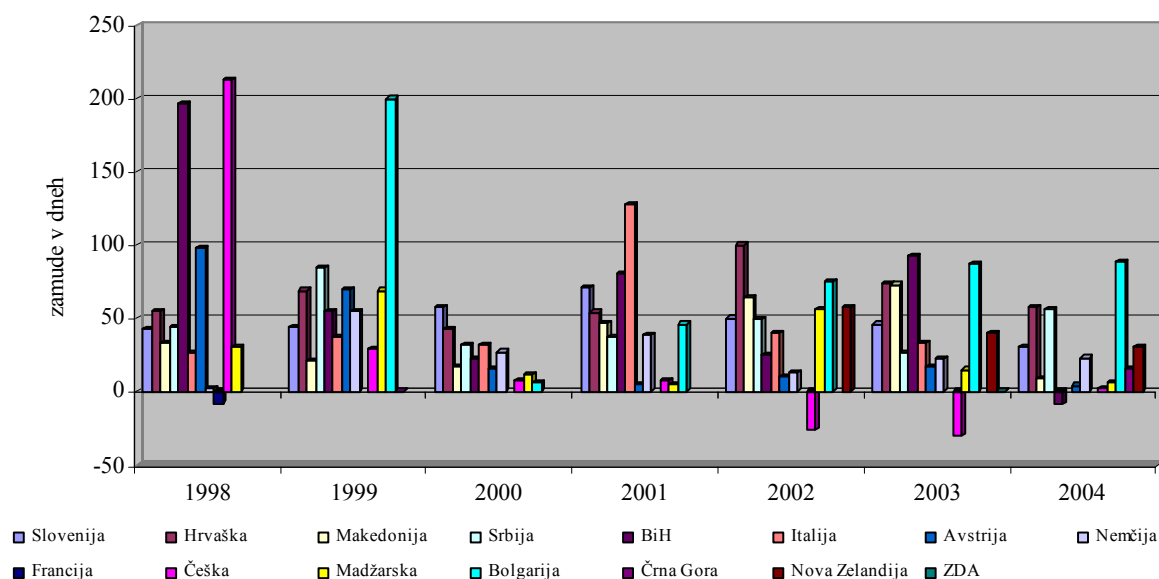
Iz tabele 13, kjer smo predstavili povprečne dogovorjene roke plačil po državah in letih in njihov standardni odklon, razberemo, da se povprečni dogovorjeni roki plačil podaljšujejo. Najkrajši so bili v letu 1999. Zelo nizke standardne odklone so imeli najkrajši roki plačil, in sicer 0 dni, 1 dan. Slovenija ima v povprečju po vseh letih najdaljše dogovorjene roke plačil z zelo velikim standardnim odklonom.

Na sliki 9 in v tabeli 14 si lahko ogledamo, kolikšne so zamude po državah in letih v analiziranem podjetju. V analizirano podjetje je prispel denar v letu 1998 s Češke s povprečno zamudo 213 dni, iz Bosne in Hercegovine s 197 dnevno povprečno zamudo, najhitreje pa iz Francije, kar 8 dni pred dogovorjenim rokom plačila. V letu 1999 so z največjo zamudo plačevali bolgarski kupci (200 dni), bosanski kupci so se poboljšali v primerjavi z letom 1998 in plačevali s povprečno 55 dnevno zamudo. V letu 1999 so bili najboljši plačniki črnogorski kupci, ki so imeli povprečno zamudo 0 dni. V letu 2000 so bili bolgarski (povprečna zamuda 6 dni) in češki (povprečna zamuda 8 dni) kupci med najboljšimi plačniki. Najslabši plačniki so bili slovenski kupci, ki so plačevali s povprečnimi zamudami 57 dni. Iz grafa je razvidno, da so bile povprečne zamude najkrajše v letu 2000. V letu 2001 se je plačilna disciplina precej poslabšala, kar je po vsej verjetnosti posledica 11. septembra (teroristični napadi na najvišja nebotičnika v New Yorku). Slaba plačilna disciplina se odraža tudi v letu 2002 predvsem pri hrvaških (povprečna zamuda 100 dni) in bolgarskih (povprečna zamuda 75 dni) kupcih. Plačila slovenskih kupcev pa se od leta 2001, ko so bila najslabša (povprečna zamuda 71 dni), do 2004 znatno izboljšujejo (povprečna zamuda 30 dni). V letih 2002 in 2003 so bili najboljši plačniki češki kupci, ki so plačevali v

povprečju od 26 do 30 dni pred rokom plačila. Najboljši plačniki v letu 2004 pa so bili bosanski kupci, saj so plačevali v povprečju 9 dni pred rokom plačila.

Tabela 14: Povprečne zamude (v dneh) in varianca zamud (v oklepajih) po državah in letih

	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004
Slovenija	43 (21.979)	44 (13.110)	57 (22.439)	71 (22.393)	50 (8.434)	46 (9.345)	30 (2.252)
Hrvaška	55 (8.901)	69 (8.568)	43 (4.616)	54 (13.221)	100 (23.298)	74 (3.427)	57 (6.608)
Makedonija	33 (2.329)	21 (971)	17 (1.913)	47 (6.420)	64 (7.482)	73 (4.610)	9 (73)
Srbija	44 (7.884)	84 (16.728)	32 (6.517)	37 (5.334)	49 (6.654)	26 (1.449)	56 (3.656)
BiH	197 (56.798)	55 (6.079)	22 (3.918)	80 (25.156)	25 (5.279)	93 (62.967)	-9 (3.833)
Italija	26 (3.488)	37 (2.043)	32 (1.484)	128 (52.860)	40 (888)	33 (69)	
Avstrija	98 (25.198)	70 (6.615)	16 (444)	5 (152)	10 (516)	17 (551)	4 (14)
Nemčija	2 (45)	55 (5.132)	27 (6.269)	39 (7.162)	13 (119)	22 (4.218)	23 (4.569)
Francija	-8 (0,5)						
Češka	213 (43.794)	29 (2.686)	8 (496)	7 (338)	-26 (618)	-30 (345)	2 (1.424)
Madžarska	31 (1.505)	69 (7.628)	11 (711)	5 (70)	56 (8.552)	15 (278)	6 (125)
Bolgarija		200 (38.009)	6 (187)	46 (2.906)	75 (3.235)	87 (4.264)	89 (4.786)
Črna Gora		0 (0)					16 (216)
Nova Zelandija					58 (254)	40 (60)	
ZDA						0 (0)	

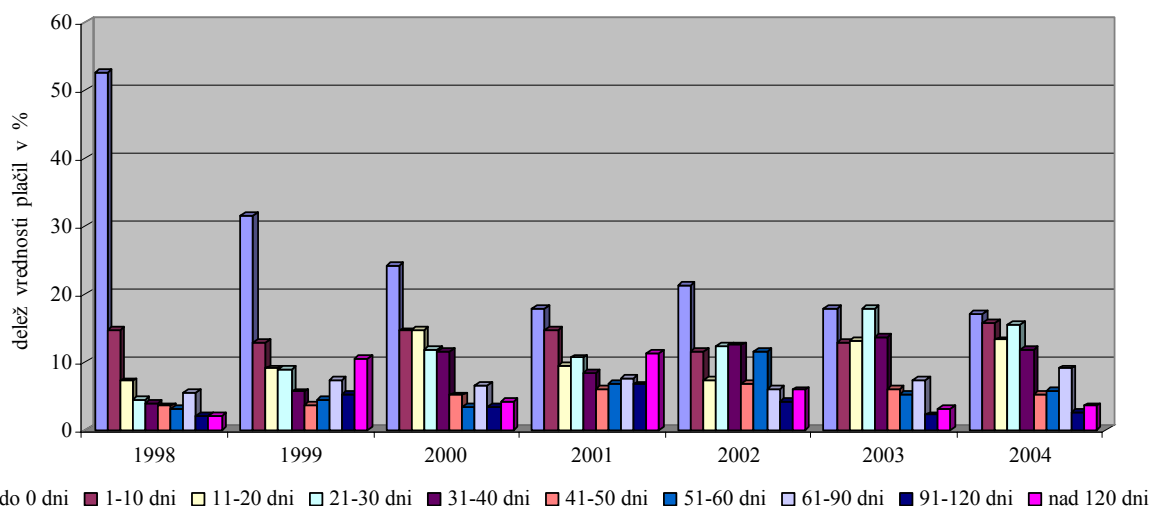


Slika 9: Graf povprečnih zamud po državah in letih

V državah, ki so bile na dan 31.12.2003 članice EU, je znašal konec leta 2003 povprečni dogovorjeni rok plačila 43 dni, dejanski rok plačila pa 59 dni in povprečna zamuda 16 dni. Z vidika tveganja plačila je najzanesljivejše poslovanje z nordijskimi državami (Danska, Finska, Islandija, Norveška in Švedska). Najdaljši dejanski rok plačila je v Italiji, na Portugalskem in v Španiji. V Italiji in Španiji velja zelo dolg dogovorjeni rok plačila, medtem ko je zamuda v okviru mednarodnih norm. Na Portugalskem je najdaljša zamuda, in sicer 38 dni. Slovenske družbe so v mesecu novembru 2003 plačevale s povprečno zamudo 26 dni, kar je šest dni manj kot v novembru 2002 in celo 11 dni manj kot v novembru 2001. Novembra se je glede na mesec oktober povprečna zamuda znižala za tri dni, saj je bila povprečna zamuda v tem mesecu 29 dni. Delež zamujenih računov pa se je takrat povečal, in sicer s 53 odstotkov v oktobru 2003 na 56 odstotkov v novembru 2003, kar je pa vseeno dva odstotka manj kot v novembru 2002²⁸.

²⁸ Vir: Mladina z dne 29.12.2003

Na Slovaškem in v Sloveniji tako z zamudo plačajo tri četrtine računov, na Hrvaškem od 50 do 75 odstotkov, v Bolgariji 70 odstotkov, na Madžarskem in v Romuniji do 60 odstotkov, na Češkem z zamudo plačajo od 30 do 50 odstotkov računov, na Poljskem pa od 30 do 40 odstotkov. Povprečna zamuda plačila se giblje od 15 do 30 dni na Poljskem in v Sloveniji, od sedem do 30 dni na Češkem, od deset do 45 dni na Madžarskem, od 30 do 60 dni v Romuniji, od 30 do 90 dni na Hrvaškem in od 60 do 90 dni v Bolgariji in na Slovaškem. Med dejavnostmi, ki najslabše plačujejo, so v večini držav gradbeništvo, transport in trgovina, razen tega v Bolgariji še farmacevtska industrija, na Slovaškem proizvodnja stavbnega pohištva, v Sloveniji tekstilna industrija, na Hrvaškem tekstilna in kovinska industrija in v Romuniji lesna industrija²⁹.



Slika 10: Graf deleža vrednosti plačil v odvisnosti od zamud po letih

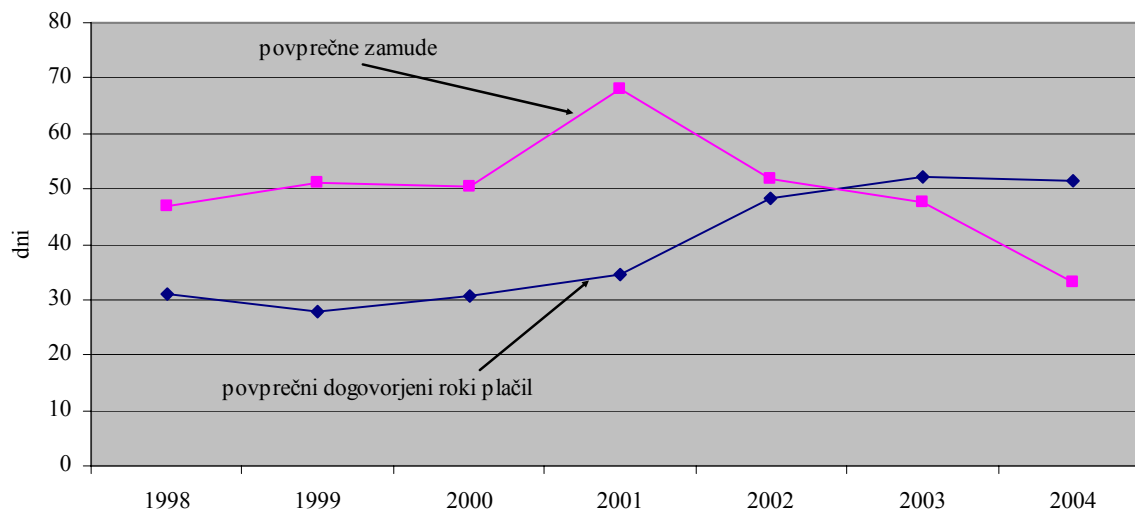
Iz grafa (slika 10 in tabela 15) razberemo, da je bila več kot polovica plačil (53 %) plačana brez zamud v letu 1998, v naslednjem letu 32 %, v letu 2000 le še 24 %, podobno je bilo leta 2002. Najmanjši delež je bil plačan v letu 2004, in sicer 17 % letnih plačil. Z zamudo plačil do 10 dni so bili plačani računi v letu 1998, 2000 in 2001, z enakim deležem 15 % letnih plačil. V letu 2001 zopet opazimo, da se je delež plačil z večjimi zamudami povečeval. V letu 2002 se je stanje malo izboljšalo, nakar se je v letu 2003 zopet malo poslabšalo. V letu 2004 je delež plačil plačanih brez zamude (17 %) približno enak plačanemu deležu z zamudo od 1-10 dni, 11-20 dni 21-30 dni in 31-40 dni, ko je 12 %. Zelo velik delež plačil z zamudami nad 120 dni je bil v letu 1999 in 2001, kar enajstina.

Tabela 15: Delež vrednosti plačil v odstotkih v odvisnosti od zamud po letih

Zamude	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004
Do 0 dni	52,65	31,61	24,33	18,00	21,23	17,99	17,06
1-10 dni	14,75	12,99	14,65	14,69	11,51	12,94	15,79
11-20 dni	7,29	9,12	14,79	9,59	7,39	13,23	13,34
21-30 dni	4,55	8,99	11,80	10,71	12,42	17,92	15,47
31-40 dni	4,02	5,69	11,65	8,43	12,53	13,77	11,89
41-50 dni	3,60	3,76	5,16	6,01	6,87	6,15	5,29
51-60 dni	3,25	4,46	3,41	6,80	11,63	5,21	5,77
61-90 dni	5,51	7,50	6,68	7,59	6,14	7,40	9,11
91-120 dni	2,20	5,30	3,40	6,77	4,32	2,28	2,71
Nad 120 dni	2,17	10,58	4,15	11,40	5,96	3,13	3,58

Iz grafa povprečnih dogovorjenih rokov plačil in povprečnih zamud po letih (slika 11) razberemo, da se dogovorjeni plačilni roki z leti daljšajo od 1999 do 2003. V letu 2004 pa so rahlo nižji kot 2003. Povprečne zamude so bile najdaljše v letu 2001 (68 dni) in najkrajše v letu 2004 (33 dni). Iz grafa lahko razberemo, da je povprečni čas prejema plačila od izdaje računa od 78 dni v letu 1998 do približno 100 dni v letih 2001, 2002 in 2003. V letu 2004 pa se je ta čas skrajšal na 84 dni.

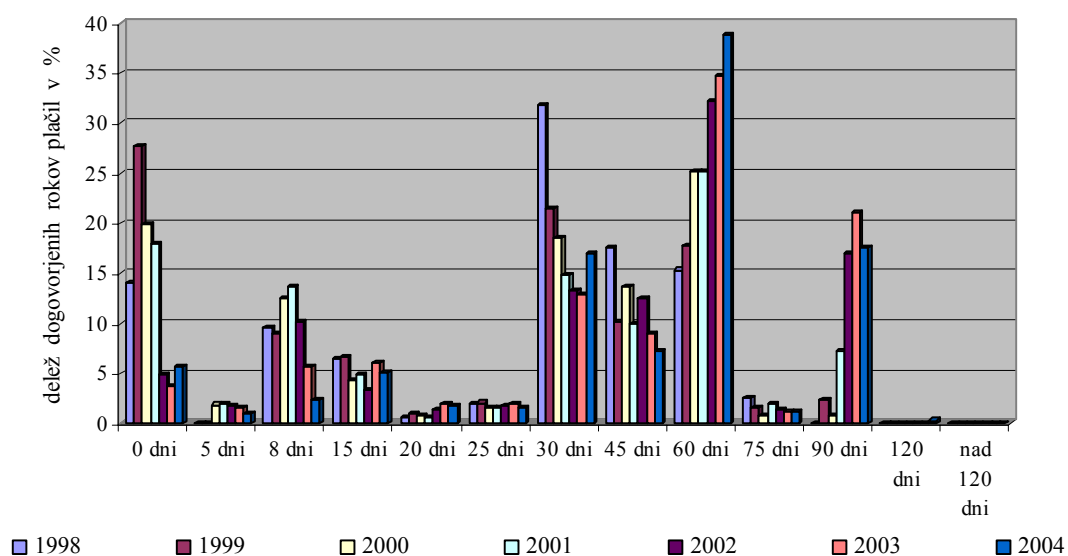
²⁹ Vir: Delo FT (Infosvet 2006) z dne 17.10.2007



Slika 11: Graf povprečnih dogovorjenih rokov plačil in povprečnih zamud po letih

Tabela 16: Delež dogovorjenih rokov plačil (v %) po letih

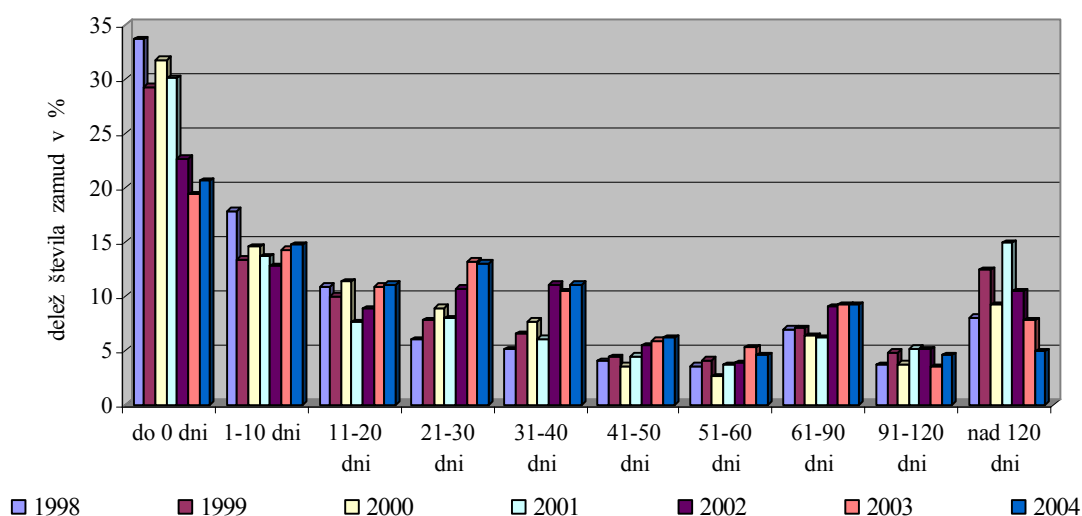
Dog. rok plačila	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004
0 dni	14,03	27,69	19,86	17,96	4,94	3,79	5,76
5 dni			1,88	1,96	1,87	1,53	1,07
8 dni	9,62	8,91	12,47	13,62	10,24	5,60	2,40
15 dni	6,53	6,69	4,34	4,97	3,38	6,15	5,18
20 dni	0,55	1,06	0,75	0,54	1,36	1,99	1,72
25 dni	1,99	2,08	1,63	1,67	1,82	1,90	1,64
30 dni	31,78	21,48	18,48	14,87	13,31	12,96	16,95
45 dni	17,55	10,08	13,64	9,90	12,51	9,07	7,33
60 dni	15,32	17,83	25,24	25,19	32,17	34,75	38,86
75 dni	2,50	1,68	0,88	2,01	1,46	1,16	1,22
90 dni	0,12	2,41	0,83	7,31	16,89	21,10	17,55
120 dni		0,07					0,32
Nad 120 dni					0,05		



Slika 12: Delež dogovorjenih rokov plačil po letih

Bolj podrobno si lahko ogledamo dogovorjene plačilne roke v tabeli 16 in na sliki 12. Zelo velik delež dogovorjenih rokov plačil 0 dni je bilo v letu 1998 (14,03 %), 1999 (27,69 %), 2000 (19,86 %) in 2001 (17,96 %). Še večji delež pa preide iz 30 dni (1998, 1999) na 60 dni (2000 – 2004). Zelo malo je bilo dogovorjenih rokov plačil 120 dni ali več. V zadnjih dveh letih je bila glavnina dogovorjenih rokov plačil 30 dni (12,96 % v 2003 in 16,95 % v 2004), 60 dni (34,75 % v 2003 in 38,86 % v 2004) in 90 dni (21,10 % v 2003 in 17,55 % v 2004). V letu 2002 pa je bila večina dogovorjenih plačil na 8 dni (10,24 %), 30 dni (13,31 %), 45 dni (12,51 %), 60 dni (32,17 %) in 90 dni (16,89 %).

Število zamud do 0 dni je najvišje v vseh letih, in sicer od 19,39 % (2003) do 33,62 % (1998). To pomeni, da je največ plačil izvedenih do dogovorjenega roka plačila, kar si lahko ogledamo v tabeli 17 in na sliki 13. Večina zamud je do 10 dni (12,76 % v 2002 do 17,87 % v 1998) ali 20 dni (7,64 % v 2001 do 11,39 % v 2000). V letih od 2002 do 2004 pa se pojavijo zamude tudi do 40 dni v višjem številu (10,69 % v 2002 do 13,19 % v 2003). Dokaj visok delež zamud je nad 120 dni v letih 1999 (12,42 %), 2001 (14,95 %) in 2002 (10,44 %).



Slika 13: Delež števila zamud po letih

Tabela 17: Delež števila zamud (v %) po letih

Zamude	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004
Do 0 dni	33,62	29,30	31,79	30,03	22,64	19,39	20,66
1-10 dni	17,87	13,41	14,56	13,66	12,76	14,30	14,77
11-20 dni	10,95	10,05	11,39	7,64	8,83	10,92	11,12
21-30 dni	6,02	7,82	8,93	7,98	10,69	13,19	13,01
31-40 dni	5,12	6,50	7,72	6,10	11,09	10,46	11,08
41-50 dni	4,07	4,38	3,63	4,47	5,50	5,92	6,15
51-60 dni	3,60	4,17	2,59	3,72	3,88	5,28	4,54
61-90 dni	7,00	7,09	6,38	6,22	9,03	9,21	9,19
91-120 dni	3,71	4,86	3,80	5,22	5,14	3,52	4,58
Nad 120 dni	8,05	12,42	9,22	14,95	10,44	7,82	4,90

Različne bonitetne hiše opozarjajo, da je treba začeti postopke izterjave, ko nek partner ne plača dveh ali treh računov. To opozorilo je posebej pomembno zato, ker naj bi bilo mogoče veliko verjetneje izterjati plačilo, čim nižji je račun. Če je ta star tri mesece, je plačilo tako rekoč povsem zagotovljeno, pri računu, ki je star leto dni, so te možnosti le še polovične, pri dve leti starem računu so možnosti le nekaj odstotne, na primer na Češkem pet odstotne, na Madžarskem in Poljskem osem odstotne, v Romuniji le šest odstotne, v Sloveniji in na Hrvaškem pa 17-odstotne³⁰.

³⁰ Vir: Delo FT (Infosvet 2006) z dne 17.10.2007

6.2. Bonitetne informacije kupcev analiziranega podjetja

Za analizo zamud smo potrebovali bonitete vseh kupcev, s katerimi je analizirano podjetje sodelovalo v opazovanih letih. Nekateri kupci so bile fizične osebe, zanje bonitete ne obstajajo in jih nimamo. Ravno tako je težko pridobiti podatke tujih kupcev za izračun vseh kazalnikov. Pri domačih kupcih smo uporabili bilanco stanja, poslovni uspeh in finančne podatke, ki jih objavlja GVIN na svoji spletni strani. Tu je mogoč dostop samo s plačilom. V raziskavo je bilo vključeno 247 bonitet domačih kupcev in 19 bonitet tujih kupcev. Čeprav kupci spadajo v različne panoge, smo predpostavili nepomembne razlike v boniteti. Če bi upoštevali te razlike v naši raziskavi, bi zadevo močno zakomplicirali. Sama rešitev pa ne bi imela toliko boljšega rezultata. Velike težave smo imeli pri pridobivanju bonitet za tuje kupce in pa za domače kupce, ki so samostojni podjetniki. Zadnji imajo dostopne podatke o boniteti od leta 2001 naprej. Zato za 26 % vrednosti plačil bonitetnih podatkov nimamo. Vse bonitete vsebujejo bilanco stanja, poslovni izid, kazalnike premoženjsko – finančnega stanja, dohodkovnosti, donosnosti, gospodarnosti, obračanja in dni vezave, boniteto ter revizijsko mnenje za leta od 1998 – 2004, kar pomeni skupaj z zamudami 422 različnih kazalnikov. Večina kazalnikov je opisana v magisteriju Šenk (2004). Vseh plačil, zajetih v raziskavo, je bilo 17.027. Po prvem pregledu vseh vhodnih podatkov smo izločili vsa plačila, za katere ni bilo nikakršnih bonitetnih podatkov, in kazalnike, ki niso vsebovali številčnih podatkov. V naslednjem bolj natančnem pregledu smo odstranjevali kazalnike in zamude odvisno od opisne vrednosti in vsebnosti številčnih podatkov. Na koncu nam je po izločanju ostalo 83 različnih kazalnikov bonitete za 8.963 različnih zamud.

6.3. Zbiranje podatkov med kupci analiziranega podjetja

6.3.1. Vzorec

V anketi je sodelovalo 129 moških (56 %) s povprečno starostjo 48 let (standardni odklon je 8 let) in 100 žensk (44 %) s povprečno starostjo 43 let (standardni odklon je 8 let). Anketirana podjetja so bila iz naslednjih držav: 169 iz Slovenije (74 %), 24 iz Hrvaške (10 %), 5 iz Makedonije (2 %), 5 iz Nemčije (2 %), 3 iz Italije (1 %), 2 iz Češke (1 %), 5 iz Bosne in Hercegovine (2 %), 9 iz Srbije (4 %), 3 iz Avstrije (1 %), 1 iz Madžarske (0,5 %), 2 iz Bolgarije (1 %) in 1 iz Francije (0,5 %). V anketi je sodelovalo 97 predsednikov uprav ali direktorjev podjetij (42 %), 54 direktorjev področij (24 %), 50 vodij področij (22 %) in 28 poslovnih tajnikov in podobno (12 %). 14 sodelujočih v anketi je imelo poklicno izobrazbo ali manj (6 %), 54 srednjo šolo (24 %), 33 višjo šolo (14 %), 113 visoko šolo (49 %) in 15 specializacijo ali magisterij ali doktorat (7 %). V anketi je sodelovalo 92 lastnikov podjetij kar je 40 %. Anketi se je odzvalo 59 delniških družb (26 %), 133 družb z omejeno odgovornostjo (58 %), 32 samostojnih podjetnikov (14 %) in 5 ustanov (2 %). Velikih podjetij je bilo 83 (36 %), srednje velikih 29 (13 %), majhnih 115 (50 %) in dve fizični osebi (1 %). 174 anketiranih je izpolnilo anketo v slovenskem jeziku (75 %), 46 v (srbo)hrvaškem jeziku (20 %) in 9 v angleškem jeziku (4 %). 220 anketiranih oseb je izpolnjevalo anketo v svojem jeziku (96 %) in 9 oseb v tujem jeziku (4 %).

Neresno izpolnjene ankete smo izločili iz nadaljnje obravnave. Izločili pa smo tudi 9 izpolnjenih anket v angleškem jeziku. Osebe, ki so izpolnjevale ankete v angleškem jeziku, po vsej verjetnosti niso dobro razumele postavk, ker jim je bila angleščina tuj jezik. Ostalo je 181 anket.

V končni vzorec smo vključili 100 moških (55 %) s povprečno starostjo 47 let (standardni odklon je 9 let) in 81 žensk (45 %) s povprečno starostjo 44 let (standardni odklon je 9 let). V končnem vzorcu je bilo 75 (41 %) predsednikov uprav ali direktorjev podjetij in 43 (24 %) direktorjev področij. Med direktorji področij so bili vključeni prokuristi, direktorji komercialne, finančni direktorji in direktorji nabave. V vzorcu je bilo tudi 43 (24 %) vodij področij in pa 20 (11 %) poslovnih tajnikov, tehnologov ali zaposlenih v računovodstvu ali nabavi. 11 sodelujočih je imelo doktorat, magisterij ali specializacijo, 87 visoko šolo, 28 višjo šolo, 47 srednjo šolo in 8 poklicno šolo ali manj. 73 sodelujočih je bilo lastnikov podjetij, kar je 40 % celotnega vzorca. Zajetih je bilo 48 delniških družb, 107 družb z omejeno odgovornostjo, 22 samostojnih podjetnikov in 4 ustanove (šola, zavod, inštitut, fizična oseba). Od tega je bilo 63 velikih podjetij, 23 podjetij srednje velikosti, 94 majhnih podjetij in ena fizična oseba.

6.3.2. Merski instrumenti

6.3.2.1. Vprašalnik petih velikih faktorjev BFI – The Big Five Inventory

Vprašalnik petih velikih faktorjev BFI – The Big Five Inventory (John, Donahue in Kentle, 1991; Avsec in Sočan, 2007) meri pet glavnih dimenzij osebnosti. Pri vsaki dimenziji je od 8 do 10 postavk. Avtorji so želeli oblikovati kratek instrument, ki bi omogočal učinkovito in fleksibilno merjenje petih dimenzij osebnosti, kadar ni potrebe za diferencirano merjenje posameznih facet oziroma poddimenzij. Na podlagi pridevnikov, ki se nanašajo na osebnostne lastnosti, znanih kot prototipski markerji petih velikih faktorjev (John, 1990), so oblikovali kratke postavke. Vseh postavk je 44, od teh 16 postavk vrednotimo obrnjeno. Pri vsaki postavki morajo udeleženci na pet-stopenjski ocenjevalni lestvici označiti, v kolikšni meri se strinjajo z njo (1 – sploh se ne strinjam do 5 – popolnoma se strinjam). Dimenzije vprašalnika so:

1. **Ekstravertnost** je dimenzija, ki ustreza vidikom, ki so v literaturi omenjeni tudi kot energija ali surgentnost (Goldberg, 1990). Ljudje, ki pri tej dimenziji dosegajo visok rezultat, se ocenjujejo za dinamične, aktivne, energične, dominantne in gostobesedne; nasprotno pa osebe, ki dosegajo nizek rezultat opisujejo za manj dinamične in aktivne, manj energične, podrejene in molčeče.
2. Dimenzija **sprejemljivost** se omenja tudi kot prijetnost (McCrae in Costa, 1987) ali prijateljskost naproti sovražnosti (Digman, 1990). Osebe, ki na tej dimenziji dosegajo visok rezultat, se rade opisujejo za zelo kooperativne, prijazne, nesebične, prijateljske, radodarne in empatične; v nasprotju z njimi se osebe, ki dosegajo nizek rezultat, rade opisujejo za manj kooperativne, manj prijazne in altruistične ter manj prijateljske, radodarne in empatične.
3. Dimenzija **vestnost** se nanaša na sposobnost samouravnavanja in samokontrole, tako se osebe, ki pri tej dimenziji dosežejo visok rezultat, opisujejo za izrazito preudarne, natančne, urejene, skrbne in vztrajne, medtem ko se osebe, ki dosegajo nizek rezultat, opisujejo ravno obratno.
4. Dimenzija **nevroticizem** se nanaša na značilnosti, ki so nasprotje čustvene stabilnosti. Osebe, ki pri tej dimenziji dosegajo visok rezultat, se opisujejo za zelo anksiozne, ranljive, čustvene, impulzivne, nestrpne in razdražljive. V nasprotju s tem se osebe, ki dosegajo nizek rezultat, opisujejo za neanksiozne, manj ranljive, čustvene, impulzivne, strpne in razdražljive.
5. Dimenzija **odprtost za izkušnje** (Costa in McCrae, 1985) ali mentalna odprtost (Brand, 1994) se nanaša na dimenzijo, ki so jo drugi poimenovali kultura (Norman, 1963; McCrae in Costa, 1987) in intelekt (Goldberg, 1990). Osebe, ki pri tej dimenziji dosegajo visok rezultat, se pretežno opisujejo za zelo izobražene, informirane, polne zanimanja za nove stvari in izkušnje, odprte za stike z drugačnimi kulturami in navadami. V nasprotju z njimi se osebe, ki dosegajo nizek rezultat, opisujejo za manj izobražene, malo informirane, le malo se zanimajo za nove stvari in izkušnje, imajo odpor do stikov z drugačnimi kulturami in navadami ter so ozkoglede.

John in Srivastava (1999) poročata o dobri notranji konsistentnosti lestvic in o dobri konstruktni veljavnosti (povprečna vrednost koeficientov konvergentne veljavnosti je 0,75). Notranje konsistentnosti pri našem vzorcu so nižje od zanesljivosti, ki so običajno dobljene pri teh vprašalnikih. Te so od 0,76 do 0,88 (John in Srivastava, 1999; Avsec in Sočan, 2007; Roberts, Chernyshenko, Stark in Goldberg, 2005). V medkulturni raziskavi, ki je zajela 56 kultur, pa so dobili malo nižje koeficiente notranje konsistentnosti (najnižji so bili v afriških kulturah) od 0,55 do 0,84 (Avsec in Sočan, 2007).

6.3.2.2. Vprašalnik osebnosti IPIP-NEO 300 (International Personality Item Pool)

IPIP-NEO 300 vsebuje 300 postavk, ki merijo pet velikih faktorjev in 30 njihovih facet. To pomeni, da se 60 postavk nanaša na vsakega izmed petih velikih faktorjev, po 10 pa na vsako faceto. Zajema torej pet faktorskih lestvic in 30 facetnih podlestvic.

Za našo raziskavo smo uporabili samo del vprašalnika IPIP-NEO 300, ki se nanaša na vestnost. Ta del vsebuje 60 postavk za 6 facet. Od tega 29 postavk vrednotimo obrnjeno. Tudi tu morajo udeleženci pri vsaki postavki na pet-stopenjski (Likertovi) ocenjevalni lestvici označiti, v kolikšni meri se strinjajo z njo (1 – sploh se ne strinjam do 5 – popolnoma se strinjam). Facete ali poddimenzije vestnosti v vprašalniku so naslednje:

1. Za dobro prilagoditev posameznika v družbi je potrebna objektivna **kompetentnost** (znanje, veščine, kvalificiranost) in subjektivno doživljanje kompetentnosti, ki je za človeka velikokrat pomembnejše od objektivne. Kompetentnost je posameznikova težnja, da vse bolje rešuje probleme in naloge, ki mu omogočajo delovanje v okolju. Če dvomimo v sebe in svoje sposobnosti, o svoji primernosti in vrednosti, da bi bili ljubljani, je življenje zastrašujoče. Pozitivno mnenje o sebi nam daje moč, energijo in motivacijo. Čim boljše je naše mnenje o sebi, tem bolje smo pripravljeni za spopade s težavami.

Posamezniki, ki izkazujejo visoke vrednosti kompetentnosti, so bolj aktivni in usmerjeni k nalogam, so bolj vztrajni pri zaključevanju, učenju, imajo večje zaupanje v uspešno učenje in manj dvomijo o sebi. Nasprotno pa posamezniki, ki izkazujejo nižje vrednosti na tej faceti, veliko bolj dvomijo o sebi in svojih sposobnostih. Zato so manj vztrajni in manj uspešni.

2. **Redoljubnost** pomeni biti sposoben planiranja, organizacije nalog in aktivnosti, učinkovit in discipliniran. Bolj redoljubni posamezniki izkazujejo višje vrednosti na tej faceti in imajo individualno željo pokoravanja pravilom in postopkom, so bolj organizirani, učinkoviti in disciplinirani. Posamezniki, ki so slabo organizirani, površni in nedisciplinirani, pa izkazujejo nižje vrednosti.
3. **Izpolnjevanje obveznosti:** Posamezniki, ki se držijo pravil, držijo obljube, ne kršijo pravil, svoje obveznosti izpolnjujejo pravočasno, govorijo resnico in so vestni, izkazujejo višje vrednosti na postavkah za to faceto. Nasprotno pa so posamezniki z nižjimi vrednostmi na teh postavkah manj vestni, ne govorijo resnice, ne izpolnjujejo pravočasno svojih obveznosti in kršijo pravila.
4. **Potreba po dosežkih** predstavlja sposobnost težkega dela in spoprijemanje z izzivi. Ljudje z višjo vrednostjo na dosežkih so vztrajni in težko delajo za doseganje svojih ciljev (garači). Izkazujejo visoko obveznost do ciljev ne glede na to, ali si cilje postavijo sami ali so določeni (Hollenbeck, Williams in Klein, 1989, v Stewart, 1999). Za njih je značilno tudi zmerno prevzemanje tveganja in osebna odgovornost za odločitve.
5. **Samodiscipliniranost** je definirana kot visoka stopnja kontrole ali kot nagnjenost k zatiranju impulzivnega mišljenja, občutij in obnašanja. Posamezniki z visoko vrednostjo na tej faceti se nagibajo k previdnosti, imajo trezno glavo, so sposobni zadovoljitve z zamudo, so potrpežljivi. V nasprotju s posamezniki, ki imajo nizko vrednost samodiscipline in se nagibajo k impulzivni spontanosti, nemarnosti, brezbriznosti, lahki preusmeritvi in nepremišljenosti.
6. **Preudarnost** je oblikovana za merjenje stopnje posameznika, ki je premišljen, previden, obziren, zadržan, konzervativen. Posamezniki z visoko vrednostjo na postavkah za preudarnost so preudarni, premišljeni, obzirni, zadržani, konzervativni in zanesljivi v nasprotju s posamezniki, ki izkazujejo nizke vrednosti na istih postavkah. Ti so nezanesljivi, uporni, neprilagojeni in brezbrizni.

Vprašalnik IPIP-NEO 300 je bil uporabljen tudi na slovenskem vzorcu 247 oseb. Musek (2007) poroča o notranji konsistentnosti za vse facete posameznih dimenzij osebnosti. Za nas je zanimiva dimenzija vestnost in njene facete, za katere opisuje naslednje: $\alpha = 0,78$ za samoučinkovitost – kompetentnost, $\alpha = 0,83$ za redoljubnost, $\alpha = 0,80$ za odgovornost – izpolnjevanje obveznosti, $\alpha = 0,74$ za storilnost – potreba po dosežkih, $\alpha = 0,86$ za samodiscipliniranost in $\alpha = 0,79$ za preudarnost. Korelacije dimenzij Velikih pet z ustreznimi petimi lestvicami vprašalnika so vse po vrsti visoke (od 0,890 do 0,968) (Musek, 2007).

6.3.3. Postopek

Vse kupce, s katerimi je analizirano podjetje sodelovalo v letih od 1998-2004, smo povprašali, ali bodo sodelovali v anketi. Poskušali smo izbrati tiste osebe, ki so odgovorne za plačila pri določenem kupcu. Tu smo bili omejeni na ljudi, ki v zadnjem času krojijo plačilno politiko do analiziranega podjetja. Zato predpostavljamo, da so reprezentativen vzorec določenega kupca za vsa leta sodelovanja. Kjer pa smo dobili izpolnjene ankete od več različnih ljudi taistega kupca, smo jih upoštevali v letih, ko so bili odgovorni za plačilno politiko. Te ljudi smo poklicali po telefonu ali pa smo jih nagovorili osebno. Vsem smo razložili, v kakšen namen naj bi bila anketa izvršena in po katerih podatkih vprašujemo v njej, kar je v skladu z Zakonom o varstvu osebnih podatkov (ZVOP-1-UPB1; Ur.l. RS št. 94/2007). Če so nagovorjene osebe prostovoljno želele izpolniti anketo, smo jim anketo poslali po e-pošti, po faxu ali po pošti. Zelo malo je bilo takšnih, ki smo jih osebno anketirali. Nagovorjenih oseb, ki so prostovoljno želeli sodelovati, je bilo 351. Od njih smo dobili 229 izpolnjenih anket.

7. REZULTATI

Uspeh je posledica – nikoli naj ne bo cilj. (Gustav Flaubert)

V današnjem hitro spreminjajočem in informacijsko podprtem času lahko preko medmrežja in informacijskih sistemov pridemo do številnih informacij, na osnovi katerih nato sprejmemo različne odločitve. Pri tem je pomembno, da do informacije pridemo čim hitreje in da je napoved rezultata z uporabljenim orodjem čim bolj zanesljiva. Z zanesljivo in pravočasno informacijo si lahko pridobimo tako zelo želeno konkurenčno prednost v poslovnem svetu. Zato mora vsako podjetje, ki si želi dolgoročnega obstoja in konkuriranja na trgu, aktivno upravljati s kreditnimi tveganji. Pri tem mislimo na spremljanje poslovnih partnerjev na način minimiziranja kreditnega tveganja (v našem primeru krajšanja zamud pri plačilih in minimiziranje možnosti neizpolnitve obveznosti) in pa maksimiranja dobička, ki ga lahko naredimo pri tem poslovnem partnerju. V okviru raziskave si bomo ogledali povezanosti med zamudami, ki so v našem primeru odvisna spremenljivka, in različnimi neodvisnimi spremenljivkami. Statistična veda s korelacijo v splošnem označuje odvisnost dveh spremenljivk v statistični populaciji ali populacijah. Korelacijo je moč meriti z več različnimi koeficienti, prilagojenimi za različne tipe podatkov, ki so na voljo:

- Cramerjev koeficient za nominalne podatke,
- Spearmanov in Kennalov koeficient za rang korelacije,
- Pearsonov koeficient za linearno povezani številski spremenljivki,
- Eta koeficient za nelinearno povezani številski spremenljivki (ali eno nominalno in eno številsko spremenljivko).

V disertaciji bomo merili povezanost med spremenljivkami s Pearsonovim koeficientom korelacije r , ki meri linearno odvisnost med dvostransko odvisnima pojavoma X in Y (Tabachnick in Fidell, 2001; Jesenko, 2001). Z njim razložimo smer in moč povezanosti (Cox in Cox, 2006). Porazdelitev X in Y mora biti normalna (ali vsaj simetrična in unimodalna).

Tabela 18: Pomen Pearsonovega korelacijskega koeficienta (Artenjak, 2003)

Absolutna vrednost korelacijskega koeficienta $ r $	Pomen vrednosti parametra
0	korelacije ni
0,00 – 0,50	slaba korelacija
0,51 – 0,79	srednje močna korelacija
0,80 – 0,99	močna korelacija
1	popolna korelacija

Analizirali pa bomo tudi vpliv neodvisnih spremenljivk na zamude. Na splošno ugotavljamo, da na posamezni pojav lahko vpliva več dejavnikov, katerih smer in moč delovanja je različna. Ta vpliv bomo merili s pomočjo različnih tipov nevronske mreže. Vedno bomo rezultate nevronske mreže primerjali z linearno večkratno regresijo. To je statistična analiza, kjer opredelimo vpliv dejavnikov, določimo funkcijsko obliko te povezanosti, izračunamo regresijske koeficiente, določimo njihov pomen in ugotovimo kakovost uporabljene regresijske funkcije za predvidevanje. Za izražanje takšne večkratne odvisnosti pogosto uporabljamo model v obliki linearne funkcije (Jamnik, 1980):

$$Y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_kx_k + \varepsilon, \quad (57)$$

kjer je ε napaka modela in $b_0, b_1, b_2, \dots, b_k$ so regresijski koeficienti (realna števila) ter x_1, x_2, \dots, x_k so neodvisne spremenljivke. Ocene regresijskih koeficientov določimo iz vzorčnih podatkov. Izbrana linearna funkcija določa hiper-ravnino v $k + 1$ razsežnem prostoru. S statistiko t testiramo koeficiente linearne regresije. Koeficienti značilno vplivajo na regresijsko enačbo v primeru, ko je absolutna vrednost statistike t večja od 1,96 ali je absolutna vrednost faktorja pomembnosti $-p$ vrednosti manjša kot 0,05.

7.1. Model ocenjevanja zamud s kazalniki bonitete

Najprej smo si hoteli ogledati vpliv kazalnikov bonitete podjetij na zamude. Običajno se dobavitelji, ko preverjajo kupca, omejijo na pregled različnih kazalnikov in na nekatere druge mehke dejavnike. Mehki dejavniki so lahko: ugled kupca, zaupanje, ki ga čutijo osebe, ki so v medsebojnem odnosu kupec – dobavitelj, ipd. Dobavitelji kazalnike bonitete podjetij pridobijo v bonitetnih poročilih ali na spletni strani GVIN. Zato smo zamude najprej ocenjevali s kazalniki bonitete. Teh je bilo 83. Njim smo kasneje dodali še obliko podjetja in

odgovarjajoče leto. Zanimalo nas je, kakšen vpliv bosta imeli dodani neodvisni spremenljivki na napoved zamud. Kot bomo videli v nadaljevanju, je vpliv viden, zato smo jih dodali kasnejšim ocenjevanjem. Število podatkov je bilo najvišje pri začetnih ocenjevanjih, in sicer 8.963. Najprej smo vse podatke ocenjevali z metodo linearne večkratne regresije. Potem smo iste podatke vnesli v nevronske mreže in jih ocenjevali z različnimi tipi nevronske mreže. Nevronska mreža avtomatsko (sama) razdeli vhodne podatke na tri različne podmnožice. Podatke naključno izbere iz celotne podatkovne množice in jih razdeli po naslednjem ključu: 2 dela za treniranje (4.482 podatkov), 1 del za preverjanje (2.241 podatkov) in 1 del za testiranje (2.240 podatkov). Za preverjanje vedno uporabi križno preverjanje. Podatkovna podmnožica za preverjanje je uporabljena samo v ta namen, da neodvisno preveri delovanje naučene nevronske mreže. Nevronska mreža ima dve možnosti. Prva možnost je ta, da so vse spremenljivke vključene v ocenjevanje. Druga možnost pa je, da sama izbira, katere spremenljivke so pomembne za ocenjevanje. Kot rezultat nam poda Pearsonov koeficient korelacije, ki pomeni korelacijo med ocenjeno in aktualno zamudo.

7.1.1. Model ocenjevanja zamud, kjer so upoštevani samo kazalniki bonitete podjetja

V prvem modelu smo vzorec 8.963 zamud ocenjevali s 83 kazalniki bonitete podjetja, ko so bile vključene vse neodvisne spremenljivke, manjkajočih vrednosti pa ni bilo. V spodnji tabeli si lahko ogledamo, kako dobro je nevronska mreža naključno sama izbrala podatkovno podmnožico za preverjanje. Realna povprečna zamuda je 53,450 dni. Tej zamudi se je približala najbolj GRNN s povprečno zamudo 52,880 in NN z MLP z eno skrito plastjo, katere povprečna zamuda je 53,033 dni. Najslabše je izbrala podatkovno podmnožico za preverjanje linearna NN, katere povprečna zamuda je 49,624 dni, in pa RBFNN (povprečna zamuda je 50,647 dni). Na podlagi pridobljenih Pearsonovih koeficientov korelacije lahko zaključimo, da je najboljša nevronska mreža GRNN, ki ima korelacijo z zamudami enako 0,463; kar pomeni slabo korelacijo. Njej sledi linearna nevronska mreža s korelacijo 0,322 in potem linearna večkratna regresija s korelacijo 0,309. Najslabša je RBFNN s korelacijo 0,112, boljši sta NN z MLP (MLP z eno skrito plastjo 0,205 in MLP z dvema skritima plastema 0,225). Nevronska mreža z MLP z eno skrito plastjo vsebuje 32 nevronov. Ravno tako nevronska mreža z MLP z dvema skritima plastema vsebuje v prvi skriti plasti 32 nevronov in v drugi skriti plasti ravno tako 32 nevronov.

Tabela 19: Povzetek statistik modela ocenjevanja zamud med posameznimi tipi nevronske mreže in linearno večkratno regresijo (metoda enter) z vključenimi vsemi neodvisnimi spremenljivkami

	Linearna večkratna regresija	Linearna NN	NN z MLP z eno skrito plastjo	NN z MLP z dvema skritima plastema	RBFNN	GRNN
Povprečje realne zamude	53,450	49,624	53,033	54,174	50,647	52,880
Standardni odklon realne zamude	124,632	112,534	119,740	123,307	112,590	121,953
Povprečna napaka ocenjene zamude (ostanek med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	8,867	6,035	-8,030	-10,776	1,287	3,700
Povprečna absolutna napaka ocenjene zamude (razlika med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	118,974	106,990	117,423	120,453	111,887	108,322
Standardni odklon napake za ocenjeno zamudo	38,543	56,132	60,087	54,821	57,118	51,393
Delež napake standardnega odklona	0,996	0,951	0,981	0,977	0,994	0,888
Pearsonov koeficient korelacije - r	0,309 ³¹	0,322	0,205	0,227	0,112	0,463
Število neodvisnih spremenljivk	83	83	83	83	83	83
Število podatkov	8.963	8.963	8.963	8.963	8.963	8.963
Porabljen čas	1 min	1 min	1 min	20 min	1 min	4 ure

Ta model ocenjevanja smo nadgradili z izbiranjem neodvisnih spremenljivk in dobili v nadaljevanju opisane rezultate. Pri linearni NN je Pearsonov koeficient korelacije višji ($r = 0,339$), pri ocenjevanju je bilo udeleženih 77 neodvisnih spremenljivk. Zelo slabi rezultati ocenjevanja so bili pri NN z MLP (MLP z eno skrito plastjo $r = 0,040$ in MLP z dvema skritima plastema $r = 0,079$). Ti dve nevronske mreže vedno izbereta samo eno neodvisno spremenljivko, ki jo ocenjujeta, največkrat je to prva neodvisna spremenljivka (sredstva). Tudi tu imata obe NN z MLP v skritih plasteh po 32 nevronov. RBFNN je pri izboru 9 neodvisnih spremenljivk (razvrščene po pomembnosti od najbolj do najmanj: proizvodnost sredstev, poslovni izid iz poslovanja (EBIT),

³¹ Nekateri avtorji poimenujejo r pri linearni večkratni regresiji kot koeficient multiple regresije nekateri pa kot Pearsonov koeficient korelacije.

skupni prihodki na zaposlenega, delež dolgov v financiranju, gospodarnost poslovanja, dnevi vezave zalog 2, poslovne terjatve, finančni odhodki, neto prodajna marža) dosegla najvišji Pearsonov koeficient korelacije ($r = 0,157$) z 9 nevroni v skriti plasti.

Tabela 20: Povzetek statistik modela ocenjevanja zamud med posameznimi tipi nevronske mreže in linearno večkratno regresijo (metoda stepwise) z izbiranjem pomembnih neodvisnih spremenljivk

	Linearna večkratna regresija	Linearna NN	NN z MLP z eno skrito plastjo	NN z MLP z dvema skritima plastema	RBFNN	GRNN
Povprečje realne zamude	53,450	54,441	53,906	53,817	55,694	52,332
Standardni odklon realne zamude	124,632	126,032	125,258	127,213	128,170	118,774
Povprečna napaka ocenjene zamude (ostanek med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	6,031	1,706	2,635	-8,759	-2,774	0,207
Povprečna absolutna napaka ocenjene zamude (razlika med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	119,504	118,569	125,159	127,046	126,640	105,949
Standardni odklon napake za ocenjeno zamudo	36,141	57,413	64,817	59,132	61,335	48,812
Delež napake standardnega odklona	0,998	0,941	0,999	0,999	0,988	0,892
Pearsonov koeficient korelacije - r	0,289	0,339	0,040	0,079	0,157	0,463
Število izbranih neodvisnih spremenljivk	29	77	1	1	9	42
Število neodvisnih spremenljivk	83	83	83	83	83	83
Število podatkov	8.963	8.963	8.963	8.963	8.963	8.963
Porabljen čas	1 min	2 min	4 ure	4 ure	2 min	4 ure

Najvišji Pearsonov koeficient korelacije je bil dosežen pri ocenjevanju z GRNN ($r = 0,463$), ki je enak kot pri ocenjevanju z udeleženi vsemi neodvisnimi spremenljivkami. Tu je bilo izbranih 42 neodvisnih spremenljivk. V prvi skriti plasti je bilo 4.482 nevronov, v drugi skriti plasti pa dva nevrona.

Linearna večkratna regresija (metoda stepwise) je razvrstila kazalnike bonitete podjetij po pomembnosti, vplivu, moči in smeri, kar si lahko ogledamo v spodnji tabeli. Tu je Pearsonov koeficient korelacije 0,289 ($r_{prilagojen}^2 = 0,081$; $F = 7,508$; $p = 0,006$), kar je šibka pozitivna povezanost med zamudami in 29 pomembnimi kazalniki bonitete podjetij. Zanimivo je, da sta najpomembnejša kazalnika dodana vrednost na zaposlenega in obračanje kratkoročnih poslovnih terjatev. Dodana vrednost na zaposlenega je najpomembnejši kazalnik, ki pojasni 1,7 % variabilnosti zamud ($r_{prilagojen}^2 = 0,017$; $F = 155,150$; $p = 0,000$). Njemu sledi obračanje kratkoročnih poslovnih terjatev. To pomeni, da morajo kupci vložiti več energije pri izterjavi svojih terjatev, če tega še ne počnejo. Na ta način si bodo pomagali pri svoji likvidnosti in bodo hitreje lahko plačevali zapadle obveznosti.

Tabela 21: Statistično pomembni kazalniki bonitete podjetij pri ocenjevanju zamud z linearno večkratno regresijo (metoda stepwise)

	Kazalniki bonitete	r	Δr	β	t	p
1	Dodana vrednost na zaposlenega	0,130	0,13046	-0,061	-4,407	0,000
2	Obračanje kratkoročnih poslovnih terjatev	0,167	0,03695	-0,082	-5,591	0,000
3	Čista donosnost kapitala	0,192	0,02431	-0,083	-7,897	0,000
4	Kapitalska pokritost stalnih sredstev	0,205	0,01322	-0,061	-4,937	0,000
5	Kratkoročni koeficient likvidnosti	0,210	0,00540	-0,024	-2,007	0,045
6	Basic earning power ratio	0,214	0,00348	-0,087	-3,393	0,001
7	Razmerje med kratkoročnimi poslovnimi terjatvami in kratkoročnimi obveznostmi	0,216	0,00233	0,082	5,717	0,000
8	Delež obratnih sredstev v sredstvih	0,219	0,00301	0,068	3,847	0,000
9	Proizvodnost sredstev	0,222	0,00295	-0,066	-3,645	0,000
10	Čista donosnost sredstev	0,227	0,00504	0,059	2,394	0,017
11	Stroški storitev	0,230	0,00243	-0,178	-5,259	0,000
12	Celotni obratni kapital	0,254	0,02486	-0,557	-3,812	0,000
13	Finančni prihodki	0,259	0,00476	0,902	6,390	0,000
14	Finančne in poslovne obveznosti	0,261	0,00145	1,038	8,975	0,000
15	Enostavni denarni tok	0,262	0,00175	0,428	5,871	0,000

	Kazalniki bonitete	r	Δr	β	t	p
16	Prihodki od obresti in drugi prihodki od financiranja	0,264	0,00135	-0,182	-4,729	0,000
17	Kratkoročne poslovne terjatve	0,265	0,00125	4,461	4,639	0,000
18	Nabavna vrednost prodanega blaga in materiala ter stroški porabljenega materiala	0,267	0,00200	-1,581	-3,934	0,000
19	Poslovni odhodki	0,269	0,00159	1,049	2,407	0,016
20	Drugi stroški dela	0,271	0,00282	-0,869	-8,736	0,000
21	Stroški dela	0,275	0,00324	0,780	7,580	0,000
22	Poslovne terjatve	0,277	0,00218	-4,475	-4,633	0,000
23	Delež finančnih naložb v sredstvih	0,279	0,00219	-0,043	-3,052	0,002
24	Zaloge	0,281	0,00146	-1,003	-6,999	0,000
25	Finančni odhodki	0,281	0,00085	0,414	3,735	0,000
26	Enostavni denarni tok 2	0,283	0,00124	-0,504	-4,548	0,000
27	Sprememba v obratnih sredstvih	0,285	0,00239	-0,138	-4,426	0,000
28	Poslovni izid iz poslovanja (EBIT)	0,288	0,00276	0,423	4,470	0,000
29	Poslovni izid iz poslovanja	0,289	0,00134	-0,269	-2,740	0,006

Rahlo slabše korelacije smo pridobili z manjšim številom izbranih neodvisnih spremenljivk pri GRNN in linearni NN, kar sledi v nadaljnjem opisu. Pri ocenjevanju z GRNN že z 18 neodvisnimi spremenljivkami pridobimo zelo visok Pearsonov koeficient korelacije ($r = 0,447$; srednja povezanost). Te neodvisne spremenljivke si sledijo po naslednjem vrstnem redu od najbolj do najmanj pomembne: delež obratnih sredstev v sredstvih, povprečno število zaposlenih na podlagi delovnih ur v obračunskem obdobju, stroški socialnih zavarovanj, proizvodnost sredstev, delež finančnih naložb v sredstvih, razmerje med kratkoročnimi poslovnimi terjatvami in kratkoročnimi obveznostmi, čista donosnost kapitala, stroški dela, stroški plač, mesečni stroški plač, multiplikator kapitala, finančni vzvod (celotne obveznosti do kapitala), povprečna mesečna plača na zaposlenega, celotna gospodarnost, drugi poslovni odhodki, stroški storitev, obračanje kratkoročnih poslovnih terjatev, kapitalna pokritost stalnih sredstev.

Pri linearni NN je bil Pearsonov koeficient korelacije 0,249 dosežen z naslednjimi neodvisnimi spremenljivkami, ki si sledijo od najbolj do najmanj pomembne: sredstva, obveznosti do virov sredstev, stroški blaga in materiala ter storitev, kosmati donos od poslovanja, poslovni prihodki, poslovni odhodki, stroški dela, izid pred davki in obrestmi ter amortizacijo (EBITDA), poslovni izid iz poslovanja (EBIT), odpisi vrednosti, drugi poslovni odhodki, poslovni izid iz poslovanja, celotni prihodki, celotni odhodki, celotni poslovni izid, poslovni izid iz poslovanja po davkih, stroški plač, mesečni stroški plač, gibljava sredstva, stalna sredstva, celotni obratni kapital, čisti prihodki od prodaje, finančni prihodki, kratkoročne poslovne terjatve, poslovne terjatve, opredmetena osnovna sredstva, čisti kratkoročni obratni kapital, finančni odhodki, finančne in poslovne obveznosti, nabavna vrednost prodanega blaga in materiala ter stroški porabljenega materiala, kratkoročne finančne in poslovne obveznosti, čista dobičkovnost prihodkov iz poslovanja.

Večina izbranih neodvisnih spremenljivk, ki so zgoraj opisane za posamezne načine ocenjevanj, je zajetih v 42 izbranih neodvisnih spremenljivkah pri GRNN, ko je dosegla najvišji Pearsonov koeficient korelacije (izbrane neodvisne spremenljivke so opisane v zaključku). Če primerjamo aktivacije po posameznih neodvisnih spremenljivkah pri različnih tipih nevronske mreže, vidimo, da so te večinoma enake.

7.1.2. Model ocenjevanja zamud s kazalniki bonitete, obliko podjetja in odgovarjajočim letom

Drugi model ocenjevanja zamud je bil nadgrajen prvi model z obliko podjetja in odgovarjajočim letom. Primerjava med tabelo 19 in 22 je zelo zanimiva. Pri vseh ocenjevanjih naraste Pearsonov koeficient korelacije. To razliko doprineseta dve neodvisni spremenljivki, oblika podjetja in odgovarjajoče leto. Pri linearni večkratni regresiji je porast od 0,309 na 0,311, pri linearni NN od 0,322 na 0,330, pri NN z MLP, ki vsebuje eno skrito plast, od 0,205 na 0,215, pri NN z MLP, ki vsebuje dve skriti plasti, od 0,227 na 0,237, pri RBFNN od 0,112 na 0,165, pri GRNN pa od 0,463 na 0,471. Če primerjamo porabljeni čas, pa opazimo, da se le ta močno podaljša pri NN z MLP, ki vsebuje eno skrito plast, iz ene minute na kar 20 minut. Pri RBFNN pa se čas podaljša iz ene minute na dve minuti. Pri vseh ostalih ocenjevanjih ostane porabljen čas enak. Lahko domnevamo, da se čas pri NN z MLP, ki vsebuje eno skrito plast, podaljša zato, ker je neodvisnih spremenljivk že preveč.

V skriti plasti NN z MLP je bilo vključenih 32 nevronov. Pri NN z MLP, ki vsebuje dve skriti plasti, je bilo v obeh plasteh po 32 nevronov. Za treniranje obeh nevronske mreže je bil uporabljen algoritem vzvratnega širjenja napake. Pri RBFNN je v skriti plasti sodelovalo 18 nevronov. Za določanje centrov je bil uporabljen algoritem k-povprečij, za določanje odklona pa metoda k-najbližjih sosedov. V izhodni plasti je bil uporabljen psevdoinverzni algoritem prilagajanja uteži. V prvi skriti plasti GRNN sodeluje 4.482 nevronov, v drugi skriti plasti pa dva nevrone. Tu je uporabljena pri učenju metoda podvzročenja.

Tabela 22: Povzetek statistik modela ocenjevanja zamud med posameznimi tipi nevronske mreže in linearno večkratno regresijo (metoda enter) z vključenimi vsemi neodvisnimi spremenljivkami

	Linearna večkratna regresija	Linearna NN	NN z MLP z eno skrito plastjo	NN z MLP z dvema skritima plastema	RBFNN	GRNN
Povprečje realne zamude	53,450	54,216	55,270	53,235	55,723	58,179
Standardni odklon realne zamude	124,632	122,484	127,440	122,639	130,492	137,199
Povprečna napaka ocenjene zamude (ostanek med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	9,056	-1,194	3,625	-6,782	-3,880	-2,927
Povprečna absolutna napaka ocenjene zamude (razlika med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	118,931	115,657	124,642	119,497	128,835	121,062
Standardni odklon napake za ocenjeno zamudo	96,965	58,668	65,890	55,848	60,851	54,237
Delež napake standardnega odklona	0,996	0,944	0,978	0,974	0,987	0,882
Pearsonov koeficient korelacije - r	0,311	0,330	0,215	0,237	0,165	0,471
Število neodvisnih spremenljivk	85	85	85	85	85	85
Število podatkov	8.963	8.963	8.963	8.963	8.963	8.963
Porabljen čas	1 min	1 min	20 min	20 min	2 min	4 ure

Če primerjamo korelacije med tabelo 20 in 23, kjer je v obeh modelih potekalo izbiranje spremenljivk, opazimo, da korelacije ne porastejo z dodatnim številom spremenljivk. Verjetno zato, ker je število neodvisnih spremenljivk že preveliko za optimalno ocenjevanje z nevronske mreže in je algoritem minimiziranja napake manj učinkovit. Morda bi bil Pearsonov koeficient korelacije višji, če bi izvedli veliko večje število ocenjevanj. Pri linearni večkratni regresiji (metoda stepwise) se je korelacija znižala iz 0,289 na 0,274. Podobno se je zgodilo pri NN z MLP, ki vsebuje eno skrito plast, iz 0,040 je korelacija padla na 0,030 in pri GRNN, kjer se je korelacija zmanjšala iz 0,463 na 0,445. Pearsonov koeficient korelacije se je zvišal pri linearni NN iz 0,339 na 0,343 in pri RBFNN iz 0,157 na 0,167. NN z MLP, ki vsebuje dve skriti plasti, pa ni izdelala mreže in je prišlo do napake.

Tabela 23: Povzetek statistik modela ocenjevanja zamud med posameznimi tipi nevronske mreže in linearno večkratno regresijo (metoda stepwise) z izbiranjem pomembnih neodvisnih spremenljivk

	Linearna večkratna regresija	Linearna NN	NN z MLP z eno skrito plastjo	NN z MLP z dvema skritima plastema	RBFNN	GRNN
Povprečje realne zamude	53,450	50,215	52,170	ne izdelala mreže, pride do napake	56,302	53,064
Standardni odklon realne zamude	124,632	113,223	120,794		124,790	129,500
Povprečna napaka ocenjene zamude (ostanek med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	5,668	1,705	0,534		-2,262	2,485
Povprečna absolutna napaka ocenjene zamude (razlika med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	120,027	106,441	120,760		123,060	117,509
Standardni odklon napake za ocenjeno zamudo	34,297	53,262	60,053		62,226	51,262
Delež napake standardnega odklona	0,999	0,940	1,000		0,986	0,907
Pearsonov koeficient korelacije - r	0,274	0,343	0,030		0,167	0,445
Število izbranih neodvisnih spremenljivk	24	75	1		13	55
Število neodvisnih spremenljivk	85	85	85	85	85	85
Število podatkov	8.963	8.963	8.963	8.963	8.963	8.963
Porabljen čas	1 min	2 min	4 ure		2 min	4 ure

Tudi tu je pri NN z MLP, ki vsebuje eno skrito plast, udeleženi v skriti plasti 32 nevronov in za treniranje uporabljen algoritem vzvratnega širjenja napake. Izbrana neodvisna spremenljivka so dobroimetja pri bankah, čeki in gotovina. RBFNN je izbrala 13 neodvisnih spremenljivk, ki si sledijo po naslednjem vrstnem redu: leto, oblika podjetja, Basic earning power ratio, povprečna mesečna plača na zaposlenega, dnevi vezave zalog 2, celotni poslovni izid, kapitalska pokritost stalnih sredstev, multiplikator kapitala, pospešeni koeficient

likvidnosti, dobroimetja pri bankah, čeki in gotovina, stroški blaga, materiala in storitev, celotni odhodki, kratkoročni koeficient likvidnosti. V njeni skriti plasti je bilo udeleženi 18 nevronov in tako kot vedno je bil za določanje centrov uporabljen algoritem k-povprečij, za določanje odklona pa metoda k-najbližjih sosedov. V izhodni plasti je bil uporabljen psevdo-inverzni algoritem prilagajanja uteži. V prvi skriti plasti GRNN je sodelovalo 4.482 nevronov, v drugi skriti plasti pa dva nevrona. Tu je bila uporabljena metoda podvzorčenja. Prvih 10 izbranih neodvisnih spremenljivk je naslednjih: oblika podjetja, leto, stroški plač, mesečni stroški plač, stroški socialnih zavarovanj, zaloge, drugi stroški dela, stroški dela, povprečno število zaposlenih na podlagi delovnih ur v obračunskem obdobju, poslovne terjatve. Tudi tu se je izkazalo najboljšo ocenjevanje z GRNN, zato ker je vzorec regresijske narave.

Tabela 24: Statistično pomembni kazalniki bonitete podjetij pri ocenjevanju zamud z linearno večkratno regresijo (metoda stepwise)

	Kazalniki bonitete	r	Δr	β	t	p
1	Dodana vrednost na zaposlenega	0,130	0,13046	-0,051	-3,414	0,001
2	Obračanje kratkoročnih poslovnih terjatev	0,167	0,03695	-0,080	-5,339	0,000
3	Čista donosnost kapitala	0,192	0,02431	-0,094	-8,909	0,000
4	Kapitalska pokritost stalnih sredstev	0,205	0,01322	-0,059	-4,697	0,000
5	Kratkoročni koeficient likvidnosti	0,210	0,00540	-0,032	-2,675	0,007
6	Basic earning power ratio	0,214	0,00348	-0,116	-4,941	0,000
7	Razmerje med kratkoročnimi poslovnimi terjatvami in kratkoročnimi obveznostmi	0,216	0,00233	0,081	5,824	0,000
8	Delež obratnih sredstev v sredstvih	0,219	0,00301	0,070	3,972	0,000
9	Proizvodnost sredstev	0,222	0,00295	-0,067	-3,719	0,000
10	Čista donosnost sredstev	0,227	0,00504	0,081	3,719	0,001
11	Stroški storitev	0,230	0,00243	-0,054	-3,001	0,003
12	Kratkoročne finančne in poslovne obveznosti	0,237	0,00698	0,424	5,848	0,000
13	Celotni obratni kapital	0,254	0,01789	-0,724	-6,655	0,000
14	Finančni prihodki	0,259	0,00476	0,505	6,341	0,000
15	Oblika podjetja	0,261	0,00153	-0,050	-3,197	0,001
16	Prihodki od obresti in drugi prihodki od financiranja	0,263	0,00177	-0,257	-6,345	0,000
17	Enostavni denarni tok	0,266	0,00369	0,207	5,822	0,000
18	Čisti prihodki od prodaje	0,267	0,00107	-3,369	-3,552	0,000
19	Kratkoročne poslovne terjatve	0,269	0,00146	0,420	3,924	0,000
20	Poslovni odhodki	0,270	0,00141	2,805	3,105	0,002
21	Povprečna mesečna plača na zaposlenega	0,271	0,00102	-0,030	-2,247	0,025
22	Dobroimetja pri bankah, čeki in gotovina	0,272	0,00097	0,039	2,958	0,003
23	Drugi poslovni odhodki	0,273	0,00089	-0,071	-2,272	0,023
24	Delež finančnih naložb v sredstvih	0,274	0,00086	-0,029	-2,129	0,033

S pomočjo linearne večkratne regresije z metodo stepwise smo dobili pomembne kazalnike bonitete podjetij za napoved zamud v tem modelu. Zanimivo je, da si kazalniki po pomembnosti sledijo do stroškov storitev enako kot pri modelu ocenjevanja zamud samo s kazalniki bonitete podjetij. Domnevamo, da je oblika podjetja, ki se je izkazala tudi za značilno neodvisno spremenljivko, nadomestila nekatere kazalnike bonitete podjetja, ki v tem primeru niso več značilni.

7.2. Faktorji bonitete

Kazalnikov bonitete je zelo veliko, zato smo iskali možnost skrčitve. Najidealnejše se nam je zdelo, da s pomočjo faktorjske analize poiščemo latentne spremenljivke – faktorje bonitete, ki še vedno nosijo s seboj vso sporočilnost kazalnikov. Cilj faktorjske analize je, da se veliko število medsebojno povezanih spremenljivk – kazalnikov bonitete kondenzira (združi) in redči v manjše število medsebojno relativno neodvisnih latentnih spremenljivk, ki lahko pojasnijo medsebojno relacijo (zvezo) analiziranega skupka manifestnih (jasnih, vidnih, izraženih) spremenljivk (Engler, 2006). Latentne dimenzije imajo večjo pomembnost kot manifestne spremenljivke. Ta pomembnost se še poveča, če latentne dimenzije niso med seboj povezane oziroma so relativno neodvisne druga od druge pri raziskovanju. Z naslednjo enačbo ponazorimo faktorjski model:

$$x_i = a_{i1}F_1 + a_{i2}F_2 + \dots + a_{ik}F_k + E_i, \quad (58)$$

kjer je x_i i -ta spremenljivka, a_{ij} j -ta faktorska utež (factor loading) za to spremenljivko, F_j j -ti skupni faktor in E_i specifični faktorji za to spremenljivko.

Faktorska utež pokaže, kako močan vpliv ima skupen faktor na posamezno spremenljivko (Engler, 2006). Če res obstajajo skupni faktorji, bi morale biti faktorske uteži velike, specifični faktorji (E_i) pa majhni. Uteži so korelacije med spremenljivkami in faktorji (Kline, 1994). Specifične faktorje ne moremo pojasniti z vključenimi spremenljivkami. V faktorskem modelu je večina modela neznana. Znanе so le vrednosti spremenljivk. Zato potrebujemo dodatne predpostavke:

- Specifični faktorji so med seboj pravokotni (neodvisni, nepovezani), torej je korelacija (kovarianca) med njimi enaka 0.
- Noben izmed specifičnih faktorjev ne sme biti korelacijsko povezan s skupnim faktorjem.
- Skupni faktorji naj bodo med seboj neodvisni (pravokotni); vendar ni nujno.
- Vse spremenljivke morajo biti centrirane, najbolje je, če so standardizirane.

Komunaliteta h_i^2 je delež variance spremenljivke x_i , ki jo pojasnimo z vsemi predpostavljenimi skupnimi faktorji. Skupna varianca posamezne spremenljivke je torej sestavljena iz komunalitete in iz »specifične variance«, ki je ne moremo pojasniti s skupnimi faktorji.

V literaturi nismo zasledili, da bi do sedaj bila uporabljena takšna možnost za ocenitev kreditnega tveganja, postavitve bonitetnega modela, ocenitev plačilne discipline ali ocenitev zamud. Uporabo faktorskega modela smo zasledili za analitično prilagoditev kreditnih izgub velikih korporacijskih združenj ob neizpolnitvi obveznosti in ocen premikov spreminjanja kvalitete kredita v raziskavi Lucas, Klaassen, Spreij in Straetmants (2001). V tej raziskavi so raziskovali porazdelitev kreditne izgube portfeljev, ki vsebujejo veliko število korporacijskih povezav. Ugotovili so, da je vedenje v repu porazdelitve kreditnih izgub močno pod vplivom prilagoditve faktorske regresije. Pri tem so uporabili normalno in Studentovo porazdelitev za sistematičen faktor tveganja. Ebnöther in Vanini (2007) sta združila boniteto in verjetnost premika ocene dolžnikov v en ekonomski faktor, s katerim sta definirala meritev časovne odvisnosti pričakovanega pomanjkanja za računanje ustrezne meritve tveganja v sistemu večih period. Z njo banka lahko doseže zadostno kapitalsko omilitev za pokritje izgub v portfeljih kreditnih tveganj v kasnejših letih zaradi avtoregresivnega vedenja poslovnih ciklov. Bertocchi, Giacometti in Zenios (2005) so ocenjevali korelacije korporacijskih povezav z različnimi ocenami v različnih industrijskih panogah. Zasledovali so tedenske spremembe v dobičkih glede na kreditno oceno, in zapadlost računov. Na podlagi sprememb v kreditnih ocenah so dobili tri različne faktorje, s katerimi so razložili dobiček korporacijskih povezav. Pinches, Mingo in Caruthers (1973) ter Libby (1975) so preiskovali povezanost med finančnimi kazalniki in njihovo stabilnost v času. Gombola in Ketz (1983) pa sta opisovala povezanost kazalnikov denarnega toka s pomočjo finančnih kazalnikov in njihovo stabilnost v času.

7.2.1. Faktorska analiza kazalnikov bonitete

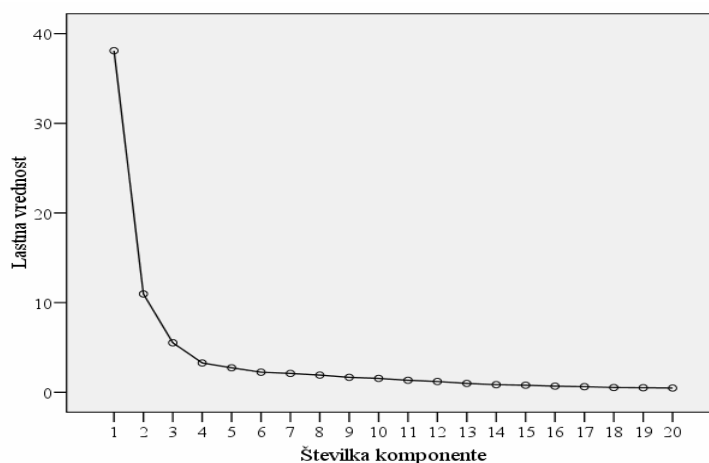
S korelacijsko analizo smo najprej preverili povezanost 81 kazalnikov bonitete z zamudami. Skoraj polovica kazalnikov je v korelaciji z zamudami na nivoju 0,01, čeprav so korelacije zelo nizke ($|0,027 - 0,130|$), trije kazalniki (čisti poslovni izid obračunskega obdobja, dolgoročna pokritost dolgoročnih sredstev in zalog, čisti kratkoročni obratni kapital) so bili v korelaciji z zamudami na nivoju 0,05 ($|0,022 - 0,027|$), naslednji kazalniki pa so bili v neznačilni korelaciji ($|0,000 - 0,021|$) z zamudami: skoraj vsi kazalniki, ki sestavljajo faktor bonitete 1 (razen kratkoročnih finančnih in poslovnih obveznosti, mesečni stroški plač, čisti kratkoročni obratni kapital, prihodki od obresti in drugi prihodki od financiranja, odpisi vrednosti), faktor 8 in faktor 9 iz prve faktorske analize. Ugotovimo lahko, da so vsi kazalniki, ki se nanašajo na poslovni izid, donosnost, dobičkovnost in gospodarnost, v statistično pomembni korelaciji z zamudami.

Zaradi velikega števila pomembnih korelacij med spremenljivkami, katerih odnose raziskujemo, se logično vprašamo, katere so skupne dimenzije vseh kazalnikov bonitete, vključenih v raziskavo. Smiselna se zdi domneva, da bomo lahko z manjšim številom latentnih dimenzij tega skupnega prostora pojasnili zelo velik delež njegove variance. Na ta način se izognemo multikolinearnosti med spremenljivkami. S pomočjo več faktorskih analiz po metodi glavnih komponent smo iz 8.963 različnih zamud, ki so bile povezane z 81 kazalniki bonitete, ekstrahirali 11 faktorjev bonitete. V teh 11 faktorjih je vsebovanih 66 kazalnikov bonitete.

S prvo faktorjsko analizo, v katero je bilo vključenih 81 kazalnikov bonitete, smo ekstrahirali 9 faktorjev (tabela 25). Tudi iz diagrama lastnih vrednosti izločenih komponent (slika 14) je razvidno, da je pomembnih 9 faktorjev, ki pojasnijo 84,584 odstotka variance. Po devetem ekstrahiranem faktorju vsak nadaljnji pojasni manj kot 2 odstotka skupne variance začetnih lastnih vrednosti. Zato smo se odločili, da v nadaljnjo analizo bonitete podjetij vključimo devet faktorjev. Tabela 26 kaže, da devet faktorjev, ekstrahiranih iz kazalnikov bonitete, med seboj nizko korelirajo in zato pojasnjujejo različne skupine ali sklope bonitete podjetij.

Tabela 25: Lastne vrednosti izločenih faktorjev v prvi faktorjski analizi in z njimi pojasnjena varianca

Komponenta – faktor	Začetne lastne vrednosti			Rotirane vsote kvadriranih uteži		
	Skupna	% variance	Kumulativni %	Skupna	% variance	Kumulativni %
1	38,104	47,042	47,042	37,107	45,811	45,811
2	10,970	13,543	60,585	10,101	12,471	58,282
3	5,522	6,818	67,403	4,692	5,793	64,074
4	3,270	4,037	71,440	3,534	4,362	68,436
5	2,732	3,373	74,813	2,777	3,428	71,865
6	2,235	2,760	77,573	2,748	3,392	75,257
7	2,098	2,590	80,162	2,566	3,168	78,425
8	1,912	2,360	82,523	2,546	3,143	81,569
9	1,669	2,061	84,584	2,442	3,015	84,584
10	1,547	1,910	86,494			
...			



Slika 14: Lastne vrednosti izločenih komponent pri prvi faktorjski analizi vseh 81 kazalnikov bonitete

Tabela 26: Matrika komponent, dobljena po Varimax rotaciji s Kaizerjevo normalizacijo (ekstrahirana z metodo glavnih komponent) – prva faktorjska analiza

Komponenta	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	0,986	0,036	0,066	0,142	0,007	0,041	0,029	-0,015	0,001
2	-0,054	0,944	0,131	0,070	0,270	0,038	-0,079	0,013	-0,048
3	0,027	0,113	-0,794	0,114	-0,168	0,372	-0,101	0,361	-0,188
4	-0,089	0,054	-0,185	0,732	-0,109	-0,319	0,206	-0,048	0,510
5	-0,031	0,135	0,316	-0,091	-0,463	0,227	0,640	0,441	0,052
6	-0,052	-0,101	0,412	0,281	-0,146	0,309	-0,649	0,396	0,209
7	0,114	0,133	-0,163	-0,481	-0,177	-0,589	-0,228	0,390	0,359
8	0,022	-0,060	-0,115	-0,275	0,442	0,464	0,145	-0,021	0,688
9	-0,013	-0,203	0,060	0,176	0,651	-0,219	0,190	0,603	-0,229

V tabeli 27 smo predstavili nasičenosti kazalnikov bonitete po posameznih faktorjih, pridobljenimi v prvi faktorjski analizi. Nekateri kazalniki bonitete so nasičeni na več faktorjih, zato smo izvedli nadaljnje faktorjske analize po posameznih faktorjih.

Tabela 27: Nasičenja posameznih kazalnikov bonitete z devetimi faktorji po Varimax rotaciji (prva faktorska analiza)

Kazalniki	Komponente – faktorji								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Sredstva	0,992								
Obveznosti do virov sredstev	0,992								
Poslovni odhodki	0,985								
Celotni prihodki	0,985								
Kosmati donos od poslovanja	0,985								
Poslovni prihodki	0,985								
Celotni odhodki	0,985								
Čisti prihodki od prodaje	0,984								
Stalna sredstva	0,984								
Celotni obratni kapital	0,982								
Opremetena osnovna sredstva	0,980								
Stroški blaga, materiala in storitev	0,979								
Kapital	0,978								
Gibljiva sredstva	0,978								
Finančne in poslovne obveznosti	0,977								
Nabavna vrednost prodanega blaga in materiala ter stroški porabljenega materiala	0,976								
Kratkoročne poslovne terjatve	0,973								
Poslovne terjatve	0,973								
Kratkoročne finančne in poslovne obveznosti	0,972								
Finančni prihodki	0,968								
Zaloge	0,966								
Drugi stroški dela	0,965								
Stroški dela	0,960								
Mesečni stroški plač	0,956								
Stroški plač	0,956								
Finančni odhodki	0,941								
Stroški socialnih zavarovanj	0,936								
Povprečno število zaposlenih na podlagi delovnih ur v obračunskem obdobju	0,916								
Čisti kratkoročni obratni kapital	0,915								
Enostavni denarni tok	0,908								
Prihodki od obresti in drugi prihodki od financiranja	0,858								
Odpisi vrednosti	0,853								
Čisti poslovni izid obračunskega obdobja	0,851								
Celotni poslovni izid	0,848								
Stroški storitev	0,838								
Enostavni denarni tok 2	0,827			0,464					
Izid pred davki, obrestmi in amortizacijo (EBITDA)	0,826			0,484					
Prosti denarni tok	-0,762								
Naložbe v opretna osnovna sredstva	-0,742								0,529
Poslovni izid iz poslovanja po davkih	0,720			0,628					
Poslovni izid iz poslovanja	0,720			0,628					
Poslovni izid iz poslovanja (EBIT)	0,715			0,639					
Čisti poslovni izid iz rednega delovanja	0,655			0,557					
Čista dobičkovnost skupnih prihodkov		0,954							
Čista dobičkovnost prihodkov iz poslovanja		0,950							
Celotna dobičkovnost prihodkov iz poslovanja		0,945							
Neto prodajna marža		0,931							
Celotna gospodarnost		0,931							

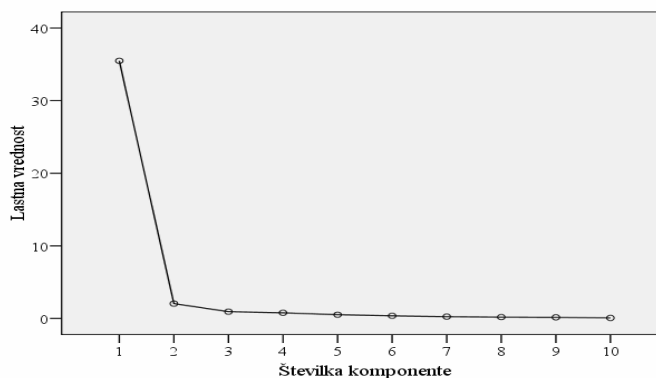
Kazalniki	Komponente – faktorji								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Čista donosnost sredstev		0,919							
Gospodarnost poslovanja		0,868							
Basic earning power ratio		0,854							
Čisti dobiček (izguba) na zaposlenega		0,749							
Dobičkovnost prihodkov iz poslovanja		0,740							
Dodana vrednost na zaposlenega		0,611				0,608			
Dolgoročna pokritost dolgoročnih sredstev in zalog		0,607			0,499				
Delež dolgov v financiranju		-0,578	-0,343		-0,480				
Delež kapitala v financiranju		0,570	0,359		0,453				
Delež finančnih naložb v sredstvih	0,304	0,446			0,412				
Obračanje obratnih sredstev			-0,807						
Proizvodnost sredstev			-0,775					0,333	
Koeficient obračanja sredstev			-0,757					0,340	
Dnevi vezave zalog 1			0,727						
Obračanje kratkoročnih poslovnih terjatev			-0,693			-0,312			
Obrat denarja			0,691				-0,456		
Dnevi vezave kratkoročnih poslovnih terjatev			0,623						
Popravljeni denarni tok	-0,314			-0,650					-0,346
Sprememba v obratnih sredstvih	-0,537			-0,637					
Kratkoročni koeficient likvidnosti					0,775				
Pospešeni koeficient likvidnosti					0,756				
Povprečna mesečna plača na zaposlenega						0,606			
Skupni prihodki na zaposlenega						0,593			
Delež obratnih sredstev v sredstvih						0,587		0,393	
Razmerje med kratkoročnimi poslovnimi terjatvami in kratkoročnimi obveznostmi			0,377		-0,310	-0,399			
Dnevi vezave kratkoročnih poslovnih obveznosti							0,855		
Dnevi odloženega plačila							0,825		
Čista donosnost kapitala							-0,339		
Multiplikator kapitala								0,905	
Finančni vzvod (celotne obveznosti do kapitala)								0,898	
Obračanje zalog 1								0,368	
Drugi poslovni odhodki									0,908
Drugi poslovni prihodki									0,784

Opomba: prikazana so samo nasičenja večja od |0,300|.

Prvi ekstrahirani faktor iz prve faktorske analize smo z nadaljnjo faktorsko analizo vsebinsko razdelili na dva faktorja. V drugi faktor sta se poleg drugih kazalnikov uvrstila še enostavni tok in enostavni tok 2. Ta dva kazalnika nista bila v vsebinskem skladu z ostalimi sedmimi različnimi poslovnimi izidi, zato smo ju odstranili. Ponovili smo faktorsko analizo v celoti (druga faktorska analiza). Na podlagi testa drobirja – lastnih vrednosti (tabela 28 in slika 15) smo izločili dva faktorja, ki pojasnjujeta 91,532 odstotka celokupne variance. Na podlagi tega testa je sicer bolj smiseln en faktor, ker izločena faktorja med seboj korelirata. Obdržali smo oba faktorja, ker sta pomembna in prikazujeta poslovno poročilo podjetja. Prvi zajema večji del bilance stanja podjetja (večina

Tabela 28: Lastne vrednosti izločenih faktorjev pri drugi faktorski analizi in z njimi pojasnjena varianca

Komponenta – faktor	Začetne lastne vrednosti			Rotirane vsote kvadriranih uteži		
	Skupna	% variance	Kumulativni %	Skupna	% variance	Kumulativni %
1	35,483	86,545	86,545	26,322	64,200	64,200
2	2,045	4,987	91,532	11,206	27,333	91,532
3	0,938	2,287	93,819			
...			



Slika 15: Lastne vrednosti izločenih komponent pri drugi faktorski analizi prvega faktorja iz prve faktorske analize, ki vsebuje 41 kazalnikov bonitete podjetij

Tabela 29: Matrika komponent, dobljena po Varimax rotaciji s Kaiserjevo normalizacijo (ekstrahirana z metodo glavnih komponent) – druga faktorska analiza

Komponenta	1	2
1	0,852	0,523
2	-0,523	0,852

vsebujočih kazalnikov neznačilno korelira z zamudo), drugi pa poslovne izide podjetja (vsi kazalniki pomembno korelirajo z zamudo). V tabeli 30 so predstavljena nasičenja 41 kazalnikov po faktorjih bonitete 1 in 2 iz druge faktorske analize po Varimax rotaciji.

Tabela 30: Sestava faktorja bonitete 1 – bilanca in faktorja bonitete 2 – poslovni izid

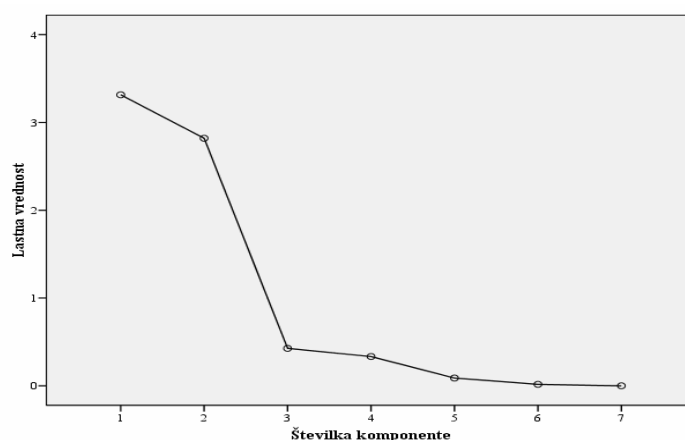
Faktor bonitete 1 – bilanca	1	
Kratkoročne finančne in poslovne obveznosti	0,905	
Stalna sredstva	0,899	
Finančne in poslovne obveznosti	0,898	
Opredmetena osnovna sredstva	0,897	
Sredstva	0,897	
Obveznosti do virov sredstev	0,897	
Kratkoročne poslovne terjatve	0,890	
Poslovne terjatve	0,890	
Poslovni odhodki	0,889	
Celotni odhodki	0,882	
Čisti prihodki od prodaje	0,881	
Stroški blaga, materiala in storitev	0,881	
Kosmati donos od poslovanja	0,880	
Poslovni prihodki	0,879	
Celotni prihodki	0,878	
Stroški dela	0,877	
Mesečni stroški plač	0,877	
Stroški plač	0,877	
Nabavna vrednost prodanega blaga in materiala ter stroški porabljenega materiala	0,876	
Gibljiva sredstva	0,875	
Celotni obratni kapital	0,873	
Drugi stroški dela	0,865	
Stroški socialnih zavarovanj	0,862	
Kapital	0,857	
Povprečno število zaposlenih na podlagi delovnih ur v obračunskem obdobju	0,853	
Zaloge	0,852	
Finančni prihodki	0,835	

Faktor bonitete 1 – bilanca	1	
Finančni odhodki	0,819	
Čisti kratkoročni obratni kapital	0,786	
Prihodki od obresti in drugi prihodki od financiranja	0,777	
Stroški storitev	0,748	
Odpisi vrednosti	0,743	
Prosti denarni tok	-0,695	
Naložbe v opredmetena osnovna sredstva	-0,669	
Faktor bonitete 2 – poslovni izid		2
Čisti poslovni izid iz rednega delovanja		0,918
Poslovni izid iz poslovanja (EBIT)		0,909
Poslovni izid iz poslovanja		0,908
Poslovni izid iz poslovanja po davkih		0,908
Izid pred davki, obrestmi in amortizacijo (EBITDA)		0,788
Celotni poslovni izid		0,735
Čisti poslovni izid obračunskega obdobja		0,731

Pri drugem faktorju iz prve faktorjske analize smo izločili basic earning power ratio, čisto dobičkovnost prihodkov iz poslovanja, čisti dobiček (izgubo) na zaposlenega, dodano vrednost na zaposlenega in delež finančnih naložb v sredstvih, ker so bili pri nadaljnji faktorjski analizi nizko nasičeni na obeh faktorjih. V tretji faktorjski analizi niso bili vključeni še naslednji trije kazalniki: delež dolgov v financiranju, delež kapitala v financiranju, dolgoročna pokritost dolgoročnih sredstev in zalog. Te tri kazalnike smo zaradi vsebine obravnavali kot samostojen faktor in ga poimenovali financiranje (faktor bonitete 5). Torej smo s tretjo faktorjsko analizo dobili dva faktorja bonitete. Iz tabele in diagrama lastnih vrednosti – testa drobirja razberemo, da nam ta dva faktorja pojasnita 87,644 odstotkov celokupne variance. Faktorja med seboj dokaj nizko korelirata (tabela 32). Poimenovali smo ju gospodarnost (faktor bonitete 3) in dobičkovnost (faktor bonitete 4). Nasičenja kazalnikov bonitete tretje faktorjske analize, ki je pridobljena po Varimax rotaciji s Kaiserjevo normalizacijo (ekstrahirana z metodo glavnih komponent), si lahko ogledamo v tabeli 33.

Tabela 31: Lastne vrednosti izločenih faktorjev pri tretji faktorjski analizi in z njimi pojasnjena varianca

Komponenta – faktor	Začetne lastne vrednosti			Rotirane vsote kvadriranih uteži		
	Skupna	% variance	Kumulativni %	Skupna	% variance	Kumulativni %
1	3,315	47,357	47,357	3,254	46,491	46,491
2	2,820	40,287	87,644	2,881	41,153	87,644
3	0,426	6,092	93,736			
...			



Slika 16: Lastne vrednosti izločenih komponent pri tretji faktorjski analizi drugega ekstrahiranega faktorja iz prve faktorjske analize, ki vsebuje 7 kazalnikov bonitete podjetij

Tabela 32: Matrika komponent, dobljena po Varimax rotaciji s Kaiserjevo normalizacijo (ekstrahirana z metodo glavnih komponent) – tretja faktorska analiza

Komponenta	1	2
1	0,937	0,350
2	0,350	-0,937

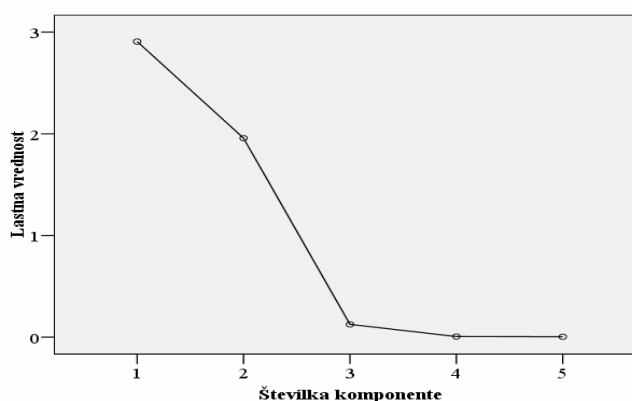
Tabela 33: Sestava faktorja bonitete 3 – gospodarnost in faktorja bonitete 4 – dobičkovnost

Faktor bonitete 3 – gospodarnost	3	
Celotna gospodarnost	0,952	
Gospodarnost poslovanja	0,915	
Čista dobičkovnost skupnih prihodkov	0,865	
Čista donosnost sredstev	0,862	
Faktor bonitete 4 – dobičkovnost		4
Celotna dobičkovnost prihodkov iz poslovanja		0,998
Neto prodajna marža		0,963
Dobičkovnost prihodkov iz poslovanja		-0,961

Peti faktor iz prve faktorske analize je ostal samostojen. Imenovali smo ga likvidnost (faktor bonitete 6). S petim faktorjem iz prve faktorske analize in s tremi kazalniki bonitete podjetij iz drugega faktorja prve faktorske analize smo izpeljali četrto faktorsko analizo in dobili lastne vrednosti, ki so predstavljene v tabeli 34 in na sliki 17. Oba faktorja bonitete sta v dokaj nizki medsebojni korelaciji, kar lahko razberemo iz matrike komponent po Varimax rotaciji s Kaiserjevo normalizacijo (ekstrahirano z metodo glavnih komponent) v tabeli 35. Nasičenja in sestavo faktorjev bonitete financiranje in likvidnost, ki je prav tako pridobljena po Varimax rotaciji s Kaiserjevo normalizacijo (ekstrahirano z metodo glavnih komponent), si lahko ogledamo v tabeli 36.

Tabela 34: Lastne vrednosti izločenih faktorjev pri četrty faktorski analizi in z njimi pojasnjena varianca

Komponenta – faktor	Začetne lastne vrednosti			Rotirane vsote kvadriranih uteži		
	Skupna	% variance	Kumulativni %	Skupna	% variance	Kumulativni %
1	2,907	58,137	58,137	2,867	57,342	57,342
2	1,957	39,136	97,274	1,997	39,931	97,274
3	0,126	2,517	99,791			
...			



Slika 17: Lastne vrednosti izločenih komponent pri četrty faktorski analizi (dela) drugega in petega ekstrahiranega faktorja iz prve faktorske analize, ki vsebuje 5 kazalnikov bonitete podjetij

Tabela 35: Matrika komponent, dobljena po Varimax rotaciji s Kaiserjevo normalizacijo (ekstrahirana z metodo glavnih komponent) – četrta faktorska analiza

Komponenta	1	2
1	0,979	0,205
2	-0,205	0,979

Tabela 36: Sestava faktorja bonitete 5 – financiranje in faktorja bonitete 6 – likvidnost

Faktor bonitete 5 – financiranje	5	
Delež dolgov v financiranju	-0,988	
Delež kapitala v financiranju	0,986	
Dolgoročna pokritost dolgoročnih sredstev in zalog	0,957	
Faktor bonitete 6 – likvidnost		6
Pospešeni koeficient likvidnosti		0,998
Kratkoročni koeficient likvidnosti		0,997

Tretji faktor iz prve faktorjske analize je ostal samostojen. Z nadaljnjo faktorjsko analizo smo ugotovili, da sta kazalnika dnevi vezave kratkoročnih poslovnih terjatev in obrat denarja nizko nasičena. Zato smo ju odstranili. Preostalih pet kazalnikov smo poimenovali obrat (faktor bonitete 7; tabela 37).

Tabela 37: Sestava in nasičenja kazalnikov v faktorju bonitete 7, pridobljenega z Varimax rotacijo s Kaiserjevo normalizacijo (ekstrahirano z metodo glavnih komponent) v prvi faktorjski analizi

Faktor bonitete 7 – obrat	7
Obračanje obratnih sredstev	-0,807
Proizvodnost sredstev	-0,775
Koeficient obračanja sredstev	-0,757
Dnevi vezave zalog 1	0,727
Obračanje kratkoročnih poslovnih terjatev	0,623

Četrty faktor iz prve faktorjske analize vsebinsko ni bil smiseln, zato smo ga v celoti odstranili. Sestavljala sta ga popravljen denarni tok in sprememba v obratnih sredstvih (oba nepomembno korelirata z zamudo).

Šesti faktor iz prve faktorjske analize je vseboval povprečno mesečno plačo na zaposlenega, skupne prihodke na zaposlenega, delež obratnih sredstev v sredstvih, razmerje med kratkoročnimi poslovnimi terjatvami in kratkoročnimi obveznostmi. Zaradi vsebine smo zadržali samo skupne prihodke na zaposlenega. Temu kazalniku smo dodali dodano vrednost na zaposlenega. Ta dva kazalnika pojasnita 65,794 odstotkov celokupne variance. Faktor bonitete 8 smo poimenovali produktivnot zaposlenega (glej tabelo 27).

Sedmi faktor iz prve faktorjske analize je kar faktor bonitete 9, le da smo odstranili vsebinsko neskladen kazalnik čisto donosnost kapitala. Preostala kazalnika bonitete dnevi vezave kratkoročnih poslovnih obveznosti in dnevi odloženega plačila pojasnita 97,051 odstotkov celokupne variance tega faktorja. Faktor bonitete 9 smo poimenovali plačilni pogoji (glej tabelo 27).

Osmi faktor iz prve faktorjske analize je postal faktor bonitete 10 s tem, da smo odstranili vsebinsko neskladen kazalnik obračanje zalog 1. Poimenovali smo ga učinkovitost kapitala in pojasni 99,929 odstotkov celokupne variance faktorja bonitete 10. To pomeni, da je med kazalnikoma multiplikator kapitala in finančnim vzvodom zelo močna korelacija in za faktor 10 zadostuje samo en kazalnik. Mi smo obdržali oba (glej tabelo 27).

Devety faktor iz prve faktorjske analize je postal faktor 11, ki pojasni 91,781 odstotkov variance tega faktorja. Ker sta vključena dva kazalnika, in sicer drugi poslovni prihodki ter drugi poslovni odhodki, se le ta imenuje drugi poslovni prihodki in odhodki (glej tabelo 27).

7.2.2. Povezanost zamud s faktorji bonitete

Pri pregledu korelacijske matrike ugotovimo (glej tabelo 38), da so skoraj vsi faktorji v značilni korelaciji, čeprav je ta majhna. Nizke korelacije potrjujejo pravilen izbor faktorjev. Največja korelacija je med faktorjema bilanca in poslovni izid ($r = 0,814$; $p < 0,01$). Ta dva faktorja pojasnita največji delež variance. Pridobljena sta iz prvega faktorja, ki pojasni 47,042 odstotka celokupne variance. Naknadno smo razdelili ta faktor na dva dela zaradi vsebine. Tudi faktorja gospodarnost in dobičkovnost sta bila pridobljena iz enega predhodnega faktorja, ki je pojasnil 13,543 odstotka celokupne variance. Gospodarnost je dokaj močno pozitivno povezana s financiranjem ($r = 0,358$; $p < 0,01$) in likvidnostjo ($r = 0,345$; $p < 0,01$). Produktivnost zaposlenega je dokaj visoko pozitivno povezana z dobičkovnostjo ($r = 0,537$; $p < 0,01$) in gospodarnostjo ($r = 0,408$; $p < 0,01$). To je zato ker so v faktorjih vsebovani prihodki iz poslovanja, dobiček (izguba) in neto prodajna marža. Ti kazalniki pa so med seboj močno pozitivno povezani. To pomeni: če bo neto prodajna marža višja, bo višji dobiček in višji

prihodki, vendar moramo biti pozorni na stroške. Stroški morajo biti v vsakem podjetju pod poostreno kontrolo na vseh ravneh. Na ta način se lahko poveča dodana vrednost na zaposlenega, lahko se izboljša financiranje in likvidnost. V faktorju likvidnost so zajete terjatve iz poslovanja in obveznosti. Tudi terjatve in obveznosti morajo biti pod poostreno kontrolo, ker se le na ta način lahko predvidijo potrebna denarna sredstva ali pa naložbe v primeru presežka denarnih sredstev.

Tabela 38: Korelacije med zamudami in posameznimi faktorji bonitete

	Zamude	Bilanca	Poslovni izid	Gospodarnost	Dobičkovnost	Financiranje	Likvidnost	Obrat	Produkt. zaposl.	Plač. pogoji	Učink. kapitala	D. pos. pr., od.
Zamude	1	0,004	-0,041**	-0,112**	-0,097**	-0,046**	-0,075**	-0,064**	-0,124**	0,031**	0,018	0,013
Bilanca		1	0,814**	0,035**	0,107**	0,038**	-0,079**	-0,294**	0,163**	0,027*	-0,058**	0,131**
Poslovni izid			1	0,231**	0,222**	0,083**	0,026**	-0,231**	0,212**	0,024*	-0,040**	0,129**
Gospodarnost				1	0,762**	0,358**	0,345**	-0,140**	0,408**	-0,041**	0,046**	-0,015
Dobičkovnost					1	0,242**	0,255**	-0,033**	0,537**	-0,342**	0,065**	-0,043**
Financiranje						1	0,128**	-0,230**	0,089**	-0,006	-0,014	0,033**
Likvidnost							1	-0,106**	0,139**	-0,063**	-0,037**	-0,054**
Obrat								1	0,112**	-0,208**	0,166**	-0,122**
Produktivnost zaposlenega									1	-0,048**	0,037**	-0,084**
Plačilni pogoji										1	0,005	0,067**
Učinkovitost kapitala											1	-0,047**
Dru. posl. prih. in odhodki												1

** $p < 0,01$; * $p < 0,05$

Ocenjevanje zamud z linearno večkratno regresijo metodo stepwise nam pokaže (tabela 39), da od vseh 11 faktorjev bonitete najbolj napoveduje zamude faktor 8 – produktivnost zaposlenega ($r = 0,124$). Faktor 3 – gospodarnost doprinese 0,017; faktor 7 – obrat 0,014; faktor 6 – likvidnost 0,006; faktor 10 – učinkovitost kapitala 0,004; faktor 5 – financiranje 0,002; faktor 2 – poslovni izid 0,001 in faktor 1 – bilanca 0,002.

Tabela 39: Ocenjevanje zamud z linearno večkratno regresijo

	Metoda enter	Metoda stepwise
Povprečna absolutna napaka ocenjene zamude (razlika med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	122,859	122,867
Pearsonov koeficient korelacije - r	0,172	0,170
Število izbranih neodvisnih spremenljivk	11	8
Število podatkov	8.963	8.963

Pregled korelacijske matrike in rezultat regresije le potrdi, da je produktivnost zaposlenega najpomembnejši faktor bonitete. To je faktor 8, ki vsebuje dodano vrednost na zaposlenega in skupne prihodke na zaposlenega. Linearna večkratna regresija faktorjev bonitete je dala znatno nižji koeficient korelacije kot linearna večkratna regresija vseh kazalnikov bonitete.

7.2.3. Model ocenjevanja zamud s faktorji bonitete

V nadaljevanju smo želeli ugotoviti, ali je ocenjevanje zamud enako dobro pri uporabi kazalnikov bonitete ali pa faktorjev bonitete. Za to ocenjevanje zamud smo uporabili 11 faktorjev bonitete, obliko podjetja in odgovarjajoče leto. Ocenjevali smo jih z linearno večkratno regresijo in vsemi tipi nevronske mreže. Število podatkov je bilo še vedno 8.963. Najprej je ocenjevanje potekalo z vsemi vključenimi neodvisnimi spremenljivkami (tabela 40), nato pa z izbiranjem pomembnih neodvisnih spremenljivk (tabela 41).

Najvišji Pearsonov koeficient korelacije je pridobljen z GRNN ($r = 0,466$), sledi linearna NN ($r = 0,247$), NN z MLP, ki vsebuje eno skrito plast ($r = 0,235$) in nato MLP z dvema skritima plastema ($r = 0,186$). RBFNN pa je dosegla nižji Pearsonov koeficient korelacije ($r = 0,179$) kot linearna večkratna regresija (metoda enter; $r = 0,181$). Največ časa za ocenjevanje porabi GRNN (4 ure), sledi ji NN z MLP, ki vsebuje dve skriti plasti (2 uri), potem NN z MLP z eno skrito plastjo (20 minut).

Tabela 40: Povzetek statistik modela ocenjevanja zamud med posameznimi tipi nevronske mreže in linearno večkratno regresijo (metoda enter) z vsemi neodvisnimi spremenljivkami

	Linearna večkratna regresija	Linearna NN	NN z MLP z eno skrito plastjo	NN z MLP z dvema skritima plastema	RBFNN	GRNN
Povprečje realne zamude	53,450	55,493	51,992	54,822	53,623	58,539
Standardni odklon realne zamude	124,632	124,358	120,625	133,904	132,976	128,531
Povprečna napaka ocenjene zamude (ostanek med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	3,930	-3,326	2,584	6,578	2,041	-6,097
Povprečna absolutna napaka ocenjene zamude (razlika med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	122,667	120,609	117,288	131,910	130,843	113,752
Standardni odklon napake za ocenjeno zamudo	32,863	59,721	56,107	70,869	64,798	51,513
Delež napake standardnega odklona	0,999	0,970	0,972	0,985	0,984	0,885
Pearsonov koeficient korelacije - r	0,181	0,247	0,235	0,186	0,179	0,466
Število neodvisnih spremenljivk	13	13	13	13	13	13
Število podatkov	8.963	8.963	8.963	8.963	8.963	8.963
Porabljen čas	1 min	1 min	20 min	2 uri	2 min	4 ure

NN z MLP z eno skrito plastjo ima (v njej) samo en nevron. Za treniranje je uporabljen algoritem vzratnega širjenja napake in algoritem konjugiranega gradienta za minimiziranje napake. Pri NN z MLP, ki vsebuje dve skriti plasti, je v obeh skritih plasteh po 32 nevronov. Za treniranje pa je bil uporabljen algoritem vzratnega širjenja napake. RBFNN vsebuje v skriti plasti 9 nevronov. Tudi pri GRNN je tako kot vedno v prvi skriti plasti 4.482 nevronov, v drugi skriti plasti pa dva nevrone. Tu je uporabljena pri treniranju metoda podvzorčenja.

Pri izbiranju neodvisnih spremenljivk smo v glavnem dobili nižje Pearsonove koeficiente korelacije kot pri ocenjevanju z vsemi neodvisnimi spremenljivkami. Samo pri RBFNN ($r = 0,197$) in pri NN z MLP, ki vsebuje eno skrito plast ($r = 0,239$), smo dobili višje korelacije. Ocenjevanje je potekalo najdalj časa pri NN z MLP, ki ima eno skrito plast, kar 9 ur. V skriti plasti je bilo 5 nevronov, za treniranje je bil uporabljen algoritem vzratnega širjenja napake in algoritem konjugiranega gradienta za minimiziranje napake. NN z MLP, ki vsebuje dve skriti plasti, vedno izbere samo eno neodvisno spremenljivko, ki jo ocenjuje. Vendar pa ta spremenljivka ni vedno ista pri različnih ocenjevanjih. V prvi skriti plasti je bilo 23 nevronov, v drugi skriti plasti pa en nevron. Za treniranje je bil uporabljen algoritem vzratnega širjenja napake. RBFNN je imela v skriti plasti dva nevrone. Pri GRNN je tako kot vedno v prvi skriti plasti 4482 nevronov, v drugi skriti plasti pa dva nevrone. Tu je bila uporabljena pri treniranju metoda podvzorčenja. Najvišji Pearsonov korelacijski koeficient je bil dosežen z GRNN ($r = 0,462$).

Tabela 41: Povzetek statistik modela ocenjevanja zamud med posameznimi tipi nevronske mreže in linearno večkratno regresijo (metoda stepwise) z izbiro neodvisnih spremenljivk

	Linearna večkratna regresija	Linearna NN	NN z MLP z eno skrito plastjo	NN z MLP z dvema skritima plastema	RBFNN	GRNN
Povprečje realne zamude	53,450	52,735	56,503	57,697	54,885	55,186
Standardni odklon realne zamude	124,632	120,154	131,733	130,491	126,988	130,908
Povprečna napaka ocenjene zamude (ostanek med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	3,496	0,928	-3,985	3,885	-1,920	-0,441
Povprečna absolutna napaka ocenjene zamude (razlika med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	122,674	116,539	127,954	129,415	124,517	116,324
Standardni odklon napake za ocenjeno zamudo	22,623	59,358	62,210	70,022	59,358	51,717
Delež napake standardnega odklona	0,999	0,970	0,971	0,992	0,981	0,889
Pearsonov koeficient korelacije - r	0,179	0,245	0,239	0,137	0,197	0,462
Število izbranih neodvisnih spremenljivk	9	9	8	1	2	8
Število neodvisnih spremenljivk	13	13	13	13	13	13
Število podatkov	8963	8963	8963	8963	8963	8963
Porabljen čas	1 min	2 min	9 ur	4 ure	2 min	4 ure

Iz tabele 42 je razvidno, da je največja korelacija dosežena samo z eno spremenljivko leto pri NN z MLP, ki vsebuje dve skriti plasti, in to kar 0,137. Pri RBFNN pa neodvisni spremenljivki produktivnost zaposlenega in bilanca dosežeta korelacijo 0,197. GRNN je izbrala 8 pomembnih neodvisnih spremenljivk, ki si sledijo: bilanca,

oblika podjetja, leto, obrat, gospodarnost, učinkovitost kapitala, produktivnost zaposlenega in likvidnost. Iz zgoraj navedenega lahko sklepamo, da so produktivnost zaposlenega, oblika podjetja, gospodarnost in obrat najboljši napovednik zamud.

Tabela 42: Zaporedje statistične pomembnosti faktorjev bonitete, oblike podjetja in odgovarjajočega leta

	Linearna večkratna regresija (metoda stepwise)	Linearna NN	NN z MLP z eno skrito plastjo	NN z MLP z dvema skritima plastema	RBFNN	GRNN
1	produktivnost zaposlenega	leto	oblika podjetja	leto	produktivnost zaposlenega	bilanca
2	gospodarnost	obrat	leto		bilanca	oblika podjetja
3	obrat	učinkovitost kapitala	produktivnost zaposlenega			leto
4	likvidnost	produktivnost zaposlenega	bilanca			obrat
5	leto	gospodarnost	obrat			gospodarnost
6	učinkovitost kapitala	oblika podjetja	gospodarnost			učinkovitost kapitala
7	oblika podjetja	likvidnost	financiranje			produktivnost zaposlenega
8	poslovni izid	poslovni izid	dobičkovnost			likvidnost
9	financiranje	financiranje				

S pomočjo linearne večkratne regresije z metodo stepwise je moč določiti delež, ki ga posamezna statistično pomembna neodvisna spremenljivka doprinese h korelaciji. Največji delež pri korelaciji ima produktivnost zaposlenega, in sicer $\Delta r = 0,124$ ($\beta = -0,059$; $t = -4,815$; $p = 0,000$), gospodarnost doprinese $\Delta r = 0,017$ ($\beta = -0,067$; $t = -5,142$; $p = 0,000$), obrat $\Delta r = 0,014$ ($\beta = -0,087$; $t = -7,542$; $p = 0,000$), likvidnost $\Delta r = 0,006$ ($\beta = -0,044$; $t = -3,921$; $p = 0,000$), leto $\Delta r = 0,006$ ($\beta = -0,042$; $t = -3,808$; $p = 0,000$), učinkovitost kapitala $\Delta r = 0,003$ ($\beta = 0,037$; $t = 3,505$; $p = 0,000$), oblika podjetja $\Delta r = 0,004$ ($\beta = -0,051$; $t = -4,432$; $p = 0,000$), poslovni izid $\Delta r = 0,003$ ($\beta = -0,040$; $t = -3,276$; $p = 0,001$) in financiranje $\Delta r = 0,002$ ($\beta = -0,032$; $t = -2,825$; $p = 0,005$).

7.3. Osebnostne lastnosti in poddimenzije vestnosti

7.3.1. Osnovne statistike in notranja zanesljivost

Pri merjenju zanesljivosti psihometričnih instrumentov se uporablja notranja zanesljivost – Cronbach-ova alfa, ki je definirana kot (Cronbach, 1951):

$$\alpha = \frac{N}{N-1} \left(\frac{\sigma_X^2 - \sum_{i=1}^N \sigma_{Y_i}^2}{\sigma_X^2} \right), \quad (59)$$

kjer je N število komponent (postavk), σ_X^2 je varianca dobljenih skupnih vrednosti testa, in $\sigma_{Y_i}^2$ je varianca komponente i za osebo y . Standardizirana Cronbach-ova alfa pa je lahko definirana tudi kot:

$$\alpha = \frac{N \cdot \bar{r}}{(1 + (N-1) \cdot \bar{r})}, \quad (60)$$

kjer je \bar{r} povprečje vseh Pearsonovih korelacijskih koeficientov med komponentami.

Na splošno Cronbach-ova alfa narašča, ko narašča korelacija med postavkami. Zaradi tega se zanesljivost imenuje tudi koeficient notranje konsistentnosti. α lahko zavzame vrednosti med $-\infty$ in 1 (čeprav so samo pozitivne vrednosti smiselne). Nekateri strokovnjaki zahtevajo zanesljivost 0,70 ali več (dobljeno na stvarnem vzorcu), preden ga uporabijo kot instrument. Razumljivo, da mora biti to pravilo uporabljeno s previdnostjo, ko je α izračunana iz postavk, ki sistematično kršijo njegove predpostavke (komponente morajo biti med seboj podobne in ne nesimetrične, večina razvijalcev testov vedno vključi postavke s serijo težavnosti, ki varirirajo na

svojem položaju). Alfa je najbolj primerno uporabljen, ko postavke merijo različna samostojna področja znotraj posamezne sestavine. In obratno, alfa (in druge notranje ocenjevalke konsistentnosti) so neprimerne za ocenjevanje zanesljivosti notranje heterogenih instrumentov. α je lahko tudi umetno napihljen z izdelavo lestvic, ki so sestavljene iz površnih sprememb v besedilu znotraj seta postavk ali z analizo hitrih testov. Ustrezna stopnja zanesljivosti je odvisna od uporabe instrumenta (ustrezno izbrani vzorci). Oblikovan instrument mora biti uporabljen kot del sistema merjenja, morda namerno oblikovanega kratko, kot je najbolj mogoče (in tako nekako manj zanesljivo). Druge situacije morda zahtevajo ekstremno natančne meritve (z zelo visokimi zanesljivostmi).

V našem vzorcu smo dobili nižjo zanesljivost, kot je to običajno pri teh vprašalnikih. Razlog za to je morda v tem, ker se navkljub prostovoljni izpolnitvi vprašalnikov vprašani niso potrudili, kot bi se lahko. Vprašalnik je reševalo 181 anketiranih, od tega jih je bilo izpolnjenih v slovenskem jeziku 155 in 26 v (srbo)hrvaškem jeziku. V povprečju so višje dobljene zanesljivosti za dimenzije osebnosti pri izpolnitvi vprašalnika v slovenskem jeziku kot pri (srbo)hrvaškem jeziku. Tu je potrebno poudariti, da so vsi anketirani izpolnjevali vprašalnik v domačem jeziku. Dimenzija vestnost ima višjo notranjo zanesljivost ($\alpha = 0,801$) pri (srbo)hrvaškem jeziku kot pri slovenskem ($\alpha = 0,662$). Podobno zanesljivost smo dobili za dimenzijo nevroticizem (slovenski jezik $\alpha = 0,702$; (srbo)hrvaški jezik $\alpha = 0,716$). Pri poddimenzijah vestnosti je višja notranja zanesljivost samo pri potrebi po dosežkih za slovenski jezik ($\alpha = 0,684$). Pri vseh ostalih poddimenzijah vestnosti je notranja zanesljivost višja pri izpolnjevanju ankete v (srbo)hrvaškem jeziku.

Tabela 43: Notranje zanesljivosti (Cronbach-ova alfa – α) pri dimenzijah osebnosti in poddimenzijah vestnosti

Faktorji osebnosti	Št. postavk	α	Jezik reševanja	
			Slovenski jezik	(Srbo)hrvaški jezik
Ekstravertnost	8	0,657	0,680	0,556
Sprejemljivost	9	0,619	0,620	0,599
Vestnost	9	0,683	0,662	0,801
Nevroticizem	8	0,697	0,702	0,716
Odprtost za izkušnje	10	0,674	0,703	0,365
Kompetentnost	10	0,729	0,722	0,770
Redoljubnost	10	0,793	0,793	0,796
Izpolnjevanje obveznosti	10	0,625	0,603	0,655
Potreba po dosežkih	10	0,679	0,684	0,672
Samodiscipliniranost	10	0,731	0,724	0,785
Preudarnost	10	0,645	0,637	0,754
Število anketiranih		181	155	26

Tabela 44: Povprečje, standardni odklon, notranje zanesljivosti (Cronbach-ova alfa – α) in stopnja pomembnosti pri dimenzijah osebnosti in poddimenzijah vestnosti

	Povprečje	SD	Moški		Ženske		t-test (df=179)
			Povprečje	SD	Povprečje	SD	
Ekstravertnost	30,087	4,748	30,138	4,837	30,024	4,666	0,161
Sprejemljivost	37,185	4,472	36,450	4,319	38,092	4,517	-2,493*
Vestnost	38,435	4,339	37,865	4,506	39,140	4,041	-1,981*
Nevroticizem	19,510	4,997	19,560	4,893	19,448	5,153	0,149
Odprtost za izkušnje	36,528	5,379	36,514	5,563	36,546	5,176	-0,040
Kompetentnost	40,154	5,025	40,205	4,923	40,093	5,180	0,149
Redoljubnost	39,811	6,719	38,208	6,916	41,791	5,933	-3,690**
Izpolnjevanje obveznosti	45,716	3,826	45,402	3,756	46,103	3,900	-1,228
Potreba po dosežkih	42,563	4,670	42,777	4,460	42,298	4,932	0,685
Samodiscipliniranost	40,450	5,424	39,693	5,387	41,384	5,357	-2,105*
Preudarnost	39,102	5,230	39,184	5,119	39,000	5,395	0,234
Število anketiranih	181	181	100	100	81	81	

* $p < 0,05$; ** $p < 0,01$

Nadalje so nas zanimala razlike med spoloma v osebnostnih lastnostih. Rezultati *t*-testov (tabela 44) kažejo, da se moški in ženske statistično razlikujejo po sprejemljivosti, vestnosti, redoljubnosti in samodiscipliniranosti. Za ženske naj bi bile bolj značilne lastnosti sprejemljivost (38,092), vestnost (39,140), redoljubnost (41,791) in samodiscipliniranost (41,384).

7.3.2. Povezanost med zamudami, dimenzijami osebnosti in poddimenzijami vestnosti

Pearsonovi koeficienti korelacije so med faktorji osebnosti dokaj visoki. Značilna medsebojna korelacija dimenzij osebnosti pomeni, da izpolnjen vprašalnik BFI v našem vzorcu odraža podobne lastnosti, kot so bile dokazane tudi z drugimi raziskavami (John in Srivastava, 1999; Avsec in Sočan, 2007; Roberts, Chernyshenko, Stark in Goldberg, 2005). Tudi poddimenzije vestnosti, ki smo jih pridobili z izpolnitvijo vprašalnika IPIP za dimenzijo vestnost v našem vzorcu, so med seboj visoko korelirane. Čeprav veljavnost tega vprašalnika v slovenskem prostoru še ni bila preverjena, pa lahko predpostavimo, da je veljaven v našem vzorcu, ker skoraj vse facete vestnosti med seboj in z dimenzijami osebnosti statistično pomembno korelirajo. Veljavnost vprašalnika IPIP je kontrolirana z vprašalnikom BFI (glej tabelo 45). Vestnost je višje značilno ($p < 0,01$) korelirana s svojimi poddimenzijami ($r = 0,548$ s kompetentnostjo, $r = 0,584$ z redoljubnostjo, $r = 0,481$ z izpolnjevanjem obveznosti, $r = 0,552$ s potrebo po dosežkih, $r = 0,609$ s samodiscipliniranostjo in $r = 0,524$ s preudarnostjo) kot pa z dimenzijami osebnosti ($r = 0,298$ z ekstravertnostjo, $r = 0,406$ s sprejemljivostjo, $r = -0,337$ z nevroticizmom in $r = 0,406$ z odprtostjo za izkušnje). Na podoben način so facete vestnosti kontrolirali Roberts, Chernyshenko, Stark in Goldberg (2005) ter Sears in Rowe (2003) v svojih raziskavah.

Tabela 45: Pearsonovi koeficienti korelacije med faktorji osebnosti (vprašalnik BFI) in faktorji vestnosti (vprašalnik IPIP)

	Ekstravertnost	Sprejemljivost	Vestnost	Nevroticizem	Odprtost za izkušnje	Kompetentnost	Redoljubnost	Izpol. obvez.	Potreba po dosežkih	Samodisciplin.	Preudarnost
Ekstravertnost	1	0,278**	0,298**	-0,434**	0,511**	0,433**	0,151*	0,191*	0,423**	0,264**	0,058
Sprejemljivost		1	0,406**	-0,409**	0,326**	0,277**	0,213**	0,449**	0,243**	0,232**	0,354**
Vestnost			1	-0,337**	0,406**	0,548**	0,584**	0,481**	0,552**	0,609**	0,524**
Nevroticizem				1	-0,257**	-0,337**	-0,134	-0,165*	-0,301**	-0,306**	-0,214**
Odprtost za izkušnje					1	0,512**	0,240**	0,324**	0,500**	0,316**	0,301**
Kompetentnost						1	0,219**	0,383**	0,561**	0,554**	0,321**
Redoljubnost							1	0,365**	0,256**	0,400**	0,363**
Izpolnjevanje obveznosti								1	0,384**	0,362**	0,413**
Potreba po dosežkih									1	0,558**	0,356**
Samodiscipliniranost										1	0,376**
Preudarnost											1

* $p < 0,05$; ** $p < 0,01$

Zanimala nas je povezanost med dimenzijami osebnosti, poddimenzijami vestnosti in zamudami, kar si lahko ogledamo v tabeli 46. Pri celotnem vzorcu je statistično pomembna korelacija med zamudami in osebnostnimi lastnostmi pri vestnosti ($r = -0,149$; $p < 0,05$). Bolj so anketirane osebe vestne, manjše so zamude, kar je v skladu z našimi pričakovanji. Če pogledamo korelacije posebej glede na delovno mesto, ki ga zaseda anketirana oseba, pa ni statistično pomembnih korelacij med vestnostjo in zamudami. Korelacija zamud celotnega vzorca s poddimenzijami vestnosti je statistično pomembna samo pri izpolnjevanju obveznosti ($r = -0,150$; $p < 0,05$). Ko smo pregledovali, kako so povezane dimenzije osebnosti in poddimenzije vestnosti z dolžino zamude, smo ugotovili, da so zelo dolge zamude bolj negativno povezane z vestnostjo in izpolnjevanjem obveznosti, kot je prikazano v tabeli 46 in 47. Zato bi bilo smiselno izvesti kakšno dodatno raziskavo in za analizo uporabiti drugo metodo, ki analizira obnašanje v repu porazdelitve, vendar pa je to sedaj izven našega obsega.

Posamezniki, ki imajo višje izraženo faceto izpolnjevanje obveznosti, manj zamujajo s plačili ne glede na to, katero delovno mesto zasedajo. Pri pregledu korelacij glede na delovno mesto, ki ga zaseda anketirana oseba, pa vidimo, da je pri predsednikih uprav ali direktorjih podjetij statistično pomembna korelacija zamud z izpolnjevanjem obveznosti ($r = -0,335$; $p < 0,01$). Tudi to je v skladu z našimi pričakovanji. Pri direktorjih

področij pa je redoljubnost ($r = -0,336$; $p < 0,05$) statistično pomembno negativno korelirana z zamudami. To pomeni, da bolj redoljubni direktorji področij manj zamujajo s plačili. Povezanost zamud z dimenzijami osebnosti in poddimenzijami vestnosti je statistično nepomembna pri vodjih področij in poslovnih tajnikih, tehnologih, zaposlenih v računovodstvu. To pomeni, da osebe, ki zasedajo ta delovna mesta, nimajo pomembnega vpliva na zamude.

Tabela 46: Korelacije zamud z dimenzijami osebnosti in poddimenzijami vestnosti glede na delovno mesto, ki ga zaseda anketirana oseba

	Celoten vzorec	Predsednik uprave, direktor podjetja	Direktorji področij	Vodje področij	Poslovni tajnik, tehnolog
	Zamuda	Zamuda	Zamuda	Zamuda	Zamuda
Ekstravertnost	-0,116	0,039	-0,195	-0,080	-0,039
Sprejemljivost	0,089	-0,128	0,067	0,067	0,198
Vestnost	-0,149*	-0,122	-0,248	-0,269	0,058
Nevroticizem	0,050	0,055	-0,021	0,214	0,409
Odprtost za izkušnje	-0,143	0,069	-0,137	-0,289	0,263
Kompetentnost	-0,063	0,118	-0,007	-0,207	0,097
Redoljubnost	-0,140	-0,064	-0,336*	-0,220	0,185
Izpolnjevanje obveznosti	-0,150*	-0,335**	-0,114	-0,193	-0,143
Potreba po dosežkih	-0,093	-0,094	-0,204	-0,125	0,164
Samodiscipliniranost	-0,075	-0,083	-0,068	-0,178	-0,068
Preudarnost	-0,043	-0,193	0,090	-0,073	0,343
Število anketiranih	181	75	43	46	20

* $p < 0,05$; ** $p < 0,01$

Iz celotnega vzorca anketiranih smo želeli razbrati, ali oblika in velikost podjetja tudi lahko odraža povezanost z zamudami (tabela 47). Statistično pomembne povezave zamud z osebnostnimi lastnostmi smo ugotovili pri delniški družbi pri ekstravertnosti ($r = -0,322$; $p < 0,05$), vestnosti ($r = -0,435$; $p < 0,01$) in odprtosti za izkušnje ($r = -0,325$; $p < 0,05$). Posamezniki, ki izkazujejo višji nivo ekstravertnosti, vestnosti ali odprtosti za izkušnje ali višji nivo kombinacije teh osebnostnih lastnosti, pomembno vplivajo na zmanjšanje zamud pri delniških družbah. Pri delniški družbi so statistično pomembne korelacije z zamudami tudi pri poddimenzijah vestnosti, in sicer pri kompetentnosti ($r = -0,285$; $p < 0,05$), redoljubnosti ($r = -0,432$; $p < 0,01$) in potrebi po dosežkih ($r = -0,370$; $p < 0,01$). Morda je to v povezavi z notranjim izvorom nadzora. Raziskave so pokazale, da so moški bolj usmerjeni z vidika nadzora kot ženske, da so posamezniki s starostjo vedno bolj notranje usmerjeni in da pri ljudeh na višjih položajih v podjetju prevladuje notranji izvor nadzora. Izvor nadzora je lastnost posameznika, ki prikazuje, kakšen občutek nadzora nad svojim življenjem ima (Antončič, Histrich, Petrin in Vahčič, 2002). Pri notranjem nadzoru posamezniki verjamejo, da s svojimi odločitvami in s svojim trdom sami usmerjajo svojo usodo. Rotter (1966) je razvil pojem nadzora kot del široko razvite teorije o družbenem učenju osebnosti. Prepričan je bil o povezanosti visoke potrebe po dosežkih s konceptom notranjega nadzora. Predpostavljamo, da so ti posamezniki direktorji področij, ker le pri njih vestnost ($r = -0,659$; $p < 0,01$; $N = 23$) in redoljubnost ($r = -0,593$; $p < 0,01$; $N = 23$) statistično pomembno korelirata z zamudami. Ostali dve osebnostni lastnosti (ekstravertnost, odprtost za izkušnje) in potreba po dosežkih pa so blizu statistične pomembnosti. Anketirane osebe, ki zasedajo ostala delovna mesta pri delniških družbah, nimajo vpliva na zamude. To je v skladu z našimi pričakovanji, saj analizirano podjetje dobavlja surovine omenjenim podjetjem v nižjem rangu pomembnosti glede na obseg obveznosti dotičnih podjetij. S temi obveznostmi se običajno predsedniki uprav delniških družb ne ukvarjajo in prepustijo odgovornost za plačila teh računov direktorjem področij.

Pokazalo se je, da oblika podjetja d.o.o. statistično pomembno korelira z zamudami pri izpolnjevanju obveznosti ($r = -0,263$; $p < 0,01$). To so predsedniki uprav ali direktorji podjetij, ker je pri njih samo izpolnjevanje obveznosti statistično pomembno povezano z zamudami ($r = -0,468$; $p < 0,01$; $N = 48$). Direktorji področij, ki so zaposleni v družbah z omejeno odgovornostjo in izkazujejo višji nivo ekstravertnosti ($r = 0,558$; $p < 0,05$; $N = 19$) in sprejemljivosti ($r = 0,481$; $p < 0,05$; $N = 19$), bolj verjetno plačujejo račune z večjo zamudo. Pri vodjih področij so z zamudami statistično pomembno povezani nevroticizem ($r = 0,479$; $p < 0,05$; $N = 25$), odprtost za izkušnje ($r = -0,464$; $p < 0,05$; $N = 25$) in samodiscipliniranost ($r = -0,451$; $p < 0,05$; $N = 25$). Pri tehnologih, poslovnih tajnikih in zaposlenih v računovodstvu pa z zamudo statistično pomembno korelira

nevroticizem ($r = 0,607$; $p < 0,05$; $N = 15$). Zanimivo, da anketirane osebe, ki so zaposlene v računovodstvu ali kot poslovni tajniki, tehnologi in vodje področij, in izkazujejo višji nivo nevroticizma, pomembno pozitivno vplivajo na večje zamude. Bolj samodisciplinirani vodje področij ali z višjim nivojem odprtosti za izkušnje ali kombinacijo obojega pa bolj verjetno plačujejo račune z manjšo zamudo. Pri samostojnem podjetniku nismo ugotovili pomembnih povezav z zamudami.

Tabela 47: Korelacije zamud z dimenzijami osebnosti in poddimenzijami vestnosti glede na obliko in velikost podjetja

	Oblika podjetja			Velikost podjetja		
	d.d.	d.o.o.	s.p.	Veliko	Srednje	Majhno
	Zamuda	Zamuda	Zamuda	Zamuda	Zamuda	Zamuda
Ekstravertnost	-0,322*	-0,010	0,094	-0,192	-0,223	-0,026
Sprejemljivost	0,123	0,056	0,114	0,071	0,387	-0,094
Vestnost	-0,435**	-0,098	-0,115	-0,198	-0,333	-0,143
Nevroticizem	0,085	0,067	-0,063	0,184	-0,040	0,068
Odprtost za izkušnje	-0,325*	-0,077	0,013	-0,295*	-0,269	0,010
Kompetentnost	-0,285*	-0,043	0,233	-0,299*	0,104	0,024
Redoljubnost	-0,432**	-0,128	-0,130	-0,235	-0,413*	-0,062
Izpolnjevanje obveznosti	-0,097	-0,263**	-0,256	-0,124	-0,041	-0,216*
Potreba po dosežkih	-0,370**	-0,022	-0,235	-0,284	-0,163	0,014
Samodiscipliniranost	-0,143	-0,171	-0,186	-0,128	0,174	-0,182
Preudarnost	-0,014	-0,090	-0,083	-0,055	0,335	-0,131
Število anketiranih	48	107	22	63	23	94

* $p < 0,05$; ** $p < 0,01$

Velika podjetja statistično pomembno korelirajo z zamudami pri odprtosti za izkušnje ($r = -0,295$; $p < 0,05$) in pri kompetentnosti ($r = -0,299$; $p < 0,05$). Če pa pogledamo statistično pomembno povezanost z zamudami po delovnih mestih pri velikem podjetju, vidimo, da je samo vodja področja tisti, ki s svojo kompetentnostjo ($r = -0,464$; $p < 0,05$; $N = 20$) pomembno vpliva na zamude. Pri srednje velikih podjetjih zamude statistično pomembno korelirajo z redoljubnostjo ($r = -0,413$; $p < 0,05$), pri majhnih podjetjih pa z izpolnjevanjem obveznosti ($r = -0,216$; $p < 0,05$). Pri majhnih podjetjih so direktorji podjetij tisti, ki pomembno vplivajo na zamude s svojo poddimenzijo vestnosti izpolnjevanja obveznosti ($r = -0,364$; $p < 0,01$; $N = 57$). To je v skladu z našimi pričakovanji.

Tabela 48: Korelacije zamud z dimenzijami osebnosti in poddimenzijami vestnosti glede na spol

	Moški iz celotnega vzorca	Ženske iz celotnega vzorca
	Zamuda	Zamuda
Ekstravertnost	-0,208*	0,010
Sprejemljivost	-0,039	0,220*
Vestnost	-0,240*	-0,051
Nevroticizem	0,139	-0,057
Odprtost za izkušnje	-0,154	-0,129
Kompetentnost	-0,115	0,003
Redoljubnost	-0,171	-0,164
Izpolnjevanje obveznosti	-0,195	-0,113
Potreba po dosežkih	-0,192	0,033
Samodiscipliniranost	-0,142	-0,019
Preudarnost	-0,123	0,060
Število anketiranih	100	81

* $p < 0,05$

Kakšna je povezanost zamud z dimenzijami osebnosti in poddimenzijami vestnosti glede na spol, je bilo naše naslednje vprašanje. Odgovor na to poiščemo v tabeli 48. Pri moških je statistično pomembna korelacija zamud z ekstravertnostjo ($r = -0,208$; $p < 0,05$) in vestnostjo ($r = -0,240$; $p < 0,05$). Pogledali smo si tudi povezanost

zamud anketiranih moških po delovnem mestu. Pri predsednikih uprave ali direktorjih podjetij je statistično pomembno povezano izpolnjevanje obveznosti ($r = -0,329$; $p < 0,01$; $N = 66$) z zamudami, pri direktorjih področij je to redoljubnost ($r = -0,688$; $p < 0,05$; $N = 12$), pri vodjih področij pa ekstravertnost ($r = -0,572$; $p < 0,05$; $N = 17$), odprtost za izkušnje ($r = -0,611$; $p < 0,05$; $N = 17$) in kompetentnost ($r = -0,531$; $p < 0,05$; $N = 17$). Lahko bi rekli, da vodje področij moškega spola, ki so bolj ekstrovertni in odprti za izkušnje, lažje pokažejo svojo kompetentnost in jim zato nadrejeni naložijo večje odgovornosti. Posredno je ravno zaradi tega lahko njihova odločitev o plačevanju računov dobaviteljem statistično pomembna in lahko pričakujemo krajše zamude.

Pri anketiranih osebah ženskega spola je sprejemljivost ($r = 0,220$; $p < 0,05$) statistično pomembno povezana z zamudami. Anketiranke z višjo stopnjo sprejemljivosti bolj zamujajo pri plačilih zapadlih računov. Morda zaradi tega, ker njihovi nadrejeni to zahtevajo. Bolj sprejemljivi posamezniki so bolj nagnjeni k temu, da se prilagodijo okolici in k minimiziranju konfliktov. Čim pa to povezanost gledamo po delovnih mestih, ki jih zasedajo anketiranke, ne opazimo statistične pomembnosti.

7.3.3. Nevronske mreže

V literaturi smo zasledili samo Homer-jev (1999) članek, kjer so bile uporabljene nevrnske mreže za modeliranje osebnosti. Na osnovi troplastne nevrnske mreže je predstavil model osebnosti, v kateri posamezna zaporedna plast vsebuje najbolj občutljive nevrone za posamezen nevrotransmitter. Predpostavil je korelacije osebnostnih potez in monoaminov (dopamin, norepineprin in serotonin). Nevronsko mrežo je uporabil za pomoč pri razumevanju vloge osebnosti v psihiatričnih motnjah. Prehodna nevrnska mreža prikazuje odgovarjajoča področja možganov, ki so občutljiva na nevrotransmitterje. S tem modelom je želel prikazati, da je mogoče s kombinacijo nevroznanosti in teorije psihoanalize boljše razumeti funkcioniranje možganov in mišljenja.

Keeney, Snell, Robison, Svyantek in Bott (2004) so s pomočjo nevrnskih mrež dokazali, da morajo zaposleni v podjetju imeti poleg tehničnih spretnosti tudi cilje in vrednote, ki se ujemajo s tistimi v podjetju in s sodelavci. Produktivnost zaposlenega narašča z njegovo stopnjo ujemanja z organizacijskimi cilji in vrednotami. Organizacijska prilagoditev napoveduje delovno zadovoljstvo, simptome stresa, namene prenehanja in aktualen preobrat (Bretz in Judge, 1994; Saks in Ashforth, 1997, vse v Keeney, Snell, Robison, Svyantek in Bott, 2004).

Mi smo nevrnske mreže uporabili v povsem drugačen namen. Z njimi smo modelirali zamude. Želeli smo ugotoviti vpliv anketiranih oseb na zamude. Zajeli smo povprečne zamude po odgovarjajočih kupcih, glede na osebo, ki je izpolnila anketo. Neodvisne spremenljivke so bile dimenzije osebnosti, poddimenzije vestnosti, oblika in velikost podjetja ter delovno mesto, ki ga zaseda anketirana oseba.

7.3.3.1. Model ocenjevanja zamud z dimenzijami osebnosti, poddimenzijami vestnosti, obliko in velikostjo podjetja ter delovnim mestom, ki ga zaseda anketirana oseba

Zanimalo nas je, ali s pomočjo nevrnskih mrež in linearne večkratne regresije lahko ugotovimo vpliv na zamude, in sicer dimenzij osebnosti, poddimenzij vestnosti, oblike in velikosti podjetja ter delovnega mesta, ki ga anketirana oseba zaseda. V tem modelu ocenjevanja zamud je sodelovalo 14 neodvisnih spremenljivk in 188 podatkov. Neodvisne spremenljivke so bile dimenzije osebnosti, poddimenzije vestnosti, oblika in velikost podjetja in delovno mesto, ki ga anketirana oseba zaseda. Odvisna spremenljivka pa so zamude. Najvišji Pearsonov koeficient korelacije ($r = 0,939$) je bil pridobljen z NN z MLP, ki vsebuje eno skrito plast. Sledi ji NN z MLP, ki vsebuje dve skriti plasti. Tu je Pearsonov koeficient korelacije 0,791. Malo nižje korelacije je dala RBFNN, in sicer 0,661, GRNN ($r = 0,580$) in linearna NN ($r = 0,495$). Najnižji Pearsonov koeficient korelacije pa dobimo pri linearni večkratni regresiji, in sicer je to 0,383.

V vhodni plasti je bilo vedno 14 nevronov, ker smo na vhod vedno podali 14 neodvisnih spremenljivk. Pri MLP z eno skrito plastjo so bili v skriti plasti 4 nevroni. Pri NN z MLP z dvema skritima plastema je sodelovalo v prvi skriti plasti 10 nevronov, v drugi skriti plasti pa en nevron. Pri treniranju obeh NN z MLP je bil vključen algoritem vzvratnega širjenja napak in algoritem konjugiranega gradienta za minimiziranje napake. Pri RBFNN je v prvi skriti plasti sodelovalo 15 nevronov. Za določanje centrov je bil uporabljen algoritem k-povprečij, za določanje odklona pa metoda k-najbližjih sosedov. V izhodni plasti je bil uporabljen psevdo-inverzni algoritem prilagajanja uteži. Pri GRNN je v prvi skriti plasti sodelovalo 94 nevronov, v drugi skriti plasti pa dva. Pri

učenju je bila uporabljena metoda podvzorčenja. Največ časa za ocenjevanje je porabila NN z MLP, ki vsebuje dve skriti plasti, in sicer 6 minut.

Tabela 49: Povzetek statistik med posameznimi tipi nevronske mreže in linearno večkratno regresijo (metoda enter) pri modelu ocenjevanja korelacij med zamudami in dimenzijami osebnosti ter poddimenzijami vestnosti ter obliko in velikostjo podjetja in delovnim mestom, ki ga zaseda anketirana oseba

	Linearna večkratna regresija	Linearna NN	NN z MLP z eno skrito plastjo	NN z MLP z dvema skritima plastema	RBFNN	GRNN
Povprečje realne zamude	36,050	30,957	35,809	23,404	31,447	18,000
Standardni odklon realne zamude	99,065	55,346	114,503	73,245	80,166	32,451
Povprečna napaka ocenjene zamude (ostanek med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	26,431	3,427	2,673	6,415	-1,703	18,833
Povprečna absolutna napaka ocenjene zamude (razlika med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	95,148	60,060	39,523	49,919	60,935	27,807
Standardni odklon napake za ocenjeno zamudo	38,512	46,801	24,058	32,912	36,996	23,956
Delež napake standardnega odklona	0,962	1,085	0,345	0,682	0,760	0,857
Pearsonov koeficient korelacije - r	0,383	0,495	0,939	0,791	0,661	0,580
Število neodvisnih spremenljivk	14	14	14	14	14	14
Število podatkov	188	188	188	188	188	188
Porabljen čas	1 min	1 min	1 min	6 min	1 min	1 min

Pri vseh ocenjevanjih, kjer je vključenih vseh 14 neodvisnih spremenljivk, je med prvimi tremi najpomembnejšimi spremenljivkami vedno izpolnjevanje obveznosti. Iz tega sledi, da je izpolnjevanje obveznosti najpomembnejši napovednik zamud.

Model ocenjevanja zamud z dimenzijami osebnosti, poddimenzijami vestnosti, obliko in velikostjo podjetja ter delovnim mestom, ki ga zaseda anketirana oseba, smo nadgradili z izbiranjem pomembnih neodvisnih spremenljivk. Tudi pri izbiranju neodvisnih spremenljivk se je izkazala kot najboljša NN z MLP, ki vsebuje eno skrito plast ($r = 0,923$). Število pomembnih izbranih neodvisnih spremenljivk je bilo 8. Najpomembnejša je izpolnjevanje obveznosti, sledi ji odprtost za izkušnje in nato samodiscipliniranost. Ostale si lahko ogledamo v tabeli 51 in 52. Dosežene korelacije si sledijo podobno kot pri ocenjevanju, ko so vključene vse neodvisne spremenljivke, tu je le pri RBFNN korelacija ($r = 0,531$) nižja kot pri linearni NN ($r = 0,670$). Zanimivo pa je, da je GRNN dosegla ob izbiranju neodvisnih spremenljivk višjo korelacijo ($r = 0,797$) kot pri ocenjevanju vseh neodvisnih spremenljivk ($r = 0,580$). Tu sta ob ocenjevanju sodelovali le dve neodvisni spremenljivki, in sicer izpolnjevanje obveznosti in oblika podjetja. Pri linearni večkratni regresiji (metoda stepwise; tabela 52) je bila dosežena več kot polovico nižja korelacija ($r = 0,336$) kljub temu, da so sodelovale tri neodvisne spremenljivke,

Tabela 50: Povzetek statistik med posameznimi tipi nevronske mreže in linearno večkratno regresijo (metoda stepwise) pri modelu ocenjevanja korelacij med zamudami, dimenzijami osebnosti, poddimenzijami vestnosti, obliko in velikostjo podjetja ter delovnim mestom, ki ga zaseda anketirana oseba, z izbiranjem pomembnih neodvisnih spremenljivk

	Linearna večkratna regresija	Linearna NN	NN z MLP z eno skrito plastjo	NN z MLP z dvema skritima plastema	RBFNN	GRNN
Povprečje realne zamude	36,050	36,787	34,723	36,149	38,787	31,872
Standardni odklon realne zamude	99,065	65,141	115,629	116,781	89,225	114,023
Povprečna napaka ocenjene zamude (ostanek med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	13,110	-4,757	9,890	-1,664	-20,228	11,395
Povprečna absolutna napaka ocenjene zamude (razlika med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	94,075	48,495	49,851	53,745	75,819	82,688
Standardni odklon napake za ocenjeno zamudo	33,201	30,964	30,143	37,822	44,182	40,820
Delež napake standardnega odklona	0,992	0,744	0,431	0,460	0,850	0,725
Pearsonov koeficient korelacije - r	0,336	0,670	0,923	0,888	0,531	0,797
Število izbranih neodvisnih spremenljivk	3	6	8	10	9	2
Število neodvisnih spremenljivk	14	14	14	14	14	14
Število podatkov	188	188	188	188	188	188
Porabljen čas	1 min	1 min	2 min	3 min	1 min	1 min

in sicer izpolnjevanje obveznosti, oblika podjetja in sprejemljivost. Pri vseh ocenjevanjih, razen pri RBFNN, je najpomembnejša neodvisna spremenljivka izpolnjevanje obveznosti. Kot druga najpomembnejša sledi oblika podjetja pri linearni večkratni regresiji, linearni NN, RBFNN in GRNN.

Tudi tu je na začetku bilo vključenih 14 neodvisnih spremenljivk. Nevronska mreža sama pa je izbrala najpomembnejše. Pri NN z MLP, ki vsebuje eno skrito plast, so v tej plasti sodelovali 3 nevroni, uporabljen je bil algoritem vzratnega širjenja napake in algoritem konjugiranega gradienta za minimiziranje napake. Pri NN z MLP, ki vsebuje dve skriti plasti, je bilo v prvi skriti plasti vključenih 15 nevronov, v drugi skriti plasti pa 6 nevronov. Tudi tu je bil uporabljen za učenje algoritem vzratnega širjenja napake in algoritem konjugiranega gradienta za minimiziranje napake. Pri vseh linearnih nevronskih mrežah je vedno v izhodni plasti uporabljen psevdo-inverzni algoritem prilagajanja uteži. Pri RBFNN je v prvi skriti plasti sodelovalo 23 nevronov. Za določanje centrov je bil uporabljen algoritem k-povprečij, za določanje odklona pa metoda k-najbližjih sosedov. V izhodni plasti je bil uporabljen psevdo-inverzni algoritem prilagajanja uteži. Pri GRNN je v prvi skriti plasti sodelovalo 94 nevronov, v drugi skriti plasti pa dva. Pri treniranju je bila uporabljena metoda podvzorčenja. Največ časa za ocenjevanje porabi NN z MLP, ki vsebuje dve skriti plasti, in sicer 3 minute.

Vsekakor lahko zapišemo, da sta izpolnjevanje obveznosti in oblika podjetja najboljša napovednika zamud. Osebe, ki bodo imele visoko izraženo poddimenzijo izpolnjevanje obveznosti, bodo najmočneje vplivale na zamude. To pomeni, da tudi v osebnem življenju izpolnjujejo obveznosti ob dogovorjenem roku. To obnašanje avtomatsko prinesejo tudi na delovno mesto. Oblika podjetja je tudi močan napovednik zamud. Že pri korelacijah smo dobili značilne korelacije pri družbi z omejeno odgovornostjo. V vzorcu so ta podjetja večinoma majhna. Majhna podjetja so prisiljena dobaviteljem plačevati račune v dogovorjenem roku, ker so običajno manj pomembna za dobavitelja. Dobavitelj pa ravno zato uporablja pri njih bolj strogo plačilno politiko. Dobavitelj običajno pomembnejšim kupcem omogoča nakupe do določenega limita, jim odobrava daljše plačilne roke in več pomoči pri odlaganju plačil.

Tabela 51: Zaporedje statistične pomembnosti dimenzij osebnosti, poddimenzij vestnosti, oblike in velikosti podjetja ter delovnega mesta, ki ga zaseda anketirana oseba, pri različnih tipih nevronskih mrež, kjer so bile dosežene največje korelacije

	Linearna NN	NN z MLP z eno skrito plastjo	NN z MLP z dvema skritima plastema	RBFNN	GRNN
1	izpolnjevanje obveznosti	izpolnjevanje obveznosti	izpolnjevanje obveznosti	velikost podjetja	izpolnjevanje obveznosti
2	oblika podjetja	odprtost za izkušnje	delovno mesto zaposlitve	oblika podjetja	oblika podjetja
3	sprejemljivost	samodiscipliniranost	velikost podjetja	samodiscipliniranost	
4	ekstravertnost	nevroticizem	potreba po dosežkih	sprejemljivost	
5	kompetentnost	velikost podjetja	oblika podjetja	ekstravertnost	
6	potreba po dosežkih	potreba po dosežkih	odprtost za izkušnje	izpolnjevanje obveznosti	
7		oblika podjetja	vestnost	kompetentnost	
8		delovno mesto zaposlitve	redoljubnost	redoljubnost	
9			samodiscipliniranost	delovno mesto zaposlitve	
10			sprejemljivost		

Tabela 52: Statistično pomembne neodvisne spremenljivke, ki napovedujejo zamude, pri ocenjevanju z linearno večkratno regresijo (metoda stepwise)

	Dimenzije	r	Δr	β	t	p
1	Izpolnjevanje obveznosti	0,216	0,216	-0,315	-4,097	0,000
2	Oblika podjetja	0,289	0,073	-0,193	-2,758	0,006
3	Sprejemljivost	0,336	0,047	0,189	2,470	0,014

7.3.4. Povezanost zamud s postavkami iz vprašalnikov

Povezanost zamud s posameznimi postavkami iz vprašalnikov smo analizirali s pomočjo korelacije. Analiza je potekala med 181 povprečnimi zamudami in s postavkami posamezne dimenzije osebnosti ali poddimenzije vestnosti. Naslednje postavke so bile statistično pomembno povezane z zamudo:

- dimenzija ekstravertnost: Sem zgovoren. ($r = -0,148$; $p < 0,05$);

- dimenzija sprejemljivost: Hitro odpustim drugim. ($r = 0,165$; $p < 0,05$);
- dimenzija vestnost:
 - Sem zanesljiv delavec. ($r = -0,156$; $p < 0,05$);
 - Načrtujem svoje delo in se teh načrtov tudi držim. $r = -0,228$; $p < 0,01$);
- dimenzija odprtost za izkušnje:
 - Sem originalen, poln idej. ($r = -0,203$; $p < 0,01$);
 - Zanima me mnogo različnih stvari. ($r = -0,166$; $p < 0,05$);
- poddimenzija kompetentnost: Vem, kako narediti stvari. ($r = -0,170$; $p < 0,05$);
- poddimenzija redoljubnost:
 - Hočem, da je vse, »kot mora biti«. ($r = -0,212$; $p < 0,01$);
 - Nasprotje postavke: Nered me ne moti. ($r = -0,187$; $p < 0,05$);
- poddimenzija izpolnjevanje obveznosti:
 - Poskušam se držati pravil. ($r = -0,220$; $p < 0,01$);
 - Nasprotje postavke: Prelomim svoje obljube. ($r = -0,174$; $p < 0,05$);
- poddimenzija potreba po dosežkih:
 - Nalog se lotevam z vsem srcem. ($r = -0,160$; $p < 0,05$);
 - Zahtevam kvaliteto. ($r = -0,151$; $p < 0,05$);
- poddimenzija samodiscipliniranost:
 - Obveznosti opravi takoj. ($r = -0,147$; $p < 0,05$);
 - Takoj se lotim nalog. ($r = -0,187$; $p < 0,05$).

Nadalje smo analizirali povezanost zgoraj predstavljenih postavk s povprečnimi zamudami s pomočjo linearne večkratne regresije. Skozi korelacijski oblak smo potegnili premico s pomočjo metode najmanjših kvadratov. Odvisna spremenljivka je povprečna zamuda, neodvisne spremenljivke pa so postavke, ki so statistično pomembne pri zgoraj predstavljenih korelacijah. S pomočjo linearne večkratne regresije z metodo stepwise smo definirali postavke, ki statistično pomembno vplivajo na zamude (tabela 53).

Tabela 53: Statistično pomembne postavke, ki vplivajo na zamude

	Postavke	r	Δr	β	t	p
1	Načrtujem svoje delo in se teh načrtov tudi držim.	0,228	0,228	-0,198	-2,751	0,007
2	Hitro odpustim drugim.	0,303	0,075	0,243	3,430	0,001
3	Hočem, da je vse, »kot mora biti«.	0,357	0,054	-0,188	-2,612	0,010
4	Nasprotje postavke: Prelomim svoje obljube.	0,393	0,036	-0,165	-2,348	0,020

S postavkami »Načrtujem svoje delo in se teh načrtov tudi držim«, »Hitro odpustim drugim«, »Hočem, da je vse, kot mora biti« in z nasprotjem postavke »Prelomim svoje obljube« pojasnimo 13,5 odstotkov variabilnosti zamud ($r_{prilagojen}^2 = 0,135$; $F = 8,020$; $p = 0,000$). Z vsemi petnajstimi postavkami, ki so bile značilno povezane z zamudami, pa pojasnimo 14,9 % variabilnosti zamud ($r_{prilagojen}^2 = 0,149$; $F = 3,098$; $p = 0,000$).

S pomočjo t -testa smo ugotovili statistično pomembne razlike med slabimi in dobrimi plačniki pri zgoraj izbranih postavkah s pomočjo korelacije. Mejo med dobrimi in slabimi plačniki smo postavili takoj po mediani (6 dni). Statistično pomembne razlike so se pojavile pri postavki »Načrtujem svoje delo in se teh načrtov tudi držim« ($t = -2,254$; $p = 0,025$), kjer je srednja vrednost pri dobrih plačnikih 4,23 in pri slabih plačnikih 3,92.

Izračunali smo tudi razlike med dobrimi in slabimi plačniki v izraženosti posameznih postavk v obeh vprašalnikih BFI (44 postavk) in IPIP za vestnost (60 postavk). Tudi tu smo postavili mejo med dobrimi in slabimi plačniki pri 6 dneh. T-test je pokazal statistično pomembne razlike pri ocenah, ki so jih podale odgovorne osebe pri dobrih plačnikih, in pri ocenah, ki so jih podale odgovorne osebe pri slabih plačnikih, pri naslednjih postavkah:

- Pravočasno plačujem svoje račune. ($t = -2,082$; $p = 0,039$);
 - dobri plačniki imajo povprečje 4,47;
 - slabi plačniki imajo povprečje 4,17;
- Nasprotje postavke: Sledim svojim trenutnim vzgibom. ($t = -2,249$; $p = 0,026$)

- dobri plačniki imajo povprečje 3,11
- slabi plačniki imajo povprečje 2,76;
- Načrtujem svoje delo in se teh načrtov tudi držim. ($t = -2,254$; $p = 0,025$)
 - dobri plačniki imajo povprečje 4,23
 - slabi plačniki imajo povprečje 3,92.

7.3.5. Model ocenjevanja zamud s postavkami iz vprašalnikov BFI in IPIP

Poskusili smo ocenjevati povprečne zamude po posameznem kupcu s postavkami iz vprašalnikov s pomočjo nevronske mreže, vendar zadeva ni uspela, ker je preveč neodvisnih spremenljivk. Zato smo ocenjevanje izvedli samo z linearno večkratno regresijo z metodama enter in stepwise. Zanimalo nas je, katere postavke bodo imele vpliv na zamude. Uporabili smo 181 izpolnjenih anket, kjer je bilo zajetih 44 postavk vprašalnika BFI za osebnost in 60 postavk vprašalnika IPIP samo za dimenzijo vestnost.

S pomočjo linearne večkratne regresije z metodo stepwise smo ugotovili, da odgovorne osebe za plačila podjetij, ki manj zamujajo ali sploh ne zamujajo s plačili računov, bolj načrtujejo svoje delo in se teh načrtov tudi držijo, manj odpuščajo drugim, bolj želijo, da je vse »kot mora biti«, manj prelomijo svoje obljube, so bolj zadržani, vase zaprti in menijo, da lahko prispevajo k organizaciji, v kateri so zaposleni.

Pri linearni večkratni regresiji (metoda stepwise), kjer sodelujejo le te neodvisne spremenljivke (tabela 54), je korelacija 0,438 in je pojasnjeno 16,4 odstotkov variabilnosti povprečne zamude po kupcih ($r^2_{prilagojen} = 0,164$; $F = 6,896$; $p = 0,000$). Kjer pa sodelujejo vse postavke (metoda enter), je dobljena korelacija z zamudami visoka, in sicer 0,781. Z vsemi postavkami vprašalnikov pojasnimo samo 7,7 odstotka variabilnosti povprečnih zamud po kupcih ($r^2_{prilagojen} = 0,077$; $F = 1,144$; $p = 0,270$).

Tabela 54: Statistično pomembne postavke, ki vplivajo na zamude iz vprašalnikov BFI in IPIP

	Postavke	r	Δr	β	t	p
1	Načrtujem svoje delo in se teh načrtov tudi držim.	0,228	0,228	-0,201	-2,835	0,005
2	Hitro odpustim drugim.	0,303	0,075	0,259	3,692	0,000
3	Hočem, da je vse, »kot mora biti«.	0,357	0,054	-0,186	-2,623	0,009
4	Nasprotje postavke: Prelomim svoje obljube.	0,393	0,035	-0,195	-2,770	0,006
5	Sem zadržan, vase zaprt.	0,416	0,023	-0,164	-2,354	0,020
6	Prispevam lahko le malo.	0,438	0,022	0,143	2,030	0,044

7.4. Modeli ocenjevanja zamud s postavkami iz vprašalnikov BFI in IPIP ter kazalniki bonitete podjetja

7.4.1. Model ocenjevanja zamud, kjer so vključene vse postavke in boniteta podjetja

V modelu ocenjevanja zamud, kjer so vključene vse postavke iz vprašalnikov in boniteta podjetja, smo zamude, kazalnike bonitete, odgovarjajoče leto in obliko podjetja povezali s postavkami iz vprašalnikov BFI (ocenjuje osebnostne lastnosti) in IPIP za vestnost, ker smo želeli ugotoviti njihov vpliv na zamude. Nekaj podjetij, ki so bila vključena v modele ocenjevanja, pri bonitetah (kazalnikih) podjetij ni izpolnilo ankete, zato smo vse te primere izločili in dobili na koncu 7.217 podatkov. Te podatke smo ocenjevali z nevronskimi mrežami. Zaradi preobilice neodvisnih spremenljivk so se pojavile težave pri linearni NN ($r = 0,044$), NN z MLP, ki vsebuje dve skriti plasti (ne izdelava mreže). Zelo nizke korelacije smo pridobili pri NN z MLP, ki vsebuje eno skrito plast ($r = 0,173$), in pri RBFNN ($r = 0,085$). GRNN je dosegla sicer višji Pearsonov koeficient korelacije ($r = 0,491$) kot linearna večkratna regresija (metoda enter; $r = 0,446$), vendar je za to ocenjevanje potrebovala kar 4 ure. Domnevamo, da je tudi za GRNN bilo preveč neodvisnih spremenljivk, zato tako nizko povečanje korelacije nasproti linearni večkratni regresiji.

NN z MLP, ki je vsebovala v skriti plasti 36 nevronov, je uporabila za treniranje algoritem vzratnega širjenja napake. RBFNN je v skriti plasti vsebovala 3 nevrone. Za določanje centrov je bil uporabljen algoritem k-povprečij, za določanje odklona pa metoda k-najbližjih sosedov. V izhodni plasti je bil uporabljen psevdo-

inverzni algoritem prilagajanja uteži. Pri GRNN je v prvi skriti plasti sodelovalo 3609 nevronov, v drugi skriti plasti pa dva. Pri učenju je bila uporabljena metoda podvzorčenja.

Tabela 55: Povzetek statistik pri modelu ocenjevanja zamud z različnimi tipi nevronske mreže in linearno večkratno regresijo (metoda enter), ko sodelujejo vse neodvisne spremenljivke

	Linearna večkratna regresija	Linearna NN	NN z MLP z eno skrito plastjo	NN z MLP z dvema skritima plastema	RBFNN	GRNN
Povprečje realne zamude	47,662	55,488	50,301	ne izdelana mreže, pride do napake	48,823	51,127
Standardni odklon realne zamude	108,568	126,882	119,150		114,434	121,601
Povprečna napaka ocenjene zamude (ostanek med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	11,919	-7,97E+16	21,744		-0,777	-4,294
Povprečna absolutna napaka ocenjene zamude (razlika med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	98,299	2,61E+18	125,602		114,082	106,067
Standardni odklon napake za ocenjeno zamudo	58,078	1,99E+17	79,359		53,851	45,363
Delež napake standardnega odklona	0,988	2,06E+16	1,054		0,997	0,872
Pearsonov koeficient korelacije - r	0,446	0,044	0,173		0,085	0,491
Število neodvisnih spremenljivk	189	189	189	189	189	189
Število podatkov	7.217	7.217	7.217	7.217	7.217	7.217
Porabljen čas	1 min	1 min	1 ura		5 min	4 ure

Pri ocenjevanju zamud, ko je nevronska mreža sama iskala pomembne neodvisne spremenljivke, so se pojavile težave pri vseh tipih. NN z MLP sploh ne izdelata mreže. Linearna NN ($r = 0,001$) in RBFNN ($r = 0,044$) sicer izdelata mrežo, ki pa daje zelo nizke korelacije. GRNN pa sploh ni sposobna izbirati pomembnih neodvisnih spremenljivk ($r = 0,476$).

Tabela 56: Povzetek statistik pri modelu ocenjevanja zamud z različnimi tipi nevronske mreže in linearno večkratno regresijo (metoda stepwise) z izbiranjem pomembnih neodvisnih spremenljivk

	Linearna večkratna regresija	Linearna NN	NN z MLP z eno skrito plastjo	NN z MLP z dvema skritima plastema	RBFNN	GRNN
Povprečje realne zamude	47,662	50,482	ne izdelana mreže, pride do napake	ne izdelana mreže, pride do napake	47,691	49,662
Standardni odklon realne zamude	108,568	117,424			112,999	119,930
Povprečna napaka ocenjene zamude (ostanek med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	7,608	2,03E+15			29,201	-2,466
Povprečna absolutna napaka ocenjene zamude (razlika med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	99,416	1,14E+17			112,906	105,731
Standardni odklon napake za ocenjeno zamudo	44,580	5,15E+15			72,660	43,384
Delež napake standardnega odklona	0,996	9,69E+14			0,999	0,882
Pearsonov koeficient korelacije - r	0,409	0,001			0,044	0,476
Število izbranih neodvisnih spremenljivk	51	183	58	189		
Število neodvisnih spremenljivk	189	189	189	189	189	189
Število podatkov	7.217	7.217	7.217	7.217	7.217	7.217
Porabljen čas	1 min	2 min			20 min	4 ure

Z linearno večkratno regresijo (metoda stepwise) smo določili 51 pomembnih neodvisnih spremenljivk, ki si jih lahko ogledamo v tabeli 57.

Tabela 57: Statistično pomembne neodvisne spremenljivke, ki napovedujejo zamude, pri ocenjevanju z linearno večkratno regresijo (metoda stepwise)

	Postavke	r	Δr	β	t	p
1	Dnevi vezave kratkoročnih poslovnih obveznosti	0,166	0,16565	0,280	13,189	0,000
2	Pravočasno plačujem svoje račune.	0,204	0,03867	-0,275	-11,020	0,000
3	Držim se izbrane poti.	0,243	0,03884	0,100	2,635	0,008
4	Nasprotje postavke: Nisem visoko motiviran za uspeh.	0,258	0,01523	-0,130	-6,427	0,000
5	Nasprotje postavke: Svojo mizo puščam razmetano.	0,272	0,01328	-0,241	-8,790	0,000
6	Dodana vrednost na zaposlenega	0,286	0,01462	-0,073	-2,912	0,004

	Postavke	r	Δr	β	t	p
7	Razmerje med kratkoročnimi poslovnimi terjatvami in kratkoročnimi obveznostmi	0,295	0,00823	0,183	9,179	0,000
8	Kapitalska pokritost stalnih sredstev	0,311	0,01602	-0,102	-5,966	0,000
9	Dobičkovnost prihodkov iz poslovanja	0,316	0,00544	0,051	2,291	0,022
10	Nasprotje postavke: Sem sproščen, obvladujem stres.	0,324	0,00780	0,065	2,284	0,022
11	Basic earning power ratio	0,328	0,00471	-0,069	-3,348	0,001
12	Sem iznajdljiv.	0,346	0,01787	0,219	4,860	0,000
13	Nasprotje postavke: Sem nekoliko nepreviden.	0,351	0,00504	-0,257	-11,076	0,000
14	Nasprotje postavke: Nered me ne moti.	0,354	0,00282	-0,340	-10,628	0,000
15	Nasprotje postavke: Sem nagnjen k neredu.	0,358	0,00369	0,369	9,936	0,000
16	Zahtevam kvaliteto.	0,363	0,00521	-0,129	-5,547	0,000
17	Stvari počnem v skladu z načrti.	0,366	0,00251	0,355	8,489	0,000
18	Vztrajam, dokler ne končam dela.	0,368	0,00255	-0,110	-2,777	0,005
19	Obračanje zalog 2	0,370	0,00200	-0,068	-5,188	0,000
20	Nasprotje postavke: Sem zadržan, vase zaprt.	0,376	0,00626	0,202	7,068	0,000
21	Dnevi vezave kratkoročnih poslovnih terjatev	0,378	0,00141	-0,151	-5,130	0,000
22	Obračanje kratkoročnih poslovnih terjatev	0,381	0,00302	-0,122	-5,355	0,000
23	Ostanem miren v napetih situacijah.	0,383	0,00209	-0,197	-8,199	0,000
24	Povprečna mesečna plača na zaposlenega	0,384	0,00154	0,105	4,334	0,000
25	Kratkoročne finančne in poslovne obveznosti	0,387	0,00259	0,411	4,772	0,000
26	Poslovni izid iz poslovanja po davkih	0,388	0,00138	-0,114	-4,865	0,000
27	Sem samozavesten.	0,391	0,00233	0,107	2,491	0,013
28	Dolgoročna pokritost dolgoročnih sredstev in zalog	0,392	0,00084	0,075	5,136	0,000
29	Čisti dobiček (izguba) na zaposlenega	0,393	0,00095	0,053	2,637	0,008
30	Nasprotje postavke: Naredim nasprotno od zahtevanega.	0,393	0,00089	-0,216	-5,899	0,000
31	Sem družaben, grem rad med ljudi.	0,394	0,00062	-0,336	-7,546	0,000
32	Nasprotje postavke: Sem hladen in vzvišen.	0,395	0,00066	0,135	5,892	0,000
33	Naredim več, kot se pričakuje od mene.	0,395	0,00061	-0,213	-5,798	0,000
34	Nasprotje postavke: Prispevam lahko le malo.	0,396	0,00085	0,061	2,265	0,024
35	Hitro odpustim drugim.	0,397	0,00058	-0,085	-3,391	0,001
36	Delež obratnih sredstev v sredstvih	0,397	0,00071	0,078	4,220	0,000
37	Povprečno število zaposlenih na podlagi delovnih ur v obračunskem obdobju	0,398	0,00077	0,486	5,289	0,000
38	Drugi stroški dela	0,399	0,00064	-0,947	-7,704	0,000
39	Leto	0,399	0,00058	0,071	2,894	0,004
40	Imam bujno domišljijo.	0,400	0,00060	0,092	3,532	0,000
41	Rad imam red.	0,400	0,00033	-0,077	-2,360	0,018
42	Nasprotje postavke: Sem bolj miren po naravi.	0,401	0,00081	-0,206	-8,210	0,000
43	Obračanje obratnih sredstev	0,402	0,00088	0,093	3,324	0,001
44	Takoj se lotim nalog.	0,403	0,00112	0,184	4,595	0,000
45	Nasprotje postavke: Napačno prikazujem dejstva.	0,404	0,00102	-0,075	-3,181	0,001
46	Stroški plač	0,404	0,00021	0,562	4,303	0,000
47	Finančni odhodki	0,405	0,00102	0,515	7,037	0,000
48	Nabavna vrednost prodanega blaga in materiala ter stroški porabljenega materiala	0,407	0,00159	-0,724	-5,261	0,000
49	Nasprotje postavke: Prelomim svoje obljube.	0,407	0,00010	-0,139	-3,932	0,000
50	Dnevi vezave zalog 2	0,408	0,00063	-0,072	-2,657	0,008
51	Nasprotje postavke: Imam malo umetniških interesov.	0,409	0,00138	0,087	2,952	0,003

Zanimivo je, da je najpomembnejši kazalnik dnevi vezave kratkoročnih poslovnih obveznosti ($\Delta r = 0,166$), ki je pozitivno povezan z zamudo, kar je tudi pričakovano. Čim višji je kazalnik, dalj časa so vezane poslovne obveznosti in posledično so zamude večje. Kot drugi najpomembnejši kazalnik je dodana vrednost na zaposlenega ($\Delta r = 0,015$) na šestem mestu, ki pa ima negativen vpliv na zamudo. Čim višja je dodana vrednost na zaposlenega, manjše so zamude. Vmes pa imamo postavke »Pravočasno plačujem svoje račune«

($\Delta r = 0,039$), »Držim se izbrane poti« ($\Delta r = 0,039$), »Nisem visoko motiviran za uspeh« ($\Delta r = 0,015$) in »Svojo mizo puščam razmetano« ($\Delta r = 0,015$). Te postavke potrjujejo pomembnost njihove vključitve v ocenjevanje. Ugotovimo lahko, da anketirane osebe s podanimi ocenami pri prej omenjenih postavkah nakazujejo svoje obnašanje pri plačevanju zapadlih računov svojim dobaviteljem.

Razmerje med kratkoročnimi poslovnimi terjatvami in kratkoročnimi obveznostmi ($\Delta r = 0,008$) je na sedmem mestu in ima pozitiven vpliv na zamude. To je pričakovano, saj večje razmerje pomeni večje zamude. Sledi negativen vpliv kapitalske pokritosti stalnih sredstev ($\Delta r = 0,016$). To pomeni: če bodo stalna sredstva višje pokrita s kapitalom krajše bodo zamude. Vpliv ostalih pomembnih neodvisnih spremenljivk si lahko ogledamo v nadaljevanju tabele 57.

7.4.2. Modeli ocenjevanja zamud s postavkami (osebnost in vestnost), boniteto podjetja in predhodnimi zamudami

Zaradi obilice neodvisnih spremenljivk v obstoječem vzorcu smo se odločili, da za modele ocenjevanja uporabimo samo linearno večkratno regresijo. Nevronske mreže ne zmorejo učinkovitega ocenjevanja pri tako velikem številu neodvisnih spremenljivk. Korelacije, ki jih dobimo pri linearni večkratni regresiji, so dobre. Ocenjevanje brez predhodne zamude smo si ravnokar ogledali. V naslednjih tabelah pa si bomo ogledali ocenjevanje, kjer smo obstoječemu vzorcu dodali prvo predhodno zamudo, prvi dve predhodni zamudi in prve tri predhodne zamude. Obstoječi vzorec se je vsakokrat zmanjšal za tiste zamude, ki niso imele predhodnih zamud pri določenem kupcu.

Tabela 58: Povzetek statistik pri modelih ocenjevanja zamud z linearno večkratno regresijo (metoda enter) z vsemi vključenimi neodvisnimi spremenljivkami

	Prva predhodna zamuda	Dve predhodni zamudi	Tri predhodne zamude
Povprečje realne zamude	48,225	48,650	48,885
Standardni odklon realne zamude	108,655	108,887	108,770
Povprečna napaka ocenjene zamude (ostanek med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	7,943	7,793	7,735
Povprečna absolutna napaka ocenjene zamude (razlika med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	66,044	66,128	65,586
Standardni odklon napake za ocenjeno zamudo	476,027	87,374	87,242
Delež napake standardnega odklona	0,989	0,990	0,990
Pearsonov koeficient korelacije - r	0,799	0,799	0,802
Pojasnjena varianca - $r^2_{prilagojen}$	0,631	0,631	0,636
Število neodvisnih spremenljivk	190	191	192
Število podatkov	7.088	6.991	6.907

Iz tabel 55 in 58 je lepo razvidno, da prva predhodna zamuda ogromno doprinese h korelaciji ($\Delta r = 0,353$). Pearsonov koeficient korelacije je pri linearni večkratni regresiji, kjer ni vključenih predhodnih zamud 0,446, ko pa je vključena prva predhodna zamuda, je 0,799. Druga predhodna zamuda ne spremeni korelacije ($r = 0,799$), tretja predhodna zamuda pa le minimalno ($r = 0,802$). Iz navedenega lahko povzamemo, da so notranje informacije tiste, ki bodo najbolj napovedale zamudo določenega kupca. Notranje informacije pa v našem primeru nosi s seboj prva predhodna zamuda.

Pri linearni večkratni regresiji z metodo stepwise dobimo le rahlo nižje korelacije in pojasnjene variance kot z metodo enter ob vključitvi prve, prvih dveh in prvih treh predhodnih zamud v ocenjevanje zamud. Te visoke korelacije in pojasnjene variance pa gredo v glavnem na račun prve predhodne zamude.

V tabelah 60, 61 in 62 si lahko pogledamo vse statistično pomembne kazalnike bonitete podjetja in postavke iz vprašalnikov (BFI, IPIP vestnost) ter njihove doprinose h Pearsonovemu korelacijskemu koeficientu. V vseh primerih je najpomembnejša prva predhodna zamuda, sledi ji druga predhodna zamuda in leto. Sledijo naslednje postavke: »Pravočasno plačujem svoje račune«, »Stvari počnem v skladu z načrti«. Sledijo nasprotja naslednjih postavk: »Svojo mizo puščam razmetano«, »Nisem visoko motiviran za uspeh«, »Sem nekoliko nepreviden«. Kazalnik bonitete, ki se je izkazal kot najpomembnejši, je dodana vrednost na zaposlenega. V skladu s temi ugotovitvami lahko domnevamo, da so osebnostne lastnosti odgovorne osebe za plačila pomembnejše od kazalnikov bonitete podjetij. Seveda to ne velja za vse osebnostne lastnosti. Bomo pa v nadaljevanju poskušali

ugotoviti, ali je to vestnost in izpolnjevanje obveznosti, kot to predpostavljamo na podlagi analize povezanosti med dimenzijami osebnosti in poddimenzijami vestnosti.

Tabela 59: Povzetek statistik pri modelih ocenjevanja zamud z linearno večkratno regresijo (metoda stepwise), ki izbira pomembne neodvisne spremenljivke

	Prva predhodna zamuda	Dve predhodni zamudi	Tri predhodne zamude
Povprečje realne zamude	48,225	48,650	48,885
Standardni odklon realne zamude	108,655	108,887	108,770
Povprečna napaka ocenjene zamude (ostanek med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	2,490	3,238	2,665
Povprečna absolutna napaka ocenjene zamude (razlika med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	67,240	66,811	66,160
Standardni odklon napake za ocenjeno zamudo	85,361	85,997	86,331
Delež napake standardnega odklona	0,999	0,999	0,999
Pearsonov koeficient korelacije - r	0,786	0,790	0,794
Pojasnjena varianca - r^2 prilagojen	0,617	0,624	0,630
Število izbranih neodvisnih spremenljivk	10	18	12
Število neodvisnih spremenljivk	190	191	192
Število podatkov	7.088	6.991	6.907

Tabela 60: Statistično pomembne neodvisne spremenljivke, ki napovedujejo zamude, pri modelu ocenjevanja zamud z linearno večkratno regresijo (metoda stepwise), kjer sodeluje prva predhodna zamuda

	Postavke	r	Δr	β	t	p
1	Prva predhodna zamuda	0,782	0,78192	0,760	98,630	0,000
2	Dnevi vezave kratkoročnih poslovnih obveznosti	0,783	0,00077	0,021	2,698	0,007
3	Leto	0,783	0,00063	-0,030	-3,813	0,000
4	Nasprotje postavke: Svojo mizo puščam razmetano.	0,784	0,00049	-0,030	-3,510	0,000
5	Nasprotje postavke: Nisem visoko motiviran za uspeh.	0,784	0,00048	-0,037	-4,493	0,000
6	Dodana vrednost na zaposlenega	0,785	0,00040	-0,022	-2,709	0,007
7	Pravočasno plačujem svoje račune.	0,785	0,00028	-0,050	-4,336	0,000
8	Stvari počnem v skladu z načrti.	0,786	0,00054	0,048	4,276	0,000
9	Nasprotje postavke: Sem nekoliko nepreviden.	0,786	0,00020	-0,027	-2,989	0,003
10	Nasprotje postavke: Včasih sem osoren do drugih.	0,786	0,00015	0,019	2,081	0,038

Tabela 61: Statistično pomembne neodvisne spremenljivke, ki napovedujejo zamude, pri modelu ocenjevanja z linearno večkratno regresijo (metoda stepwise), kjer sodelujeta prvi dve predhodni zamudi

	Postavke	r	Δr	β	t	p
1	Prva predhodna zamuda	0,784	0,78385	0,705	58,637	0,000
2	Druga predhodna zamuda	0,785	0,00135	0,065	5,464	0,000
3	Leto	0,786	0,00074	-0,037	-4,480	0,000
4	Pravočasno plačujem svoje račune.	0,787	0,00059	-0,038	-2,980	0,003
5	Stvari počnem v skladu z načrti.	0,787	0,00090	0,068	4,264	0,000
6	Nasprotje postavke: Svojo mizo puščam razmetano.	0,788	0,00037	-0,026	-2,925	0,003
7	Nasprotje postavke: Prispevam lahko le malo.	0,788	0,00032	-0,046	-3,727	0,000
8	Dodana vrednost na zaposlenega	0,788	0,00024	-0,016	-1,779	0,075
9	Nasprotje postavke: Nisem visoko motiviran za uspeh.	0,789	0,00020	-0,028	-3,257	0,001
10	Trdo delam.	0,789	0,00020	0,045	3,550	0,000
11	Dnevi vezave kratkoročnih poslovnih obveznosti	0,789	0,00014	0,025	2,894	0,004
12	Naloge uspešno izpolnim.	0,789	0,00016	0,047	2,904	0,004
13	Načrtujem svoje delo in se teh načrtov tudi držim.	0,789	0,00025	-0,069	-3,823	0,000
14	Svoje delo odlično opravljam.	0,790	0,00024	-0,059	-3,328	0,001
15	Z lahkoto izvedem naloge.	0,790	0,00014	0,063	3,770	0,000
16	Nasprotje postavke: Sprejemam prenašljive odločitve.	0,790	0,00014	-0,031	-2,733	0,006
17	Nasprotje postavke: Sem sproščen, obvladujem stres.	0,790	0,00021	0,042	2,804	0,005

	Postavke	r	Δr	β	t	p
18	Nasprotje postavke: Sem hladen in vzvišen.	0,790	0,00021	0,030	2,484	0,013

Tabela 62: Statistično pomembne neodvisne spremenljivke, ki napovedujejo zamude, pri modelu ocenjevanja z linearno večkratno regresijo (metoda stepwise), kjer sodelujejo prve tri predhodne zamude

	Postavke	r	Δr	β	t	p
1	Prva predhodna zamuda	0,789	0,78906	0,716	59,854	0,000
2	Druga predhodna zamuda	0,790	0,00130	0,064	5,366	0,000
3	Leto	0,791	0,00069	-0,037	-4,622	0,000
4	Pravočasno plačujem svoje račune.	0,792	0,00056	-0,072	-6,093	0,000
5	Stvari počnem v skladu z načrti.	0,793	0,00099	0,070	5,544	0,000
6	Nasprotje postavke: Nisem visoko motiviran za uspeh.	0,793	0,00033	-0,034	-4,283	0,000
7	Nasprotje postavke: Svojo mizo puščam razmetano.	0,793	0,00024	-0,057	-4,508	0,000
8	Dodana vrednost na zaposlenega	0,793	0,00017	-0,017	-2,001	0,045
9	Nasprotje postavke: Sem nekoliko nepreviden.	0,794	0,00017	-0,036	-3,747	0,000
10	Proizvodnost sredstev	0,794	0,00015	-0,023	-2,846	0,004
11	Nasprotje postavke: Sem nagnjen k neredu.	0,794	0,00021	0,061	3,686	0,000
12	Hočem, da je vse, «kot mora biti».	0,794	0,00027	-0,034	-2,812	0,005

7.5. Modeliranje ocenjevanja zamud z vsemi faktorji

Poskušali smo ocenjevati zamude s kazalniki bonitete in postavkami za osebnost ter vestnost s pomočjo nevronske mreže, vendar je prihajalo do velikih težav. Zato smo se odločili ocenjevati zamude z vsemi faktorji. Ti faktorji povzemajo sporočilnost posameznih kazalnikov bonitete (faktorji bonitete), postavk osebnosti (faktorji osebnosti) in postavk vestnosti (faktorji vestnosti). Na ta način smo zelo zmanjšali število neodvisnih spremenljivk. Faktorji bonitete so naslednji:

- Faktor bonitete 1: bilanca
- Faktor bonitete 2: poslovni izid
- Faktor bonitete 3: gospodarnost
- Faktor bonitete 4: dobičkovnost
- Faktor bonitete 5: financiranje
- Faktor bonitete 6: likvidnost
- Faktor bonitete 7: obrat
- Faktor bonitete 8: produktivnost zaposlenega
- Faktor bonitete 9: plačilni pogoji
- Faktor bonitete 10: učinkovitost kapitala
- Faktor bonitete 11: drugi poslovni prihodki in odhodki

Faktorji osebnosti so:

- Ekstravertnost
- Sprejemljivost
- Vestnost
- Nevroticizem
- Odprtost za izkušnje

Faktorji vestnosti so:

- Kompetentnost
- Redoljubnost
- Izpolnjevanje obveznosti
- Potreba po dosežkih
- Samodiscipliniranost
- Preudarnost

Tem faktorjem smo dodali še obliko podjetja in odgovarjajoče leto. S pomočjo korelacije in nevronske mreže smo ugotovili, da oblika podjetja pomembno vpliva na zamude. Pri nevronske mreže se je pokazalo tudi, da leto pomembno vpliva na zamude.

Tabela 63: Povzetek statistik pri modelih ocenjevanja zamud z linearno večkratno regresijo (metoda enter) z vsemi vključenimi faktorji, obliko podjetja in odgovarjajočim letom

	Brez predhodne zamude	Prva predhodna zamuda	Dve predhodni zamudi	Tri predhodne zamude
Povprečje realne zamude	47,662	48,225	48,650	48,885
Standardni odklon realne zamude	108,568	108,655	108,887	108,770
Pearsonov koeficient korelacije - r	0,277	0,785	0,788	0,793
Pojasnjena varianca - $r^2_{prilagojen}$	0,073	0,615	0,619	0,627
Nestabilnost pri multikolinearnosti - F	24,844	452,937	438,389	431,529
Število neodvisnih spremenljivk	24	25	26	27
Število podatkov	7.217	7.088	6.991	6.907

Primerjava med tabelama 63 in 64 poda zanimivost, da je razlika med korelacijama, ko ni upošteevane predhodne zamude, največja (0,169). Čim upoštevamo samo prvo predhodno zamudo, je ta razlika že tako majhna, da lahko brez slabe vesti za ocenjevanje zamud uporabimo samo faktorje. Na ta način resnično zajamemo vso sporočilnost.

Tabela 64: Povzetek statistik pri modelih ocenjevanja zamud z linearno večkratno regresijo (metoda enter) z vsemi kazalniki bonitete, postavkami (vprašalnik BFI za osebnost in vprašalnik IPIP za vestnost), obliko podjetja in odgovarjajočim letom

	Brez predhodne zamude	Prva predhodna zamuda	Dve predhodni zamudi	Tri predhodne zamude
Povprečje realne zamude	47,662	48,225	48,650	48,885
Standardni odklon realne zamude	108,568	108,655	108,887	108,770
Pearsonov koeficient korelacije - r	0,446	0,799	0,799	0,802
Pojasnjena varianca - $r^2_{prilagojen}$	0,180	0,631	0,631	0,636
Nestabilnost pri multikolinearnosti - F	10,444	80,053	88,957	91,890
Število neodvisnih spremenljivk	189	190	191	192
Število podatkov	7.217	7.088	6.991	6.907

7.5.1. Model ocenjevanja zamud, kjer niso upošteevane predhodne zamude

Naše modeliranje ocenjevanja zamud z vsemi faktorji, obliko podjetja in odgovarjajočim letom vendar brez predhodnih zamud smo nadaljevali še z različnimi tipi nevronske mreže. Iz tabele 65 razberemo, da je najvišji Pearsonov koeficient korelacije dosegla GRNN ($r = 0,483$), kar je višje kot pri ocenjevanju z vsemi kazalniki bonitete, postavkami, obliko podjetja in odgovarjajočim letom ($r = 0,476$) in kot pri ocenjevanju s kazalniki bonitete, obliko podjetja in odgovarjajočim letom ($r = 0,471$). Malo nižji Pearsonov koeficient korelacije je

Tabela 65: Povzetek statistik med posameznimi tipi nevronske mreže in linearno večkratno regresijo (metoda enter) pri modelu ocenjevanja korelacij med zamudami in vsemi faktorji, obliko podjetja in odgovarjajočim letom

	Linearna večkratna regresija	Linearna NN	NN z MLP z eno skrito plastjo	NN z MLP z dvema skritima plastema	RBFNN	GRNN
Povprečje realne zamude	47,662	44,050	46,742	49,347	49,519	49,451
Standardni odklon realne zamude	108,568	98,118	108,035	108,874	113,423	116,415
Povprečna napaka ocenjene zamude (ostanek med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	5,633	5,285	8,948	7,095	2,843	-4,028
Povprečna absolutna napaka ocenjene zamude (razlika med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	104,504	92,133	101,580	103,258	112,935	101,981
Standardni odklon napake za ocenjeno zamudo	30,097	48,135	51,241	53,466	60,498	42,665
Delež napake standardnega odklona	0,998	0,939	0,940	0,948	0,996	0,876
Pearsonov koeficient korelacije - r	0,277	0,344	0,341	0,320	0,147	0,483
Število neodvisnih spremenljivk	24	24	24	24	24	24
Število podatkov	7.217	7.217	7.217	7.217	7.217	7.217
Porabljen čas	1 min	1 min	20 min	2 uri	1 min	20 min

dosegla linearna NN ($r = 0,344$), sledita ji NN z MLP, ki vsebuje eno skrito plast ($r = 0,341$) in NN z MLP, ki vsebuje dve skriti plasti ($r = 0,320$). Najslabšo korelacijo je dosegla RBFNN ($r = 0,147$), ki je nižja od linearne večkratne regresije ($r = 0,277$). Kljub temu, da imamo samo 24 neodvisnih spremenljivk, je porabila NN z MLP, ki vsebuje dve skriti plasti, kar dve uri za ocenjevanje.

NN z MLP je vsebovala v skriti plasti 26 nevronov, NN z MLP, ki ima dve skriti plasti, pa je v obeh plasteh vsebovala po 26 nevronov. Obe NN z MLP sta uporabili za učenje algoritem vzratnega širjenja napake. RBFNN je v skriti plasti vsebovala 21 nevronov. Za določanje centrov je bil uporabljen algoritem k-povprečij, za določanje odklona pa metoda k-najbližjih sosedov. V izhodni plasti je bil uporabljen psevdo-inverzni algoritem prilagajanja uteži. Pri GRNN je v prvi skriti plasti sodelovalo 3.609 nevronov, v drugi skriti plasti pa dva. Pri učenju je bila uporabljena metoda podvzorčenja.

V tabeli 66 opazimo najvišji Pearsonov koeficient korelacije pri GRNN ($r = 0,526$) in je celo višji kot pri ocenjevanju, ko sodelujejo vse neodvisne spremenljivke ($r = 0,483$). Očitno z izborom posameznih pomembnih neodvisnih spremenljivk GRNN doseže boljšo ocenitev. Tudi pri RBFNN se je zvišal Pearsonov koeficient korelacije iz 0,147, ko so sodelovale vse neodvisne spremenljivke, na 0,209, ko pri ocenitvi sodeluje samo bilanca. Pri NN z MLP, ki ima dve skriti plasti, je bila izbrana tudi samo ena neodvisna spremenljivka, in sicer gospodarnost ($r = 0,126$). Katere pomembne neodvisne spremenljivke so izbrale posamezne nevronske mreže in linearna večkratna regresija, si lahko ogledamo v tabeli 67 in 68.

NN z MLP je vsebovala v skriti plasti 10 nevronov, NN z MLP, ki ima dve skriti plasti, pa je v obeh plasteh vsebovala po 26 nevronov. Obe NN z MLP sta uporabili za učenje algoritem vzratnega širjenja napake. RBFNN je v skriti plasti vsebovala 15 nevronov. Za določanje centrov je bil uporabljen algoritem k-povprečij, za določanje odklona pa metoda k-najbližjih sosedov. V izhodni plasti je bil uporabljen psevdo-inverzni algoritem prilagajanja uteži. Pri GRNN je v prvi skriti plasti sodelovalo 3.609 nevronov, v drugi skriti plasti pa dva. Pri učenju je bila uporabljena metoda podvzorčenja.

Tabela 66: Povzetek statistik med posameznimi tipi nevronske mreže in linearno večkratno regresijo (metoda stepwise) pri modelu ocenjevanja korelacij med zamudami in vsemi faktorji, obliko podjetja in odgovarjajočim letom z izbiranjem neodvisnih spremenljivk

	Linearna večkratna regresija	Linearna NN	NN z MLP z eno skrito plastjo	NN z MLP z dvema skritima plastema	RBFNN	GRNN
Povprečje realne zamude	47,662	49,849	48,052	46,590	46,513	48,131
Standardni odklon realne zamude	108,568	109,113	106,341	99,034	108,753	108,769
Povprečna napaka ocenjene zamude (ostanek med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	4,529	-2,745	-2,908	8,368	0,269	-1,684
Povprečna absolutna napaka ocenjene zamude (razlika med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	104,520	102,994	100,525	98,284	106,360	92,887
Standardni odklon napake za ocenjeno zamudo	29,785	47,813	45,463	55,452	49,528	41,088
Delež napake standardnega odklona	0,999	0,944	0,945	0,992	0,978	0,854
Pearsonov koeficient korelacije - r	0,274	0,334	0,327	0,126	0,209	0,526
Število izbranih neodvisnih spremenljivk	15	20	12	1	1	22
Število neodvisnih spremenljivk	24	24	24	24	24	24
Število podatkov	7.217	7.217	7.217	7.217	7.217	7.217
Porabljen čas	1 min	1 min	45 min	45 min	1 min	20 min

Tabela 67: Zaporedje statistične pomembnosti neodvisnih spremenljivk pri ocenjevanjih zamud z različnimi tipi nevronske mreže

	Linearna NN	NN z MLP z eno skrito plastjo	NN z MLP z dvema skritima plastema	RBFNN	GRNN
1	dobičkovnost	odprtost za izkušnje	gospodarnost	bilanca	letno
2	letno	letno			izpolnjevanje obveznosti
3	gospodarnost	izpolnjevanje obveznosti			oblika podjetja
4	plačilni pogoji	plačilni pogoji			sprejemljivost
5	odprtost za izkušnje	kompetentnost			kompetentnost
6	produktivnost	vestnost			potreba po dosežkih

	Linearna NN	NN z MLP z eno skrito plastjo	NN z MLP z dvema skritima plastema	RBFNN	GRNN
	zaposlenega				
7	vestnost	sprejemljivost			vestnost
8	bilanca	redoljubnost			redoljubnost
9	izpolnjevanje obveznosti	samodiscipliniranost			odprtost za izkušnje
10	oblika podjetja	potreba po dosežkih			bilanca
11	redoljubnost	preudarnost			preudarnost
12	obrat	ekstravertnost			plačilni pogoji
13	poslovni izid				samodiscipliniranost
14	sprejemljivost				drugi poslovni prihodki in odhodki
15	preudarnost				likvidnost
16	samodiscipliniranost				obrat
17	likvidnost				produktivnost zaposlenega
18	učinkovitost kapitala				financiranje
19	drugi poslovni prihodki in odhodki				poslovni izid
20	ekstravertnost				gospodarnost
21					učinkovitost kapitala
22					dobičkovnost

Pri nevronskih mrežah smo dobili kot najpomembnejšo spremenljivko leto, sledi ji izpolnjevanje obveznosti, gospodarnost in plačilni pogoji. Pri linearni večkratni regresiji (metoda stepwise) pa smo dobili najpomembnejšo spremenljivko plačilni pogoji. Njej sledi odprtost za izkušnje in produktivnost zaposlenega.

Tabela 68: Razvrstitev statistično pomembnih neodvisnih spremenljivk pri ocenjevanju zamud z linearno večkratno regresijo (metoda stepwise)

	Faktorji	r	Δr	β	t	p
1	Plačilni pogoji	0,165	0,16478	0,142	10,600	0,000
2	Odrprtost za izkušnje	0,193	0,02805	-0,134	-5,720	0,000
3	Produktivnost zaposlenega	0,223	0,03052	-0,141	-6,764	0,000
4	Redoljubnost	0,231	0,00779	-0,094	-3,777	0,000
5	Poslovni izid	0,247	0,01627	-0,082	-3,552	0,000
6	Obrat	0,256	0,00821	-0,060	-4,056	0,000
7	Financiranje	0,259	0,00318	-0,026	-2,064	0,039
8	Sprejemljivost	0,261	0,00178	0,043	2,471	0,013
9	Leto	0,264	0,00375	-0,030	-2,376	0,018
10	Gospodarnost	0,266	0,00145	-0,195	-5,768	0,000
11	Dobičkovnost	0,270	0,00465	0,198	4,822	0,000
12	Bilanca	0,271	0,00105	-0,058	-2,113	0,035
13	Izpolnjevanje obveznosti	0,273	0,00105	-0,090	-3,671	0,000
14	Kompetentnost	0,274	0,00101	0,090	3,858	0,000
15	Oblika podjetja	0,274	0,00051	-0,059	-3,409	0,001

7.5.2. Model ocenjevanja zamud, kjer je upoštevana prva predhodna zamuda

V ta model ocenjevanja smo poleg vseh faktorjev, oblike podjetja in odgovarjajočega leta dodali še prvo predhodno zamudo. Ocenjevanje smo izvajali tako kot do sedaj z vsemi tipi nevronskih mrež in z linearno večkratno regresijo. Pearsonovi koeficienti korelacije so pri vseh tipih nevronskih mrež večji kot pri linearni večkratni regresiji. Najvišja dobljena korelacija je pri linearni NN ($r = 0,868$), sledi ji NN z MLP, ki vsebuje eno skrito plast ($r = 0,860$), potem GRNN ($r = 0,839$), RBFNN ($r = 0,822$) in NN z MLP, ki ima dve skriti plasti ($r = 0,813$). V prvi skriti plasti je imela dva nevrona, v drugi skriti plasti pa enega. NN z MLP je vsebovala v skriti plasti en nevron. Pri obeh nevronskih mrežah je bil uporabljen algoritem vzvratnega širjenja

napake za učenje in algoritem konjugiranega gradienta za minimiziranje napake. RBFNN je imela v skriti plasti 25 nevronov, GRNN pa v prvi skriti plasti 3.544 in dva nevrona v drugi skriti plasti. Pri GRNN je bila za učenje uporabljena metoda podvzorčenja. Za določanje centrov pri RBFNN je bil uporabljen algoritem k-povprečij, za določanje odklona pa metoda k-najbližjih sosedov. V izhodni plasti pa je bil uporabljen psevdo-inverzni algoritem prilaganja uteži.

Tabela 69: Povzetek statistik med posameznimi tipi nevronske mreže in linearno večkratno regresijo (metoda enter) v modelu ocenjevanja korelacij med zamudami in vsemi faktorji, obliko podjetja, odgovarjajočim letom in prvo predhodno zamudo

	Linearna večkratna regresija	Linearna NN	NN z MLP z eno skrito plastjo	NN z MLP z dvema skritima plastema	RBFNN	GRNN
Povprečje realne zamude	48,225	46,314	55,204	49,390	53,849	47,110
Standardni odklon realne zamude	108,655	101,760	123,971	115,326	119,303	111,726
Povprečna napaka ocenjene zamude (ostanek med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	3,752	2,110	-2,819	0,603	-2,571	-0,563
Povprečna absolutna napaka ocenjene zamude (razlika med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	67,460	50,496	64,520	67,137	68,003	61,418
Standardni odklon napake za ocenjeno zamudo	85,247	23,176	26,347	27,437	26,779	24,080
Delež napake standardnega odklona	0,998	0,496	0,520	0,582	0,570	0,550
Pearsonov koeficient korelacije - r	0,785	0,868	0,860	0,813	0,822	0,839
Število neodvisnih spremenljivk	25	25	25	25	25	25
Število podatkov	7.088	7.088	7.088	7.088	7.088	7.088
Porabljen čas	1 min	1 min	16 min	45 min	2 min	15 min

Ocenjevanje smo nadaljevali še z izbiranjem neodvisnih spremenljivk. Kljub izbiranju neodvisnih spremenljivk so vsi tipi nevronske mreže presegle Pearsonov koeficient korelacije 0,8 (močna korelacija). Linearna večkratna regresija (metoda stepwise) je dosegla najnižjo korelacijo izmed vseh načinov ocenjevanja v tem modelu pri izboru sedmih neodvisnih spremenljivk, in sicer 0,784. Iz tabele 70 lahko povzamemo, da se nevronske mreže bolj prilagodijo, ko izbirajo neodvisne spremenljivke in lahko dosežejo višji Pearsonov koeficient korelacije. To velja za linearno NN ($r = 0,878$) in GRNN ($r = 0,862$). V prvi skriti plasti GRNN je bilo 3544 nevronov, v drugi pa kot vedno dva nevrona. Metoda podvzorčenja je bila uporabljena za učenje. Pri RBFNN je bilo v skriti plasti udeleženih 9 nevronov. NN z MLP je imela v skriti plasti 2 nevrona. Za učenje je bil uporabljen algoritem vzratnega širjenja napake in algoritem konjugiranega gradienta za minimiziranje napake. NN z MLP, ki vsebuje dve skriti plasti, je imela v vsaki plasti po 26 nevronov. Za učenje je bil uporabljen algoritem vzratnega širjenja napake.

Tabela 70: Povzetek statistik med posameznimi tipi nevronske mreže in linearno večkratno regresijo (metoda stepwise) v modelu ocenjevanja korelacij med zamudami in vsemi faktorji, obliko podjetja, odgovarjajočim letom in prvo predhodno zamudo z izbiranjem neodvisnih spremenljivk

	Linearna večkratna regresija	Linearna NN	NN z MLP z eno skrito plastjo	NN z MLP z dvema skritima plastema	RBFNN	GRNN
Povprečje realne zamude	48,225	44,847	51,953	45,245	51,642	49,235
Standardni odklon realne zamude	108,655	104,165	121,788	102,255	115,307	113,441
Povprečna napaka ocenjene zamude (ostanek med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	2,109	0,944	-2,291	8,870	1,670	-2,370
Povprečna absolutna napaka ocenjene zamude (razlika med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	67,427	50,478	68,507	60,323	68,439	57,507
Standardni odklon napake za ocenjeno zamudo	85,205	22,162	24,428	27,255	25,394	23,752
Delež napake standardnega odklona	1,000	0,485	0,563	0,590	0,594	0,507
Pearsonov koeficient korelacije - r	0,784	0,878	0,827	0,809	0,806	0,862
Število izbranih neodvisnih spremenljivk	7	2	2	1	7	3
Število neodvisnih spremenljivk	25	25	25	25	25	25
Število podatkov	7.088	7.088	7.088	7.088	7.088	7.088
Porabljen čas	1 min	1 min	5 ur	3 ure	1 min	40 min

Pri linearni nevronske mreži smo v tabeli 70 opisali rezultate, kjer sta bili izbrani prva predhodna zamuda in redoljubnost. Čim je izbrana samo prva predhodna zamuda, linearna NN doseže le rahlo nižji Pearsonov koeficient korelacije, in sicer 0,872.

Tabela 71: Zaporedje pomembnosti neodvisnih spremenljivk pri ocenjevanjih z različnimi tipi nevronske mreže

	Linearna NN	NN z MLP z eno skrito plastjo	NN z MLP z dvema skritima plastema	RBFNN	GRNN
1	prva predhodna zamuda	leto 1998	prva predhodna zamuda	prva predhodna zamuda	oblika podjetja d.o.o.
2	redoljubnost	prva predhodna zamuda		dobičkovnost	leto 1998
3				gospodarnost	prva predhodna zamuda
4				poslovni izid	
5				plačilni pogoji	
6				drugi poslovni prihodki in odhodki	
7				bilanca	

Pri linearni večkratni regresiji (metoda stepwise) se izkaže, da je najpomembnejša neodvisna spremenljivka prva predhodna zamuda. Tudi pri ostalih tipih nevronske mreže se prva predhodna zamuda pojavi med prvimi tremi najpomembnejšimi neodvisnimi spremenljivkami. Med pomembne neodvisne spremenljivke so se uvrstile še naslednje: leto, plačilni pogoji, oblika podjetja, odprtost za izkušnje, produktivnost zaposlenega, poslovni izid, redoljubnost, dobičkovnost, gospodarnost, bilanca, drugi poslovni prihodki in odhodki.

Tabela 72: Razvrstitev statistično pomembnih neodvisnih spremenljivk pri ocenjevanju zamud z linearno večkratno regresijo (metoda stepwise)

	Faktorji	r	Δr	β	t	p
1	Prva predhodna zamuda	0,782	0,78192	0,767	100,723	0,000
2	Leto	0,783	0,00071	-0,029	-3,695	0,000
3	Plačilni pogoji	0,783	0,00075	0,033	4,230	0,000
4	Odprtost za izkušnje	0,784	0,00046	-0,026	-2,755	0,006
5	Produktivnost zaposlenega	0,784	0,00025	-0,022	-2,687	0,007
6	Poslovni izid	0,784	0,00015	-0,025	-2,754	0,006
7	Redoljubnost	0,784	0,00016	-0,023	-2,139	0,032

7.5.3. Model ocenjevanja zamud, kjer sta upoštevani prvi dve predhodni zamudi

Naslednji model ocenjevanja zamud smo zgradili z eno odvisno spremenljivko (zamude) in 26 neodvisnimi spremenljivkami (vsi faktorji, prvi dve predhodni zamudi, oblika podjetja in odgovarjajoče leto). Najprej smo izvajali ocenjevanje z vsemi neodvisnimi spremenljivkami (tabela 73), nato pa z izbiranjem pomembnih

Tabela 73: Povzetek statistik med posameznimi tipi nevronske mreže in linearno večkratno regresijo (metoda enter) v modelu ocenjevanja korelacij med zamudami in vsemi faktorji, obliko podjetja, odgovarjajočim letom in prvima dvema predhodnima zamudama

	Linearna večkratna regresija	Linearna NN	NN z MLP z eno skrito plastjo	NN z MLP z dvema skritima plastema	RBFNN	GRNN
Povprečje realne zamude	48,650	48,010	50,223	51,213	51,418	51,188
Standardni odklon realne zamude	108,887	106,949	111,756	111,431	115,287	111,505
Povprečna napaka ocenjene zamude (ostanek med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	3,820	3,762	1,549	-3,232	-2,603	-2,950
Povprečna absolutna napaka ocenjene zamude (razlika med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	67,182	52,708	49,140	58,748	73,369	61,491
Standardni odklon napake za ocenjeno zamudo	85,741	23,249	23,719	28,021	30,308	27,103
Delež napake standardnega odklona	0,998	0,493	0,440	0,527	0,636	0,551
Pearsonov koeficient korelacije - r	0,788	0,871	0,898	0,850	0,771	0,835
Število neodvisnih spremenljivk	26	26	26	26	26	26
Število podatkov	6991	6991	6991	6991	6991	6991
Porabljen čas	1 min	1 min	6 ur	1 ura	2 min	15 min

neodvisnih spremenljivk. Najboljšo korelacijo z zamudami, kjer nastopajo vse neodvisne spremenljivke, smo dobili pri ocenjevanju z NN z MLP, ki ima eno skrito plast ($r = 0,898$), sledi ji linearna NN ($r = 0,871$), NN z MLP, ki ima dve skriti plasti ($r = 0,850$), in GRNN ($r = 0,835$) (glej tabelo 73). RBFNN se je slabše približala zamudam ($R = 0,771$) kot linearna večkratna regresija ($r = 0,788$). Pri RBFNN je bilo v skriti plasti udeleženih 50 nevronov. Za določanje centrov je bil uporabljen algoritem k-povprečij, za določanje odklona pa metoda k-najbližjih sosedov. V izhodni plasti je bil uporabljen psevdo-inverzni algoritem prilagajanja uteži. Pri GRNN je bilo v prvi skriti plasti vključenih 4.496 nevronov in v drugi skriti plasti 2 nevrona. Za učenje je bila uporabljena metoda podvzorčenja. V skriti plasti NN z MLP sta bila udeležena 2 nevrona. Za treniranje je bil uporabljen algoritem vzvratnega širjenja napake in algoritem konjugiranega gradienta za minimiziranje napake. V prvi in drugi skriti plasti NN z MLP je bilo po 26 nevronov. Za učenje je bil uporabljen algoritem vzvratnega širjenja napake.

Tudi pri tem modelu lahko iz tabele 74 povzamemo, da se nevronske mreže resnično bolj prilagodijo, če same izbirajo neodvisne spremenljivke. Korelacije so pri vseh tipih nevronskih mrež višje kot 0,82. To je močna korelacija izbranih neodvisnih spremenljivk z zamudami. Najvišja je pri NN z MLP, ki vsebuje dve skriti plasti ($r = 0,867$), sledi ji linearna NN ($r = 0,866$). Tu je nevronska mreža izbrala eno samo neodvisno spremenljivko, prvo predhodno zamudo. Nato sledi NN z MLP, ki ima eno skrito plast ($r = 0,862$), in porabi največ časa za ocenjevanje (6 ur). Njej sledi GRNN s korelacijo 0,858 in porabljenim časom 40 minut za ocenjevanje. RBFNN je dosegla najnižjo korelacijo od vseh prikazanih ($r = 0,821$). Izbrane pomembne neodvisne spremenljivke pa so bile naslednje: prva predhodna zamuda, učinkovitost kapitala in plačilni pogoji. Pri RBFNN je bilo v skriti plasti udeleženih 13 nevronov, pri GRNN pa v prvi skriti plasti 3496 in v drugi skriti plasti dva nevrona. NN z MLP, ki vsebuje eno skrito plast, je uporabila 3 nevrone. NN z MLP, ki vsebuje dve skriti plasti, je uporabila v prvi skriti plasti dva nevrona, v drugi skriti plasti pa en nevron. Pri obeh NN z MLP je bil za treniranje uporabljen algoritem vzvratnega širjenja napake in algoritem konjugiranega gradienta za minimiziranje napake.

Tabela 74: Povzetek statistik med posameznimi tipi nevronskih mrež in linearno večkratno regresijo (metoda stepwise) v modelu ocenjevanja korelacij med zamudami in vsemi faktorji, obliko podjetja, odgovarjajočim letom in prvima dvema predhodnima zamudama z izbiranjem neodvisnih spremenljivk

	Linearna večkratna regresija	Linearna NN	NN z MLP z eno skrito plastjo	NN z MLP z dvema skritima plastema	RBFNN	GRNN
Povprečje realne zamude	48,650	51,041	46,596	50,447	49,248	47,883
Standardni odklon realne zamude	108,887	114,905	103,833	109,964	104,924	107,015
Povprečna napaka ocenjene zamude (ostanek med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	2,199	0,141	1,317	0,024	0,771	-0,261
Povprečna absolutna napaka ocenjene zamude (razlika med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	67,147	57,753	52,558	54,980	59,888	54,966
Standardni odklon napake za ocenjeno zamudo	85,701	23,109	21,934	23,330	23,318	28,787
Delež napake standardnega odklona	0,999	0,503	0,506	0,500	0,571	0,514
Pearsonov koeficient korelacije - r	0,787	0,866	0,862	0,867	0,821	0,858
Število izbranih neodvisnih spremenljivk	8	6	4	1	3	4
Število neodvisnih spremenljivk	26	26	26	26	26	26
Število podatkov	6.991	6.991	6.991	6.991	6.991	6.991
Porabljen čas	1 min	1 min	6 ur	1 ura	2 min	40 min

Tabela 75: Zaporedje pomembnosti neodvisnih spremenljivk pri ocenjevanjih z različnimi tipi nevronskih mrež

	Linearna NN	NN z MLP z eno skrito plastjo	NN z MLP z dvema skritima plastema	RBFNN	GRNN
1	prva predhodna zamuda	prva predhodna zamuda	prva predhodna zamuda	prva predhodna zamuda	prva predhodna zamuda
2	druga predhodna zamuda	letno		učinkovitost kapitala	letno
3	plačilni pogoji	produktivnost zaposlenega		plačilni pogoji	oblika podjetja
4	odprtost za izkušnje	bilanca			preudarnost
5	ekstravertnost				
6	izpolnjevanje obveznosti				

Zanimivo je, da je pri vseh ocenjevanjih, ki so predstavljena v tabelah 74, 75 in 76, za napoved zamud najpomembnejša prva predhodna zamuda. Pri linearni večkratni regresiji (metoda stepwise) in linearni NN ji sledi druga predhodna zamuda. Pri NN z MLP, ki ima eno skrito plast, in GRNN pa je druga najpomembnejša leto.

Tabela 76: Razvrstitev statistično pomembnih neodvisnih spremenljivk pri ocenjevanju zamud z linearno večkratno regresijo (metoda stepwise)

	Faktorji	r	Δr	β	t	p
1	Prva predhodna zamuda	0,784	0,78385	0,715	59,495	0,000
2	Druga predhodna zamuda	0,785	0,00135	0,069	5,758	0,000
3	Leto	0,786	0,00074	-0,030	-3,766	0,000
4	Plačilni pogoji	0,787	0,00060	0,029	3,724	0,000
5	Odpust za izkušnje	0,787	0,00046	-0,027	-2,810	0,005
6	Produktivnost zaposlenega	0,787	0,00023	-0,021	-2,524	0,012
7	Poslovni izid	0,787	0,00013	-0,024	-2,606	0,009
8	Redoljubnost	0,787	0,00013	-0,021	-1,967	0,049

7.5.4. Model ocenjevanja zamud, kjer so upoštevane prve tri predhodne zamude

V zadnjem modelu ocenjevanja zamud smo predhodnemu modelu dodali še tretjo predhodno zamudo. Ravno tako smo izvajali ocenjevanje z vsemi (tabela 77) in z izbiranjem neodvisnih spremenljivk (tabela 78). Največ težav s pretreniranjem mreže je imela GRNN ob ocenjevanju vseh neodvisnih spremenljivk. Verjetno zato, ker ne ve, katere so pomembne neodvisne spremenljivke, ker so si preveč podobne. Korelacije učenja so bile običajno nad 0,8, pri preverjanju in testiranju pa so bile korelacije od 0,6 do 0,8. Iz tabele 77 je razvidno, da je bil dosežen najvišji Pearsonov koeficient korelacije z linearno NN ($r = 0,872$). Sledita ji obe NN z MLP, ki ima eno skrito plast ($r = 0,865$) in z dvema skritima plastema ($r = 0,843$). Najnižji Pearsonov koeficient korelacije je dosegla RBFNN ($r = 0,754$), rahlo višji je pri GRNN ($r = 0,786$). Največ časa za ocenjevanje sta potrebovali GRNN in NN z MLP, ki ima eno skrito plast, in sicer 20 minut. Glede na porabo časa in doseženo visoko korelacijo je najučinkovitejša linearna NN. Domnevamo, da zato, ker so faktorji linearno povezani z zamudo. NN z MLP je vsebovala v skriti plasti tri nevrone. Za minimiziranje napake je bil uporabljen algoritem konjugiranega gradienta. NN z MLP je imela v obeh skritih plasteh po 26 nevronov. Za učenje obeh nevronske mreže z MLP je bil uporabljen algoritem vzvratnega širjenja napake. Za učenje GRNN je bila uporabljena metoda podvzorčenja in v prvi skriti plasti 3.454 nevronov, v drugi pa 2 nevrona. Pri RBFNN je v skriti plasti bilo udeleženih 22 nevronov. Za določanje centrov je bil uporabljen algoritem k-povprečij, za določanje odklona pa metoda k-najbližjih sosedov. V izhodni plasti pa je bil uporabljen psevdo-inverzni algoritem prilagajanja uteži.

Tabela 77: Povzetek statistik med posameznimi tipi nevronske mreže in linearno večkratno regresijo (metoda enter) v modelu ocenjevanja korelacij med zamudami in vsemi faktorji, obliko podjetja, odgovarjajočim letom in prvimi tremi predhodnimi zamudami

	Linearna večkratna regresija	Linearna NN	NN z MLP z eno skrito plastjo	NN z MLP z dvema skritima plastema	RBFNN	GRNN
Povprečje realne zamude	48,885	46,411	48,708	47,865	46,635	50,620
Standardni odklon realne zamude	108,770	107,362	107,235	102,441	107,255	108,582
Povprečna napaka ocenjene zamude (ostanek med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	3,852	2,681	-0,219	5,969	2,363	-1,898
Povprečna absolutna napaka ocenjene zamude (razlika med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	66,402	53,038	53,890	55,262	70,531	67,408
Standardni odklon napake za ocenjeno zamudo	86,176	24,260	23,114	29,949	30,062	28,214
Delež napake standardnega odklona	0,998	0,494	0,503	0,539	0,658	0,621
Pearsonov koeficient korelacije - r	0,793	0,872	0,865	0,843	0,754	0,786
Število neodvisnih spremenljivk	27	27	27	27	27	27
Število podatkov	6.907	6.907	6.907	6.907	6.907	6.907
Porabljen čas	1 min	1 min	20 min	10 min	2 min	20 min

Tudi iz tabele 78 lahko povzamemo, da imajo nevronske mreže lahko precej višje korelacije ob izbiranju neodvisnih spremenljivk. Najvišji Pearsonov koeficient korelacije je bil pridobljen pri linearni NN ($r = 0,878$),

ki porabi za ocenjevanje 3 minute. Njej sledi GRNN ($r = 0,867$), ki porabi za ocenjevanje eno uro. NN z MLP, ki ima eno skrito plast ($r = 0,859$), je dosegla rahlo višjo korelacijo, vendar pa potrebuje znatno več časa (3 ure) kot NN z MLP, ki vsebuje dve skriti plasti ($r = 0,831$). Najnižjo korelacijo od vseh nevronske mreže je dosegla RBFNN ($r = 0,802$), ki pa je še vedno višja od linearne večkratne regresije ($r = 0,792$).

Pri GRNN je v prvi skriti plasti sodelovalo 3.454 nevronov, v drugi skriti plasti pa dva nevrone. Za učenje je bila uporabljena metoda podvzorčenja. V skriti plasti RBFNN je sodelovalo 15 nevronov. Za določanje centrov je bil uporabljen algoritem k-povprečij, za določanje odklona pa metoda k-najbližjih sosedov. V izhodni plasti je bil uporabljen psevdo-inverzni algoritem prilagajanja uteži. NN z MLP je imela v skriti plasti dva nevrone. NN z MLP, ki ima dve skriti plasti, je imela v vsaki skriti plasti po en nevron. Pri obeh NN z MLP je bil za učenje uporabljen algoritem vzvratnega širjenja napake in algoritem konjugiranega gradienta za minimiziranje napake.

Pri vseh ocenjevanjih smo tudi dobili kot najpomembnejšo spremenljivko prvo predhodno zamudo, njej sledi druga predhodna zamuda ali leto. Samo prva in druga predhodna zamuda sestavljata Pearsonov koeficient korelacije pri linearni NN ($r = 0,878$). Pri GRNN pa sta to prva predhodna zamuda in leto ($r = 0,867$). Kot pomembne neodvisne spremenljivke so se izkazale tudi: plačilni pogoji, odprtost za izkušnje, produktivnost zaposlenega, bilanca, oblika podjetja, sprejemljivost in tretja predhodna zamuda.

Tabela 78: Povzetek statistik med posameznimi tipi nevronske mreže in linearno večkratno regresijo (metoda stepwise) v modelu ocenjevanja korelacij med zamudami in vsemi faktorji, obliko podjetja, odgovarjajočim letom in prvimi tremi predhodnimi zamudami z izbiranjem neodvisnih spremenljivk

	Linearna večkratna regresija	Linearna NN	NN z MLP z eno skrito plastjo	NN z MLP z dvema skritima plastema	RBFNN	GRNN
Povprečje realne zamude	48,885	46,473	49,691	48,103	50,594	45,255
Standardni odklon realne zamude	108,770	102,774	112,198	106,629	110,230	101,858
Povprečna napaka ocenjene zamude (ostanek med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	1,899	4,711	0,245	0,429	1,725	1,556
Povprečna absolutna napaka ocenjene zamude (razlika med ciljno in aktualno ocenjeno zamudo)	66,401	49,174	57,656	59,373	65,914	50,801
Standardni odklon napake za ocenjeno zamudo	86,124	22,746	22,530	23,284	28,200	22,866
Delež napake standardnega odklona	1,000	0,478	0,514	0,557	0,598	0,499
Pearsonov koeficient korelacije - r	0,792	0,878	0,859	0,831	0,802	0,867
Število izbranih neodvisnih spremenljivk	6	2	4	3	7	2
Število neodvisnih spremenljivk	27	27	27	27	27	27
Število podatkov	6.907	6.907	6.907	6.907	6.907	6.907
Porabljen čas	1 min	3 min	3 ure	1,5 ure	3 min	1 ura

Tabela 79: Zaporedje pomembnosti neodvisnih spremenljivk pri ocenjevanjih z različnimi tipi nevronske mreže

	Linearna NN	NN z MLP z eno skrito plastjo	NN z MLP z dvema skritima plastema	RBFNN	GRNN
1	prva predhodna zamuda	prva predhodna zamuda	prva predhodna zamuda	prva predhodna zamuda	prva predhodna zamuda
2	druga predhodna zamuda	leto	druga predhodna zamuda	druga predhodna zamuda	leto
3		druga predhodna zamuda	oblika podjetja	leto	
4		bilanca		odprtost za izkušnje	
5				sprejemljivost	
6				tretja predhodna zamuda	
7				oblika podjetja	

S pomočjo diagrama odziva med zamudami in neodvisnimi spremenljivkami pri nevronske mreže lahko zasledujemo vpliv posameznih numeričnih neodvisnih spremenljivk. V našem primeru ne moremo pogledati vpliva leta, oblike in velikosti podjetja. Pri vseh tipih nevronske mreže (glej tabelo 79) imajo predhodne zamude pozitiven vpliv na zamude, ravno tako bilanca. Negativen vpliv imata odprtost za izkušnje in sprejemljivost pri RBFNN.

Linearna večkratna regresija z uporabljenimi metodo stepwise nam pove, kateri faktorji so pomembni za napoved zamud in njihov vpliv. Najpomembnejša za napoved zamud je prva predhodna zamuda, sledi ji druga predhodna

zamuda. Obe predhodni zamudi imata pozitiven vpliv na zamude. Čim daljši sta predhodni zamudi, tem daljša je zamuda. Pozitiven vpliv ima tudi faktor plačilni pogoji. Če so plačilni pogoji daljši, potem je tudi zamuda daljša. Negativen vpliv na zamude imajo odgovarjajoče leto, odprtost za izkušnje in produktivnost zaposlenega.

Tabela 80: Razvrstitev statistično pomembnih neodvisnih spremenljivk pri ocenjevanju zamud z linearno večkratno regresijo (metoda stepwise)

	Faktorji	r	Δr	β	t	p
1	Prva predhodna zamuda	0,789	0,78906	0,723	60,442	0,000
2	Druga predhodna zamuda	0,790	0,00130	0,069	5,769	0,000
3	Leto	0,791	0,00069	-0,033	-4,265	0,000
4	Plačilni pogoji	0,792	0,00052	0,024	3,062	0,002
5	Odprtost za izkušnje	0,792	0,00045	-0,031	-4,067	0,000
6	Produktivnost zaposlenega	0,792	0,00022	-0,021	-2,567	0,010

8. ZAKLJUČEK

Življenje se ne meri v urah ampak v trenutkih, ki so ti odvzeli dih!

Podjetja so zaradi različnih vzrokov prisiljena poslovati tudi z družbami, ki neredno poravnava svoje obveznosti, vseeno pa sta pravočasnost in rednost plačil eno od najpomembnejših meril, po katerih v gospodarstvu izbirajo in ocenjujejo poslovne partnerje doma in v tujini. Če slovenskega podjetnika vprašate o tem, kaj ga pri poslovanju najbolj ovira, bo na prvo mesto postavil finančno nedisciplino. Obdobje po osamosvojitvi je Sloveniji prineslo družbenopolitične spremembe, izgubili smo trge nekdanje Jugoslavije, začeli smo se pripravljati na vstop v Evropsko skupnost. Spremenila se je poslovna miselnost, podjetniki pa so morali poiskati nova znanja in nove moralne vrednote. Začelo se je lastninjenje družbenega premoženja in oblikovanje tržnega gospodarstva. Za obdobje v začetku 90.let so značilne krize podjetij, prisilne poravnave, sanacije, pa tudi stečaji podjetij, po drugi strani pa reorganizacija podjetij in postavljanje poslovanja na nove temelje. Vse to so pojavi tržnega gospodarstva, ki se v večji ali manjši meri dogajajo tudi danes, saj se še vedno nismo izenačili z modernimi tržnimi gospodarstvi iz zahodne Evrope. Zato lahko zapišemo, da je zadnjih petnajst let slovensko poslovno okolje zaznamoval problem finančne nediscipline. V razvitem svetu ta problem ni tako pereč, ker imajo bolj urejen pravni sistem, bolj razvit informacijski sistem, ki zagotavlja bonitetne informacije, poleg tega pa je poslovna morala udeležencev na trgu višja kot v Sloveniji, pa še ustreznega strokovnega znanja imajo več.

Po ocenah bančnikov in finančnih inštitucij je plačilna nedisciplina najbolj razširjena med majhnimi podjetji, ki so nastala po razpadu velikih sistemov. Država je takrat spodbujala ustanavljanje novih podjetij z majhnim začetnim kapitalom, zato da ni prihajalo do prevelike brezposelnosti in socialnih problemov. Številna tako ustanovljena podjetja so bila premalo usposobljena za poslovanje, bila so informacijsko omejena (Hyytinen in Pajarinen, 2007), imela so premalo lastnega kapitala in so si ga zato izposojala (Kampuš Trop, 2000). Zaradi tega so bila še bolj ranljiva, če je prišlo do krizne situacije, ko jim kupci niso v roku poravnali blaga ali storitev. Po podobni poti so šle in še gredo vse nekdanje socialistične države.

Vzrokov za zamude pri plačilih je več, poudarjajo strokovnjaki: gre predvsem za nezadovoljivo delovanje blagovnega in finančnega trga, pomanjkljivo zakonodajo in neučinkovitost sodstva. Slovenija je sicer sprejela Zakon o finančnem poslovanju podjetij (ZFPP; Ur.l. RS št. 54/1999, z vsemi spremembami), ki naj bi odpravil finančno nedisciplino, vendar strokovnjaki ugotavljajo, da to ni dovolj. Več bo potrebno postoriti pri dostopu bonitetnih informacij o podjetjih. Seveda je potrebno povečati tudi učinkovitost sodstva, saj zaradi predolgih sodnih obravnav veliko primerov zastara, dolžniki pa se izmuznejo roki pravice in ostajajo »večni« dolžniki. Neplačane deleže obveznosti pa morajo pokriti upniki (Acharya, Bharath in Srinivasan, 2007). Ravno zato daje evropska direktiva (2000/35/ES) največji poudarek kaznovanju neplačnikov z zaračunavanjem visokih zamudnih obresti, uvaja pa tudi pravico upnika, da zadrži lastnino nad prodanim proizvodom oziroma storitvijo, če terjatev ni poravnana v celoti.

Zaradi vsega tega smo v okviru disertacije skušali z različnimi metodami poiskati najboljše napovednike zamud plačil računov z odlogom plačila s strani kupcev. Na ta način bi radi olajšali podjetjem iskanje najpomembnejših informacij, s pomočjo katerih bodo lahko z večjo verjetnostjo predvideli, ali bo kupec poravnal račune v dogovorjenem roku ali bo zamujal ali pa jih sploh ne bo poravnal.

V tezi disertacije smo predpostavili, da na zamude pri plačilih lahko pomembno vplivajo nekateri kazalniki bonitete in osebnostna lastnost vestnosti odgovorne osebe za plačila.

Za preverjanje teze smo sprejeli 11 pomožnih hipotez, ki smo jih preverjali z empirično raziskavo med analiziranim podjetjem in njegovimi kupci. V nadaljevanju bomo pomožne hipoteze na podlagi dobljenih rezultatov sprejeli ali zavrnil.

- *Pomožni hipotezi, ki se nanašata na kazalnike bonitete, predpostavljata povezanost med zamudami in kazalniki bonitete ter, da nevronske mreže podajo največjo povezanost.*

Pomožni hipotezi smo sprejeli, čeprav smo dobili slabo korelacijo. S pomočjo linearne večkratne regresije smo dobili korelacijo 0,309 med zamudami in 83 različnimi kazalniki bonitete. Pri ocenjevanju z nevronskimi mrežami ob izbiranju ali neizbiranju neodvisnih spremenljivk se je najbolje izkazala GRNN, kjer je bila dobljena korelacija 0,463. Za to ocenjevanje je nevronska mreža potrebovala 4 ure. V prvi skriti plasti je bilo 4.482 nevronov, v drugi pa 2 nevrona. Za učenje je bila uporabljena metoda podvzorčenja, kjer se prostor vzorca razdeli na segmente enake velikosti. Vsak segment je potem podvržen kombinaciji pravil učenja. Ker GRNN v nevronih prve skrite plasti vsebuje radialne skupine (Hernandez-Caraballo, 2005; Ibric s sodelavci, 2003), se podatkovni prostor z metodo podvzorčenja modificira v razrede, kar zmanjša velikost nevronske mreže in poveča hitrost izvršitve. Vendar se kljub temu GRNN počasneje približuje ciljni vrednosti in porabi veliko več

računalniškega spomina kot ostale nevronske mreže (Vroman, Happiette in Vasseur, 2001). Ker je naš vzorec regresijske narave, je za ocenjevanje zamud najprimernejša GRNN, ki temelji na standardnih statističnih tehnikah, imenovanih jedrni regresijah. Prostor radialnih osnovnih funkcij je gručast. Jedra so običajno funkcije gostote verjetnosti, kot je Gaussova funkcija.

Pri GRNN dosežemo najvišjo korelacijo med zamudami kot odvisno spremenljivko in neodvisnimi spremenljivkami, in sicer je le-ta 0,471. Neodvisne spremenljivke so kazalniki, ki sestavljajo boniteto podjetja, oblika podjetja in odgovarjajoče leto. GRNN nam poda, katere neodvisne spremenljivke so za ocenjevanje zamud nepotrebne. Iz zbranih 85 različnih kazalnikov jih je pomembnih za ocenjevanje zamud 55 ($r = 0,445$). Vendar pa smo dobili višji Pearsonov koeficient korelacije pri izbiranju neodvisnih spremenljivk ob ocenjevanju zamud z GRNN, kjer so bili vključeni samo kazalniki bonitete in ni bilo oblike podjetja ter odgovarjajočega leta ($r = 0,463$). Razvrščene po pomembnosti od najbolj do najmanj, so to: stroški dela, povprečno število zaposlenih na podlagi delovnih ur v obračunskem obdobju, drugi stroški dela, stroški plač, mesečni stroški plač, stroški socialnih zavarovanj, poslovne terjatve, kratkoročne poslovne terjatve, obveznosti do virov sredstev, sredstva, zaloge, kapital, stalna sredstva, opredmetena osnovna sredstva, celotni obratni kapital, finančne in poslovne obveznosti, celotni odhodki, finančni prihodki, kratkoročne finančne in poslovne obveznosti, celotni prihodki, kosmati donos od poslovanja, poslovni prihodki, poslovni odhodki, čisti prihodki od prodaje, stroški blaga in materiala ter storitev, nabavna vrednost prodanega blaga in materiala ter stroški porabljenega materiala, gibljiva sredstva, finančni odhodki, delež finančnih naložb v sredstvih, delež obratnih sredstev v sredstvih, proizvodnost sredstev, obračanje obratnih sredstev, čisti kratkoročni obratni kapital, prihodki od obresti in drugi prihodki od financiranja, povprečna mesečna plača na zaposlenega, dnevi vezave kratkoročnih poslovnih obveznosti, obračanje kratkoročnih poslovnih terjatev, prosti denarni tok, naložbe v opredmetena osnovna sredstva, multiplikator kapitala, finančni vzvod (celotne obveznosti do kapitala), obrat denarja.

Če primerjamo korelacije med tabelo 20 in 23, opazimo, da korelacije ne porastejo z dodatnim številom spremenljivk, ko nevronske mreže izbirajo neodvisne spremenljivke. Verjetno zato, ker je število neodvisnih spremenljivk že preveliko za optimalno ocenjevanje z nevronskimi mrežami in je algoritem minimiziranja napake manj učinkovit ali pa so dodatne neodvisne spremenljivke neznačilne. Morda bi bil Pearsonov koeficient korelacije višji, če bi izvedli veliko večje število ocenjevanj. Pri linearni večkratni regresiji, ko smo uporabili metodo stepwise, se je korelacija znižala iz 0,289 na 0,274. Podobno se je zgodilo pri NN z MLP, ki vsebuje eno skrito plast, iz 0,040 je korelacija padla na 0,030, in pri GRNN, kjer se je korelacija zmanjšala iz 0,463 na 0,445. Pearsonov koeficient korelacije se je zvišal pri linearni NN iz 0,339 na 0,343 in pri RBFNN iz 0,157 na 0,167. NN z MLP, ki vsebuje dve skriti plasti, pa ni izdelala mreže in je prišlo do napake. Zapišemo lahko, da v tem primeru NN z MLP ni uporabna metoda, ker ne zna poiskati pomembnih neodvisnih spremenljivk (neodvisnih spremenljivk je preveč), ki močneje vplivajo na korelacijo z zamudami.

Potreben čas za treniranje, preverjanje in testiranje GRNN je najdaljši. Vsi ostali tipi nevronske mreže so potrebovali znatno manj časa pri ocenjevanju z vključenimi vsemi neodvisnimi spremenljivkami. Zelo slabi rezultati so bili pri obeh NN z MLP z eno in dvema skritima plastema in pa pri RBFNN, ko smo iskali pomembne neodvisne spremenljivke. Potreben čas za ocenjevanje z izbiranjem neodvisnih spremenljivk je bil pri obeh NN z MLP 4 ure, pri RBFNN pa 2 minuti. Lahko rečemo, da je za izbor pomembnih neodvisnih spremenljivk daleč najbolj primerna GRNN. Prinese nam sporočilo, katere neodvisne spremenljivke so pomembne za ocenjevanje zamud in kako so razvrščene po pomembnosti. Njej sledi linearna NN in pa linearna večkratna regresija (metoda stepwise). To pomeni, da je povezava zamud z neodvisnimi spremenljivkami nelinearna in gručasta.

Svetujemo, da si podjetja pridobijo bonitetne informacije svojih kupcev, ki jih povežejo z zamudami, in s pomočjo GRNN ugotovijo, kateri kazalniki bonitete so za njih pomembni. Pri preverjanju svojih bodočih kupcev naj povprašajo le po teh kazalnikih za nekaj preteklih let. Na ta način bodo hitro ugotovili, kako plačilno sposoben je kupec. Na tej osnovi se bodo lahko odločili za bodoče sodelovanje.

Zaradi preobilice neodvisnih spremenljivk, ki jih je vsebovalo prej razloženo ocenjevanje zamud, smo iskali možnost zmanjšanja tega števila. Kot najboljša možnost se je izkazala factorska analiza, s katero smo poiskali latentne spremenljivke – faktorje bonitete, ki še vedno nosijo s seboj vso sporočilnost kazalnikov bonitete. Določili smo 11 faktorjev bonitete. S pomočjo korelacije smo ugotovili njihovo medsebojno povezanost. Skoraj vsi faktorji so med seboj v značilni korelaciji, ki so nizke, kar potrjuje pravi izbor.

- *S pomožnima hipotezama, ki se nanašata na faktorje bonitete, smo predpostavili povezanost med zamudami in faktorji bonitete ter dejstvo, da nam nevronske mreže prikažejo največjo povezanost.*

Prvo pomožno hipotezo smo delno sprejeli. Povezanost zamud s faktorji bonitete je značilna pri naslednjih faktorjih: poslovni izid ($r = -0,041$; $p < 0,01$), gospodarnost ($r = -0,112$; $p < 0,01$), dobičkovnost ($r = -0,097$; $p < 0,01$), financiranje ($r = -0,046$; $p < 0,01$), likvidnost ($r = -0,075$; $p < 0,01$), obrat ($r = -0,064$; $p < 0,01$), produktivnost zaposlenega ($r = -0,124$; $p < 0,01$), plačilni pogoji ($r = 0,031$; $p < 0,01$). Povezanost zamud pa je neznačilna pri naslednjih faktorjih bonitete: bilanca ($r = 0,004$), učinkovitost kapitala ($r = 0,018$) in drugi poslovni prihodki in odhodki ($r = 0,013$). Najvišjo negativno povezanost zamud dobimo s produktivnostjo zaposlenega, kjer sta vsebovana kazalnika dodana vrednost na zaposlenega in skupni prihodki na zaposlenega. Dodana vrednost na zaposlenega je osnovni ekonomski indikator in temeljno merilo gospodarske aktivnosti in uspeha. Vsebinsko pomeni novo ustvarjeno vrednost, ki so jo gospodarske družbe proizvedle v enem letu. Negativno dodano vrednost imenujemo izgubo na substanci. Gospodarska družba je poslovno uspešna, če je ugotovila na zaposlenega čim večji znesek skupnih prihodkov in čisti dobiček. Vrednost tega kazalnika je odvisna od dejavnosti, ali je delovno ali kapitalno intenzivna. Faktor produktivnost zaposlenega ($r_{prilagojen}^2 = 0,015$) je najpomembnejši pri ocenjevanju zamud s pomočjo linearne večkratne regresije (metoda stepwise), saj doseže vrednost Pearsonovega korelacijskega koeficienta 0,124. Z njim pojasnimo 1,5 odstotka variabilnosti zamud. Če pa sodeluje v ocenjevanju vseh 11 faktorjev bonitete, je Pearsonov koeficient korelacije 0,172.

Drugo pomožno hipotezo pa smo sprejeli v celoti. Pearsonov koeficient korelacije je bil pri linearni večkratni regresiji 0,181, pri GRNN pa 0,466. Tu so bili vključeni v ocenjevanje vsi faktorji bonitete in odgovarjajoče leto ter oblika podjetja. GRNN se je izkazala za najboljšo nevronska mrežo, ker je vzorec regresijske narave. Iz dosežene korelacije lahko povzamemo, da faktorji bonitete najučinkoviteje nadomestijo kazalnike bonitete ravno pri GRNN, saj je dosežena korelacija rahlo nižja kot pri kazalnikih bonitete ($r = 0,471$) ob neizbiranju neodvisnih spremenljivk. Enako kot pri kazalnikih bonitete podjetij je bilo tudi tu v prvi skriti plasti 4.482 nevronov, v drugi pa 2 nevrone in enak način delovanja GRNN.

Pri vseh ostalih ocenjevanjih je bila korelacija znatno nižja, še najbolj pri linearni večkratni regresiji (metoda enter). Tu je padla iz 0,311 na 0,181. Samo pri RBFNN se je korelacija zvišala iz 0,165 na 0,179. Ko pa je bilo omogočeno izbiranje neodvisnih spremenljivk, so se Pearsonovi koeficienti korelacije rahlo znižali. Primerjava med kazalniki in faktorji, ko sta prisotna še oblika podjetja in odgovarjajoče leto, ob izboru da naslednje:

- Pearsonov koeficient korelacije pri GRNN ob izboru neodvisnih spremenljivk je pri faktorjih 0,462, pri kazalnikih pa 0,445. To pomeni, da je ocenjevanje lažje, ker je prisotnih manj neodvisnih spremenljivk in je nevronska mreža lahko bolj učinkovita.
- Linearna večkratna regresija (metoda stepwise) najbolj pokaže zmanjšanje sporočilnosti faktorjev, ker je tu Pearsonov koeficient korelacije 0,179 in izbranih 9 pomembnih neodvisnih spremenljivk. Pri kazalnikih bonitete pa je Pearsonov koeficient korelacije 0,274 ob izboru 24 pomembnih neodvisnih spremenljivk.
- Tudi pri linearni nevronska mreži smo zabeležili znižanje korelacije iz 0,343 na 0,245.
- Pri ostalih ocenjevanjih pa je bil Pearsonov koeficient korelacije višji. Najvidneje je to pri NN z MLP, ki ima dve plasti, in sicer pri kazalnikih sploh ni prišlo do izdelave nevronske mreže. Ko pa smo ocenjevali faktorje, je bila korelacija 0,137 ob izboru ene neodvisne spremenljivke – leto. Pri NN z MLP, ki vsebuje eno skrito plast, se je korelacija zvišala iz 0,030 na 0,239 ob izboru osmih neodvisnih spremenljivk (oblika podjetja, leto, produktivnost zaposlenega, bilanca, obrat, gospodarnost, financiranje, dobičkovnost). Še najmanj se je zvišala korelacija pri RBFNN iz 0,167 na 0,197 ob izboru produktivnosti zaposlenega (faktor bonitete 8) in bilance (faktor bonitete 1).
- Pri različnih tipih nevronske mreže je zelo različna izbira pomembnih faktorjev zaradi različnih tipov zajemanja vzorca in tako posledično tudi različne izbire pomembnih spremenljivk.

Iz vsega zgoraj navedenega lahko povzamemo, da faktorji bonitete najučinkoviteje nadomestijo kazalnike bonitete pri GRNN. Tu se izkaže, da je ob izboru neodvisnih spremenljivk Pearsonov koeficient korelacije še celo višji kot pri kazalnikih. Ugotovili smo, da so faktorji bonitete še učinkovitejše nadomestilo za kazalnike ob izboru neodvisnih spremenljivk. Pearsonov koeficient korelacije je najvišji ($r = 0,462$) pri naslednjih neodvisnih spremenljivkah: bilanca, oblika podjetja, leto, obrat, gospodarnost, učinkovitost kapitala, produktivnost zaposlenega, likvidnost. Kot najučinkovitejša nevronska mreža se je izkazala GRNN, ki je pri vseh ocenjevanjih, kjer sodelujejo kazalniki ali faktorji bonitete, dosegla najvišji Pearsonov koeficient korelacije. Je pa porabila največ časa, in sicer 4 ure. Njej je sledila linearna s precej nižjimi korelacijami in manjšo porabo časa za ocenjevanje (samo ena minuta), ker faktorji tvorijo linearno funkcijo.

Manjša podjetja so v glavnem aktivna na lokalnem trgu in so tako bolj občutljiva na specifične faktorje, kot so večšine vodenja in osebnostne lastnosti (Dietsch in Petey, 2004). To smo ugotovili tudi mi, saj je v našem vzorcu povezanost zamud s poddimenzijo izpolnjevanje obveznosti značilna pri družbah z omejeno odgovornostjo ($r = -0,263$; $p < 0,01$; $N = 107$) in pri majhnih podjetjih ($r = -0,216$; $p < 0,05$; $N = 94$). To pomeni, da bodo ta podjetja bolj verjetno izpolnjevala obveznosti ob dogovorjenem roku plačila. Pri velikih podjetjih je ta povezanost neznačilna (d.d.: $r = -0,097$; veliko podjetje: $r = -0,124$). Iz teh rezultatov lahko povzamemo, da bodo velika podjetja bolj verjetno zamujala s plačili, ker bodo svoje dobavitelje uporabljala kot vir svojega kratkoročnega financiranja, kadar je to zanje ceneje od bančnega kredita ali kadar bančnih kreditov ne morejo dobiti (Mramor, 1993).

- *V skladu z zgoraj navedenim smo predpostavili pomožne hipoteze, ki se nanašajo na osebnostne lastnosti odgovorne osebe za plačila pri kupcu, in sicer, da obstaja povezanost med zamudami in odgovorno osebo za plačila ter njeno poddimenzijo vestnosti in pa, da največjo povezanost dobimo s pomočjo nevronske mreže.*

Prvi dve pomožni hipotezi sta se le deloma potrdili, ker smo s pomočjo korelacije dobili nizke vrednosti Pearsonovega korelacijskega koeficienta v celotnem vzorcu med zamudami in izpolnjevanjem obveznosti ($r = -0,150$; $p < 0,05$; $N = 181$). Tretjo hipotezo pa smo sprejeli v celoti, ker smo največjo povezanost zamude s poddimenzijo vestnosti dobili pri nevronske mreži MLP z eno skrito plastjo ($r = 0,939$), ko so bile v model ocenjevanja vključene vse dimenzije osebnosti (ekstravertnost, sprejemljivost, vestnost, nevroticizem in odprtost za izkušnje), poddimenzije vestnosti (kompetentnost, redoljubnost, izpolnjevanje obveznosti, potreba po dosežkih, samodiscipliniranost in preudarnost), oblika in velikost podjetja ter delovno mesto, ki ga zaseda odgovorna oseba. Tu je bila najpomembnejša neodvisna spremenljivka izpolnjevanje obveznosti. Pri izbiranju neodvisnih spremenljivk je bila ravno tako ugotovljena največja povezanost zamud z izpolnjevanjem obveznosti ($r = 0,923$) pri nevronske mreži MLP z eno skrito plastjo, kjer so bile izbrane kot pomembne neodvisne spremenljivke še (sledijo si po zaporedju pomembnosti): odprtost za izkušnje, samodiscipliniranost, nevroticizem, velikost podjetja, potreba po dosežkih, oblika podjetja in delovno mesto zaposlitve. Pri vseh nevronske mrežah je bila izbrana kot prva po pomembnosti poddimenzija izpolnjevanje obveznosti, razen pri RBFNN (šesto mesto pomembnosti). V dvodimenzionalnem diagramu odziva ocenjene vrednosti, torej zamud in neodvisne spremenljivke, je izpolnjevanje obveznosti vedno padajoče z naraščanjem zamude, kar pomeni, da ima negativen vpliv na zamude. Pri NN z MLP, ki vsebuje eno skrito plast, so v tej plasti sodelovali 3 nevroni, uporabljen je bil učni algoritem vzvratnega širjenja napake. To pomeni, da se najprej spremenijo uteži zadnje plasti, nato uteži v skriti plasti in na koncu uteži prve plasti. Spreminjanje uteži temelji na tako imenovanem delta pravilu (glej Šmigič, 2006). Za minimiziranje napake je uporabljen algoritem konjugiranega gradienta. Ta metoda uravnava vektor uteži v smeri najglobljega spusta (Bhagat, 2005). Tako pride do minimuma po najbolj strmih delih funkcije. Konjugirana smer se izračuna na podlagi predpostavke, da je površina napake kvadratna. V nevronu je vsebovan algoritem perceptrona, ki upošteva predhodno stanje nevronske mreže z namenom preprečiti pozabljanje že naučenega znanja (Rosenblatt, 1958). Nevronu je dodana povratna zanka za adaptacijo uteži. Algoritem perceptrona vrača seznam vseh vektorjev napovedi med učenjem za proizvajanje boljše napovedi na podatkih za preverjanje in testiranje. Za vsak takšen vektor algoritem kopiči glasove pravilno klasificiranih napovedi, dokler ne nastopi napačno klasificiranje napovedi. Število glasov je uporabljeno za tehtanje vektorja napovedi. Končna napoved je tista, ki je obtežena z večino glasov. Očitno je primer povezanosti zamud, dimenzij osebnosti in poddimenzij vestnosti klasifikacijske narave, ker je bila dosežena tako visoka korelacija.

Ugotovili smo, da so zamude značilno negativno povezane z vestnostjo pri celotnem vzorcu ($r = -0,149$; $p < 0,05$; $N = 181$), pri anketiranih osebah moškega spola ($r = -0,240$; $p < 0,05$; $N = 100$) in pri obliki podjetja – delniški družbi ($r = -0,435$; $p < 0,01$; $N = 48$). Ravno tako je poddimenzija vestnosti, to je izpolnjevanje obveznosti statistično pomembno povezano z zamudami pri celotnem vzorcu ($r = -0,150$; $p < 0,05$; $N = 181$), pri obliki podjetja – družbi z omejeno odgovornostjo – d.o.o. ($r = -0,263$; $p < 0,01$; $N = 107$), pri majhnem podjetju ($r = -0,216$; $p < 0,05$; $N = 94$), pri predsednikih uprav ali direktorjih podjetij ($r = -0,335$; $p < 0,01$; $N = 75$) in pri predsednikih uprav ter direktorjih podjetij moškega spola ($r = -0,329$; $p < 0,01$; $N = 66$). Izpolnjevanje obveznosti je najboljši napovednik zamud izmed vseh poddimenzij vestnosti. Ta poddimenzija je najbolj visoko korelirana z globalno lastnostjo vestnost (izmed vseh poddimenzij) (Dudley, Orvis, Lebiecki in Cortina, 2006).

Celoten vzorec smo ocenjevali z različnimi tipi nevronske mreže in z linearno večkratno regresijo. Tu so sodelovale vse dimenzije (5 faktorjev) osebnosti in poddimenzije vestnosti (6 faktorjev), oblika in velikost

podjetja ter delovno mesto, ki ga anketirana oseba zaseda. Najslabši Pearsonov koeficient korelacije je bil pridobljen z linearno večkratno regresijo ($r = 0,383$ metoda enter; $r = 0,336$ metoda stepwise). Za tovrstno ocenjevanje je najprimernejša NN z MLP, ki vsebuje eno skrito plast, saj je dosegla najvišji Pearsonov korelacijski koeficient. Sledila ji je NN z MLP, ki ima dve skriti plasti, z $r = 0,888$ (izbrala je 10 neodvisnih spremenljivk) in nato GRNN z $r = 0,797$, ko je izbrala dve neodvisni spremenljivki (izpolnjevanje obveznosti in obliko podjetja). Nekoliko nižji Pearsonov koeficient korelacije sta imeli linearna NN ($r = 0,670$; 6 izbranih neodvisnih spremenljivk) in RBFNN ($r = 0,531$; 9 izbranih neodvisnih spremenljivk).

Vsekakor lahko zapišemo, da sta izpolnjevanje obveznosti in oblika podjetja najboljši napovednik zamud pri modelu ocenjevanja zamud z dimenzijami osebnosti, poddimenzijami vestnosti, obliko in velikostjo podjetja ter delovnim mestom, ki ga zaseda anketirana oseba. Osebe, ki bodo imele visoko izraženo poddimenzijo izpolnjevanje obveznosti, bodo najmočneje vplivale na zamude. To pomeni, da tudi v osebnem življenju bolj verjetno izpolnjujejo obveznosti ob dogovorjenem roku. To obnašanje avtomatsko prinesejo tudi na delovno mesto. Izpolnjevanje obveznosti odraža nagnjenost k temu, da je posameznik zanesljiv delavec, kar pomeni, da je zaupanja vreden, odgovoren, samodiscipliniran in spoštuje pravila, zakone in oblast (v Dudley, Orvis, Liebiecki in Cortina, 2006). Ljudje, ki izkazujejo višje vrednosti na poddimenziji izpolnjevanje obveznosti, bolj izkazujejo skrb za druge (Moon, 2001). S tem je povezana večja skrb za organizacijo, dobavitelje in vse vpletene. Kot sta zapisala Barrick in Mount (1995), je izpolnjevanje obveznosti v najmočnejši pozitivni povezavi s kvaliteto in upravljanjem delovne izvedbe. Na podlagi vsega tega res lahko rečemo, da je oseba, odgovorna za plačila v podjetju, močno povezana z zamudami. Tisti posamezniki, ki izkazujejo nizke vrednosti na tej faceti, bolj verjetno močno zamujajo s plačili. Na podlagi naše raziskave predpostavljamo, da so odgovorne osebe za plačila predsedniki uprav, direktorji podjetij in direktorji področij. Oblika podjetja je tudi močan napovednik zamud. Že pri korelacijah smo dobili značilne korelacije pri družbi z omejeno odgovornostjo. Tveganje pri poslovanju z d.o.o.-ji in samostojnimi podjetniki je večje kot pri poslovanju z delniškimi družbami. V vzorcu so ta podjetja večinoma majhna. Za majhna in srednje velika podjetja pa je ugotovljeno, da so v povprečju bolj rizična kot velika podjetja (Dietsch in Petey, 2004). Majhna podjetja so prisiljena plačevati dobaviteljem v dogovorjenem roku plačila, ker so običajno manj pomembna za dobavitelja (Mramor, 1993). Dobavitelj pa ravno zato uporablja pri njih bolj strogo plačilno politiko. Dobavitelj običajno pomembnejšim kupcem omogoča nakupe do določenega limita, jim odobrava daljše plačilne roke in več pomoči pri odlaganju plačil (Mramor, 1993). Dietsch in Petey (2004) sta ugotovila, da je neizpolnjevanje obveznosti pri majhnih podjetjih zelo stabilno ne glede na vse okoliščine. Zato si mora dobavitelj prizadevati vzpostaviti trden medsebojni odnos s takšnim kupcem. Potem bo prepoznal, ali je odgovorna oseba za plačilo vredna zaupanja ali je potrebno uporabiti bolj strogo politiko upravljanja s terjatvami ali pa morda celo plačilo blaga vnaprej.

S pomočjo linearne večkratne regresije z metodo stepwise smo ugotovili, da odgovorne osebe za plačila podjetij, ki manj zamujajo ali sploh ne zamujajo s plačili računov, bolj načrtujejo svoje delo in se teh načrtov tudi držijo, manj odpuščajo drugim, bolj želijo, da je vse, »kot mora biti«, manj prelomijo svoje obljube, so bolj zadržani, vase zaprti in menijo, da lahko prispevajo k organizaciji, v kateri so zaposleni. Zanimalo nas je tudi, v katerih postavkah se razlikujejo odgovori pri dobrih in slabih plačnikih. T-test je pokazal statistično pomembne razlike pri ocenah, ki so jih podale odgovorne osebe pri dobrih plačnikih, in pri ocenah, ki so jih podale odgovorne osebe pri slabih plačnikih, pri naslednjih postavkah: »Pravočasno plačujem svoje račune« ($t = -2,082$; $p = 0,039$) in nasprotje postavke: »Sledim svojim trenutnim vzgibom« ($t = -2,249$; $p = 0,026$) ter »Načrtujem svoje delo in se teh načrtov tudi držim« ($t = -2,254$; $p = 0,025$).

Pri ocenjevanju vseh postavk in kazalnikov bonitete podjetja z nevronskimi mrežami smo naleteli na težavo. Bilo je preveč neodvisnih spremenljivk, in sicer 189, vseh podatkov pa samo 7.217. Linearna večkratna regresija je dosegla Pearsonov koeficient korelacije 0,446 in je rahlo nižji kot pri GRNN ($r = 0,491$). Samo ocenjevanje pri GRNN je trajalo 4 ure. Izbiranja pomembnih neodvisnih spremenljivk pa GRNN ni bila več sposobna. Ostali tipi nevronskih mrež so dosegli zelo nizke korelacije z zamudami. Majhna razlika med doseženima korelacijama z zamudami pri linearni večkratni regresiji in GRNN je zaradi različne pojasnitve iskane spremenljivke. Katero izmed teh dveh bomo uporabili, je odvisno od pojasnila, ki ga želimo. GRNN bo malo bolje pojasnila zamudo na podlagi vseh neodvisnih spremenljivk. Linearna večkratna regresija (metoda stepwise) pa je sposobna izbire pomembnih neodvisnih spremenljivk. Zato smo se odločili izvesti ocenjevanja samo z linearno večkratno regresijo, ki uporablja metodo stepwise. Ugotovili smo, da je doprinos postavk za osebnost in vestnost h korelaciji ($r = 0,366$) z zamudami rahlo višji kot pri kazalnikih bonitete podjetja ($r = 0,311$) in da je korelacija z zamudami pri postavkah za vestnost ($r = 0,339$) višja kot pri postavkah za osebnost ($r = 0,298$) in kot pri kazalnikih bonitete podjetij. Ker postavke za vestnost bolj pojasnijo zamude kot pa kazalniki bonitete podjetij, lahko domnevamo, da odgovorne osebe za plačila bolj verjetno krojijo plačilno politiko, hkrati pa vplivajo na

celotno sliko podjetja v javnosti, s tem pa posredno tudi na kazalnike podjetja. Čim so v ocenjevanja dodane predhodne zamude, so doprinosi vseh postavk in kazalnikov zelo majhni (nas)proti predhodnim zamudam. Največ h korelaciji prinese prva zamuda, in sicer približno 0,780. Če pa so prisotne še vse postavke, kazalniki in tri predhodne zamude, je Pearsonov koeficient korelacije 0,802. Podobno primerjavo smo naredili tudi s faktorji bonitete, osebnosti in vestnosti. Pri ocenjevanju zamud z vsemi faktorji bonitete smo dobili znatno višji Pearsonov koeficient korelacije ($r = 0,236$; $r^2 = 0,056$; $r_{prilagojen}^2 = 0,054$; $F = 32,823$; $p = 0,000$) kot pri ocenjevanju zamud s faktorji osebnosti ($r = 0,162$; $r^2 = 0,026$; $r_{prilagojen}^2 = 0,025$; $F = 27,744$; $p = 0,000$) in pri ocenjevanju zamud s faktorji vestnosti ($r = 0,162$; $r^2 = 0,026$; $r_{prilagojen}^2 = 0,025$; $F = 24,370$; $p = 0,000$). Iz tega lahko povzamemo, da faktorji bonitete boljše zajamejo sporočilnost kazalnikov kot pa faktorji osebnosti in vestnosti sporočilnost postavk.

Na podlagi naše raziskave predlagamo, da dobavitelji odgovorne osebe za plačila pri bodočih kupcih povprašajo po postavkah in kazalnikih, ki so navedeni v sledečem vprašalniku (tabela 81). Odgovorne osebe za plačila v podjetjih so predsedniki uprav, direktorji podjetij in direktorji nabave, komerciale in financ. V vprašalnik smo poleg pomembnih kazalnikov bonitete uvrstili postavke osebnosti in vestnosti, ki so bile statistično pomembno povezane z zamudami, ko smo v vzorcu ($N = 181$) računali korelacije posebej za postavke po dimenzijah in poddimenzijah. V vprašalnik smo dodali tudi postavke, kjer so se odgovori dobrih in slabih plačnikov statistično pomembno razlikovali.

Tabela 81: Vprašalnik za bodočega kupca

Kazalniki – vpišite vrednosti za posamezna leta		Pred dvema letoma		Predlani		Lansko leto	
Povprečna zamuda pri plačilih obveznosti							
Povprečna prva predhodna zamuda pri plačilih							
Dnevi vezave kratkoročnih poslovnih obveznosti							
Dodana vrednost na zaposlenega							
Razmerje med kratkoročnimi poslovnimi terjatvami in kratkoročnimi obveznostmi							
Skupni prihodki na zaposlenega							
Dobičkovnost prihodkov iz poslovanja							
Basic earning power ratio							
Obračanje zalog							
Dnevi vezave kratkoročnih poslovnih terjatev							
Postavke – obkrožite številko, ki najbolje opisuje vaše vedenje	Se ne strinjam	Deloma se ne strinjam	Se strinjam in se ne strinjam	Deloma se strinjam	Se strinjam		
Sem zgovoren.	1	2	3	4	5		
Hitro odpustim drugim.	1	2	3	4	5		
Sem zanesljiv delavec.	1	2	3	4	5		
Načrtujem svoje delo in se teh načrtov tudi držim.	1	2	3	4	5		
Sem originalen, poln idej.	1	2	3	4	5		
Zanima me mnogo različnih stvari.	1	2	3	4	5		
Vem, kako narediti stvari.	1	2	3	4	5		
Hočem, da je vse, »kot mora biti«.	1	2	3	4	5		
Nered me ne moti.	1	2	3	4	5		
Poskušam se držati pravil.	1	2	3	4	5		
Prelomim svoje obljube.	1	2	3	4	5		
Nalog se lotevam z vsem srcem.	1	2	3	4	5		
Zahtevam kvaliteto.	1	2	3	4	5		
Obveznosti opravi takoj.	1	2	3	4	5		
Takoj se lotim nalog.	1	2	3	4	5		
Pravočasno plačujem svoje račune.	1	2	3	4	5		
Sledim svojim trenutnim vzgibom.	1	2	3	4	5		

Modeliranje zamud smo nadaljevali z vsemi faktorji. Faktorji, ki smo jih uporabili za ocenjevanje zamud z vsemi tipi nevronske mreže, zajemajo vso sporočilnost kazalnikov bonitete podjetij (11 faktorjev bonitete), osebnostnih lastnosti (5 faktorjev osebnosti) in poddimenzije vestnosti (6 faktorjev vestnosti). Njim smo dodali še obliko

podjetja in odgovarjajoče leto. Če so pri linearni večkratni regresiji prisotne vse postavke, kazalniki bonitete in vse tri predhodne zamude, je Pearsonov koeficient korelacije 0,802, če pa jih nadomestimo s faktorji, dobimo rahlo nižji Pearsonov koeficient korelacije 0,792. Ocenjevanje z različnimi tipi nevronske mreže pa nam je dalo še višje korelacije, in sicer GRNN najvišjo ($r = 0,483$; prisotne vse neodvisne spremenljivke, ni predhodnih zamud). Samo ocenjevanje je trajalo samo 20 minut. Njej sta sledili NN z MLP, prva vsebuje eno skrito plast ($r = 0,344$) in NN z MLP, ki vsebuje dve skriti plasti ($r = 0,341$). Pri izbiranju neodvisnih spremenljivk in brez predhodne zamude se je ravno tako izkazala za najboljšo GRNN ($r = 0,526$), ko je izbrala 22 neodvisnih spremenljivk izmed 24. Precej slabši sta bili NN z MLP, ki ima eno skrito plast ($r = 0,327$), ki je izbrala 12 neodvisnih spremenljivk in pa linearna NN z $r = 0,334$ (20 izbranih neodvisnih spremenljivk). Najpogostejši faktorji, ki so se znašli med prvimi tremi pomembnimi neodvisnimi spremenljivkami, so bili naslednji: izpolnjevanje obveznosti, leto, gospodarnost in odprtost za izkušnje.

- *S pomožnimi hipotezami, ki se nanašajo na pretekle zamude, smo predpostavili povezanost zamud s prvo, prvima dvema in prvimi tremi predhodnimi zamudami. Predpostavili smo, da dobimo največjo povezanost s pomočjo nevronske mreže.*

Prvo pomožno hipotezo smo sprejeli, saj med zamudo in prvo predhodno zamudo obstaja dokaj močna povezanost. 0,353 je razlika med Pearsonovima korelacijskima koeficientoma (linearna večkratna regresija) pri modelih ocenjevanja, kjer sodelujejo vsi kazalniki bonitete podjetij, postavke osebnosti in vestnosti ter oblika podjetja in odgovarjajoče leto, razlikujeta se le pri sodelovanju ali nesodelovanju prve predhodne zamude. Sprejeli smo tudi drugo pomožno hipotezo, čeprav je povezanost druge predhodne zamude veliko manjša kot prve predhodne zamude. Zavrnili pa smo tretjo pomožno hipotezo, ker se je tretja predhodna zamuda pojavila kot značilna neodvisna spremenljivka samo pri ocenjevanju z GRNN. Četrto pomožno hipotezo smo sprejeli. Največjo povezanost med predhodnimi zamudami in zamudo dobimo s pomočjo nevronske mreže. Vsi tipi nevronske mreže podobno dobro napovedujejo zamudo s predhodnimi zamudami. Malo bolj izstopajo linearna NN, NN z MLP z eno skrito plastjo in GRNN. Vse te nevronske mreže dosežejo korelacije višje, kot 0,8 že pri prvi predhodni zamudi, kar pomeni močno povezanost z zamudo. Druga predhodna zamuda zelo malo poveča korelacijo, tretja zamuda pa praktično nima nobenega vpliva več.

Pri ocenjevanju vseh faktorjev in prisotnosti prve zamude se je izkazala kot najboljša linearna NN ($r = 0,868$). Zdi se, da vsi faktorji in prva zamuda tvorijo hiperravnino, in regresijska funkcija, ki jo določi nevronska mreža, prehaja skozi podatke. V linearnem modelu obstaja samo en minimum, ker je površina napake kvadratna parabola. V izhodni plasti so bile uteži prilagojene s pomočjo psevdo-inverznega algoritma. Ta algoritem razgradi posamezne vrednosti matrike za lažje iskanje vektorja uteži v majhnih učnih množicah. Podobno je bilo ob izbiranju neodvisnih spremenljivk. Najboljša korelacija je bila dosežena z linearno NN ($r = 0,878$) ob dveh izbranih neodvisnih spremenljivkah (prva predhodna zamuda in redoljubnost). Njej sledi GRNN z $r = 0,862$ in izbranimi neodvisnimi spremenljivkami: oblika podjetja, leto, prva predhodna zamuda. Rahlo slabši sta NN z MLP, ki ima eno skrito plast ($r = 0,827$; leto, prva predhodna zamuda) in MLP, ki ima dve skriti plasti ($r = 0,809$; prva predhodna zamuda). Redoljubnost odraža nagnjenost k privzemanju strukture, pripisane za tisto delovno okolje, v katerem se posameznik nahaja. Morda se je zato pri linearni NN pojavila kot pomembna spremenljivka. Tudi s pomočjo korelacij smo dobili pomembno negativno povezanost redoljubnosti in zamud pri direktorjih področij ($r = -0,336$; $p < 0,05$; $N = 43$), pri delniških družbah ($r = -0,432$; $p < 0,01$; $N = 48$) in pri srednje velikih podjetjih ($r = -0,413$; $p < 0,05$; $N = 23$). Bolj redoljubni posamezniki, ki so izpolnjevali anketo, privzamejo slog delovnega okolja, ki se v njihovem primeru bolj verjetno nagiba k pravočasnemu plačilu odprtih računov.

Pri modelu ocenjevanja prvih dveh zamud in vseh faktorjev je dosegla najvišji Pearsonov koeficient korelacije NN z MLP, ki ima eno skrito plast, in sicer 0,898. To je znatno več kot linearna večkratna regresija ($r = 0,788$) in RBFNN ($r = 0,771$). Potem pa si po vrsti sledijo linearna NN ($r = 0,871$), NN z MLP, ki ima dve skriti plasti ($r = 0,850$), in GRNN ($r = 0,835$). Pri izbiranju neodvisnih spremenljivk je najvišja korelacija pri NN z MLP, ki ima dve skriti plasti ($r = 0,867$). Sledi ji linearna NN ($r = 0,866$), NN z MLP, ki ima eno skrito plast ($r = 0,862$) in nato GRNN ($r = 0,858$). Najpomembnejše neodvisne spremenljivke so naslednje: prva predhodna zamuda, druga predhodna zamuda, leto, produktivnost zaposlenega, plačilni pogoji, preudarnost, odprtost za izkušnje, izpolnjevanje obveznosti, ekstravertnost, bilanca, poslovni izid, redoljubnost, oblika podjetja. Faktor bonitete 9 – plačilni pogoji zajema dva kazalnika bonitete, in sicer dneve vezave kratkoročnih poslovnih obveznosti in dneve odloženega plačila. Faktor plačilni pogoji je v sorazmerju z zamudami. To pomeni, da so zamude daljše v kolikor so plačilni pogoji daljši, kar je pričakovano.

Pri prvih treh zamudah in vseh faktorjih je Personov koeficient korelacije rahlo višji ob prisotnosti vseh neodvisnih spremenljivk, kot pri ocenjevanjih s prvima dvema zamudama. Učinkovitost nevronske mreže je tudi zelo podobna. Čim nevronska mreža sama izbira pomembne neodvisne spremenljivke, je najvišji Pearsonov koeficient korelacije pri linearni NN ($r = 0,878$; prva in druga predhodna zamuda). Njej sledi GRNN ($r = 0,867$; prva predhodna zamuda, leto). Rahlo slabši sta NN z MLP, ki ima eno skrito plast ($r = 0,859$) in z dvema skritima plastema ($r = 0,831$). Zapišemo lahko, da je za ocenjevanje zamud najpomembnejša prva predhodna zamuda, njej sledi druga predhodna zamuda, leto, oblika podjetja, odprtost za izkušnje, plačilni pogoji, produktivnost zaposlenega, bilanca, sprejemljivost in tretja predhodna zamuda. Pri anketiranih osebah ženskega spola smo ugotovili statistično pomembno pozitivno povezanost zamud s sprejemljivostjo ($r = 0,220$; $p < 0,05$; $N = 81$). Morda se sprejemljivost žensk v tem modelu pojavi kot pomembna spremenljivka. Domnevamo, da nadrejeni teh anketirank vzpodbujajo zamujanje pri plačilih. Ker je vpliv okolja največji pri sprejemljivosti, se to odraža pri teh zaposlenih.

Najučinkovitejše ocenjevanje zamud pri modelu, kjer so vključeni vsi faktorji in vse tri predhodne zamude, smo dosegli z linearno nevronske mreže in GRNN ter NN z MLP pri izbiranju neodvisnih spremenljivk. Naštete nevronske mreže so dosegle višje Pearsonove koeficiente korelacije ob manjšem številu izbranih neodvisnih spremenljivk kot linearna večkratna regresija (metoda stepwise). Za najpomembnejše neodvisne spremenljivke so se izkazale naslednje: prvi dve predhodni zamudi, oblika podjetja, leto, produktivnost zaposlenega, plačilni pogoji, odprtost za izkušnje, izpolnjevanje obveznosti. Odprtost za izkušnje je povezana s kreativnostjo na delovnem mestu in delovno uspešnostjo. V našem vzorcu pa smo dobili negativno povezanost zamud z odprtostjo za izkušnje pri delniški družbi ($r = -0,325$; $p < 0,05$; $N = 48$) in pri velikem podjetju ($r = -0,295$; $p < 0,05$; $N = 63$). To pomeni, da si vodje področij (bolj verjetno osebe moškega spola), ki so odprti za izkušnje in so bili v raziskavi najbolj negativno povezani z zamudami ($r = -0,611$; $p < 0,05$; $N = 17$), tudi bolj verjetno prizadevajo račune z odlogom plačila plačevati s čim manjšimi zamudami. Morda so to tisti posamezniki, ki imajo poleg odgovornih oseb za plačila tudi možnost vpliva na plačilno politiko. Ta vpliv lahko izhaja iz njihove delovne uspešnosti. Vse pa iz kreativnosti, kako čim učinkoviteje razporediti razpoložljivo vsoto denarja za plačevanje odprtih računov.

Lahko rečemo, da največ informacije o zamudah nosi s seboj prva predhodna zamuda. To so notranje kupčeve informacije, ki so nedostopne tistim dobaviteljem, ki še niso sodelovali z bodočim kupcem. Zato si bodoči dobavitelj mora prizadevati te informacije pridobiti od svojih dosedanjih partnerjev, ki morda že imajo izkušnje s potencialnim kupcem, ali pa od njegovih zaposlenih. Lahko pa pridobi pomembne podatke od potencialnega novega kupca s pomočjo prej predstavljenega vprašalnika. V njem so zajete ključne informacije, na podlagi katerih lahko predvidevamo, ali bo bodoči kupec zamujal s plačili ali ne, ali pa morda sploh ne bo sposoben plačila. Ko kupec ni sposoben plačila, zahtevamo plačilo blaga vnaprej. V primeru, da naj bi zamujal s plačili, mu zaračunamo višjo maržo, v katero vračunamo že določeno časovno financiranje, ki pa mora biti na vsak način višje, kot so bančne obresti, hkrati pa moramo dogovoriti še zamudne obresti. Francois in Hübner (2004) sta ugotovila, da cena obresti dolga močno vpliva na njegovo prihodnje stanje. To ugotovitev mora dobavitelj izkoristiti, ker si na ta način lahko poveča dobiček pri takšnih kupcih. Pri tem pa mora pričeti z izterjavo plačila takoj po zapadlosti roka plačila. Kot smo zapisali uvodoma, je večja možnost izterjave v kratkem časovnem obdobju po dogovorjenem roku plačila. To časovno obdobje je precej odvisno od države do države. Lahko se poslužimo nekaterih drugih načinov, in sicer:

- odkupovanja kupčevih izdelkov, ki na ta način postane naš dobavitelj – kompenziramo terjatve in obveznosti;
- cesije, pri kateri prenesemo terjatve na drugega upnika;
- odprodaje terjatev.

V vseh ocenjevanjih, kjer je bilo vključeno leto, se je izkazalo leto kot pomembno. Predvidevamo, da gospodarske okoliščine in dogajanja v svetu vplivajo tudi na manjše podjetje. V letih 1998 in 1999 se verjetno čuti vpliv finančne krize v Rusiji, jugovzhodni Aziji in Braziliji (Baek, Bandothyaya in Du, 2005), ki je bila v letih od 1995 do 1999. Azijska valutna kriza se je razširila v Rusijo. Po razpadu Sovjetske zveze leta 1991 je celotno območje zašlo v globoko gospodarsko krizo, povezano s kolapsom že prej iztrošenega in zgrešenega gospodarstva ter potrebnimi osnovnimi reformami za vzpostavitev novega gospodarskega sistema. Prvi pozitivni rezultati so se pokazali leta 1997 in 1998, od takrat dalje pa je Rusija beležila zavidljive stopnje gospodarske rasti in razvoja na vseh področjih. Gospodarska rast in razvoj Rusije sicer temeljita predvsem na pridobivanju in izvozu naravnih virov, kjer seveda prednjačita vse dražja nafta in plin. Nestabilnost na finančnem trgu se je po letu 1997 razširila še na Brazilijo in na razvite trge. Rusija si je rahlo opomogla v letu 1997, vendar jo je trmoglavost vlade, njenega deficita in slabe podjetniške klime naredila ranljivo, ko jo je dosegla mednarodna finančna kriza v 1998. Kriza je dosegla višek avgusta z depreciacijo rublja in močnega poslabšanja življenjskega

standarda za večino prebivalstva. Očitno se je mednarodna finančna kriza odrazila tudi v Sloveniji. Manj posledic je bilo tudi zaradi izredno strogih zahtev glede rezervacij za posojila Rusiji, ki jih je Banka Slovenije uvedla v letu 1998. Nenaden beg kapitala pa uspešno zavira tudi sedemletni režim skrbniških računov za tuje portfeljske naložbe, kar se je izkazalo avgusta 1998, ko se tuji investitorji niso mogli umakniti s trga. Finančni trgi za svojo trdnost potrebujejo urejevalce in osrednjo banko, ki bi poslovnim bankam v stiski pomagala s posojili. To pa ni mogoče brez moralnega hazarda. Vse razvite države so se tega naučile pred desetletji, toda svet se mora tega naučiti še v mednarodnem merilu. Sistem, kakršnega imamo zdaj, je nagnjen v eno smer. Ustvarjen je za ohranjanje mednarodnih finančnih trgov, ne pa za ohranjanje trdnosti na novo nastajajočih trgov na obrobju. In zaradi tega je razmerje med tveganjem in donosnostjo naložb na teh trgih tako neugodno.

V letu 2001 beležimo največje povprečne zamude. Predvidevamo, da analizirano podjetje čuti posledice terorističnih napadov, ki so se zgodili v ZDA 11.9.2001. Po tem datumu je ZDA poostrila nadzor nad finančnimi ustanovami in vzpostavila regulative za preprečitev terorističnih napadov. Centralne banke so od terorističnih napadov naprej vsesplošno zniževale obrestne mere, ker so želele z nižjo ceno denarja in s tem večjo dostopnostjo in nižjimi donosi manj tveganih naložb spodbujati gospodarstvo. Zato je bil kapital lažje dosegljiv, kar se odraža na zamudah v letih 2003 in 2004 in po vsej verjetnosti vpliva tudi na pomembnost neodvisne spremenljivke leto v vseh modeliranjih, kjer je prisotna.

9. SKLEP IN PRISPEVEK K ZNANOSTI

Ničesar ne pričakujem, zato sem vedno neskončno hvaležen za preproste stvari. (Ralph Waldo Emerson)

V sedanjem poslovnem okolju so spremembe zelo hitre in celoten svet je kot ena sama globalna vas. Dostopen je skoraj vsak košček na Zemlji, gospodarske in ekonomske okoliščine pa se prenašajo kot halo efekt po celem svetu. Veliki dobavitelji in veliki kupci krojijo splošno gospodarsko politiko. Njim se morajo prilagajati manjši, ki delujejo lahko samo v svojem domačem okolju ali pa so vpeti tudi v mednarodne tokove. Ravno zaradi tega so lahko nekateri posamezniki, ki znajo spletati vezi in jih tudi obdržati v poslovnem svetu, zelo uspešni. V poslovni odnos kupec – dobavitelj se lahko vnese veliko osebne note, ki zadovoljuje obe vpleteni strani. Iz tega nastane medsebojno zaupanje, ki temelji tudi na vestnosti. Nezanesljivost lahko povzroči pomanjkanje zaupanja in tako poruši sodelovanje (Hollenbeck, LePine in Ilgen, 1996, v LePine, Hollenbeck, Ilgen in Hedlund, 1997). Zaupanje med dobaviteljem in kupcem lahko vodi do povečanega obsega sodelovanja. Osebe, ki so v ta odnos vključene, morajo imeti nekatere značilne osebnostne lastnosti. Raziskava je potrdila, da bodo osebe, ki so bolj vestne, bolj verjetno izpolnjevale obveznosti. Skrbele bodo za zadovoljstvo vseh strani. Glede na to, da se družijo med seboj podobno misleči ljudje, si tudi v podjetju predsednik uprave ali direktor izbere za najbližje sodelavce podobno misleče ljudi. Če ima direktor podjetja višje izražen nivo vestnosti in s tem tudi faceto izpolnjevanje obveznosti, kar smo ugotovili z raziskavo, bo podjetje plačevalo svoje obveznosti dobavitelju z večjo verjetnostjo v dogovorjenem roku plačila. To podjetje bo imelo tudi boljše boniteto, ker si bodo ključne osebe prizadevale, da bo podjetje izpolnjevalo tako družbena kot pričakovanja zaposlenih. Na ta način si lahko ustvari večji ugled v družbi. Ključne osebnostne lastnosti posameznika na ta način krojijo politiko celotnega podjetja. Pri majhnem podjetju je to ena oseba, lastnik ali direktor. Pri velikem podjetju pa je to ozka skupina ljudi, ki je zbrana okrog predsednika uprave.

V raziskavi smo ugotovili, da sta najpomembnejši napovedovalki zamud prva in druga predhodna zamuda. Prva predhodna zamuda pojasni največjo variabilnost zamude (od $r^2_{\text{prilagojen}} = 0,611$ do $r^2_{\text{prilagojen}} = 0,623$). Obe predhodni zamudi vsebujeta notranje informacije kupca. Te so nedostopne za bodočega dobavitelja. Zato si mora bodoči dobavitelj prizadevati za pridobitev teh informacij. Seveda pa mora biti dobavitelj pozoren tudi pri obstoječih kupcih na trend pri zamudah. Vsekakor naj bo sedanji ali bodoči dobavitelj v tesnem stiku s kupcem. Poizvedovati mora o kupčevi plačilni politiki. Zelo dobro bi bilo, če bi se zgradila podatkovna baza o zamudah gospodarskih subjektov na nivoju celega sveta, ki bi morala biti dostopna vsem.

Če nimamo možnosti pridobiti podatka o predhodnih zamudah, predlagamo, da si podjetja pred sklenitvijo posla z novim, nepoznanim kupcem ali pri sedanjih kupcih pridobijo podatke o dodani vrednosti in skupnih prihodkih na zaposlenega morda za dve ali tri pretekla leta. Pridobljene podatke naj primerjajo med seboj.

1. V kolikor se je dodana vrednost na zaposlenega zmanjšala in prihodki na zaposlenega povečali, pomeni, da podjetje s svojimi stroški neučinkovito ali nepravilno upravlja. Prihodki so se morda povečevali zaradi učinkovite prodaje, ki pa v svoje prodajne cene ni vračunavala zadosti visoke marže, ali pa je podjetje imelo opravka z veliko reklamacijami in na ta način posledično s penali, dobropisi ali drugimi odškodninami. Če se je dogajalo zadnje, pomeni, da je pretok informacij med posameznimi procesi otežen. Morda je temu kriva tudi zmanjšana kontrola procesov. Vsekakor moramo tega kupca imeti pod poostrenim nadzorom. Imeti moramo tesne osebne kontakte, ga večkrat obiskati in ga takoj opozoriti na plačilo računa, čim je odlog plačila potekel.
2. V kolikor se je zmanjšala dodana vrednost na zaposlenega in tudi prihodki na zaposlenega, moramo v svojo maržo dodatno vračunavati še obrestno mero za financiranje kupca. Ta mora biti višja kot bančne obresti. Ob poslu moramo dogovoriti tudi zamudne obresti. Znano je, da višina zamudnih obresti močno vpliva na dolg (Francois in Hubner, 2004). V tem primeru že vnaprej vemo, da bo prihajalo do zamud pri plačilu. Zato moramo iskati učinkovita sredstva, da plačilo dobimo (kompenzacije, dogovori, itd.).
3. Če pa dodana vrednost na zaposlenega in prihodki na zaposlenega enakomerno naraščajo, lahko pričakujemo, da bo bodoči ali obstoječi kupec račune poravnava pravočasno. Če se mu bo zgodilo, da bo pri plačilu zamudil, ga moramo prijateljsko opozoriti. Morda je samo pozabil na plačilo, morda se je račun založil, morda je kakšen drug vzrok, ki pa ga nam bo ob opozorilu zaupal. Pri tem kupcu moramo iskati možnosti povečevanja prodaje.

Vsi gospodarski subjekti so vpeti v mednarodne tokove posredno ali pa neposredno. To se je pokazalo tudi v naši raziskavi. Leta 1998 je dosegla Slovenijo tudi mednarodna finančna kriza. Le-ta jo je le oplazila zaradi restriktivne politike Banke Slovenije, vendar se je kljub temu leto pojavilo kot pomembna neodvisna spremenljivka pri analiziranem podjetju. Po vsej verjetnosti se v modeliranjih odrazi tudi leto 2001, ko so se zgodili teroristični napadi na ZDA. Takrat smo beležili najdaljše zamude. Vendar so banke z zniževanjem obrestnih mer in večjo dostopnostjo kapitala omogočile večjo razpoložljivost kapitala. Zato so se zamude v letu 2003 in 2004 krajšale. Res je, da analizirano podjetje ne izvaža v Rusijo ali ZDA, vendar so njegovi kupci že

precej vpeti v direktno ali posredno poslovanje z Rusijo, ZDA in drugimi trgi zahodne Evrope. Ravno te gospodarske in ekonomske okoliščine se pri analiziranem podjetju pokažejo kot pomembne in so zajete samo v neodvisni spremenljivki leto. Tudi majhno podjetje se ne more izogniti mednarodnemu stanju gospodarstva. Če je v svetu gospodarska rast, se zamude krajšajo, v obdobju gospodarske recesije pa se daljšajo. Manjša podjetja so v glavnem aktivna na lokalnem trgu in so tako bolj občutljiva na specifične faktorje, kot so veščine vodenja in osebnostne lastnosti (Dietsch in Petey, 2004). Nasprotno pa so velika podjetja bolj občutljiva na spremenljive gospodarske okoliščine (Dietsch in Petey, 2004). To smo ugotovili tudi mi, saj je v našem vzorcu povezanost zamud s poddimenzijo izpolnjevanje obveznosti značilna pri družbah z omejeno odgovornostjo. Za majhna in srednje velika podjetja pa je ugotovljeno, da so v povprečju bolj rizična kot velika podjetja (Dietsch in Petey, 2004). Dietsch in Petey (2004) sta ugotovila, da je neizpolnjevanje obveznosti pri majhnih podjetjih zelo stabilno ne glede na vse okoliščine. S pomočjo raziskave smo ugotovili, da so zamude krajše, če obstaja med kupcem in dobaviteljem pozitivno sodelovanje. Zato si mora dobavitelj prizadevati vzpostaviti trden medsebojni odnos s takšnim kupcem, ki bo temeljil na medsebojnem zaupanju. Pri tem odnosu morajo sodelovati zaposleni na več ravneh. Na ta način bo dobavitelj seznanjen z notranjimi informacijami kupčevega podjetja in bo lahko krojil prodajno politiko ter upravljanje s terjatvami.

V raziskavi se je pokazalo, da so osebnostne lastnosti zelo pomembne tudi v odnosu kupec – dobavitelj. Lahko bi celo rekli, da so najpomembnejše, saj so zamude pri plačilih logična posledica obnašanja ljudi, ki se odzivajo na poznano situacijo v skladu s svojimi osebnostnimi lastnostmi. Zato bi bilo dobro raziskavo razširiti na večjo populacijo, morda na več velikih mednarodnih korporacij. V tem primeru bi lahko zasledovali obnašanje velikih in malih podjetij v različnih mednarodnih okoljih. Na ta način bi lahko prepoznali vpliv različnih kultur. Pri tem bi lahko uporabili celoten vprašalnik IPIP-NEO 300 in morda še kakšen drug vprašalnik, ki bi meril kvaliteto in vplive na izvedbo določenih nalog. Nekatera podjetja se namerno odločijo zamujati s plačili. Tega v naši raziskavi nismo zasledovali. Zdi se nam potrebno, da bi v okviru kakšne druge raziskave izmerili tudi vzroke za namerno zamujanje. Seveda bi bilo potrebno v raziskovanje vključiti čim več bonitetnih informacij in splošnih gospodarskih okoliščin. Za analizo bi lahko uporabili še druge tipe nevronske mreže, morda odločitvena drevesa, genetske algoritme ipd. Rezultate bi lahko uporabili za učinkovitejši nadzor plačilne discipline, ustrezno prilagoditev zakonodaje in gradnje mednarodne podatkovne baze z najpomembnejšimi informacijami.

V naši raziskavi sta dva prispevka k znanosti, ki še nikoli nista bila obravnavana. Prvi prispevek opisuje analizo kreditnega tveganja s pomočjo nevronske mreže, drugi pa povezuje osebnostnih lastnosti z zamudami, kar je tudi edinstven primer. V obeh primerih so bile nevronske mreže veliko boljše pri napovedi zamud. Pri analizi kreditnega tveganja brez osebnostnih lastnosti je bila najboljša regresijska nevronska mreža GRNN. Za analizo povezave osebnostnih lastnosti z zamudami pa je bila najboljša nevronska mreža z MLP, ki vsebuje eno skrito plast.

10. LITERATURA

- Acharya V.A., Bharath S.T., Srinivasan A. (2007) Does industry-wide distress affect defaulted firms? Evidence from creditor recoveries, *Journal of Financial Economics* 85, str. 787-821.
- Alchian A.A. (1970) Information Costs, Pricing and Resource Unemployment, v Phelps E.S. (ur.): *Microeconomic Foundations of Employment and Inflation Theory*, New York: W.W. Norton and Company.
- Allen L., DeLong G., Saunders A. (2004) Issues in the credit risk modeling of retail markets, *Journal of Banking & Finance* 28, str. 727-752.
- Allen M.J., Yen W.M. (2002) *Introduction to Measurement Theory*, Waveland Press, Long Grove, http://en.wikipedia.org/wiki/Cronbach's_alpha, opis vira z dne 25.10.2007.
- Alpert W., Raiffa H. (1982) A Progress Report on the Training of Probability Assessors, v Kahneman D., Slovic P., Tversky A. (ur.): *Judgement under uncertainty: Heuristics and biases*, Cambridge, MA: Cambridge University Press, str. 294-305.
- Allport G.W. (1958) What units shall we employ? v Lindzey G. (ur.): *Assessment of human motives*, New York, NY: Rinehart, str. 238-260.
- Altman E.I. (1968) Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy, *Journal of Finance* 23 (4), str. 589-609.
- Altman E.I. (1993) *Corporate Finance Distress and Bankruptcy: A Complete Guide to Predicting and Avoiding Distress and Profiting from Bankruptcy*, 2nd edition, New York, NY: John Wiley & Sons, 354 str.
- Amemiya T. (1985) *Advanced Econometrics*, Cambridge, MA: Harvard University press, 536 str.
- Andreeva G., Ansell J.I., Crook J.N. (2005) Modelling the purchase propensity: Analysis of revolving store card, *Journal of Operational Research Society* 56 (9), str. 1041-1050.
- Andreeva G., Ansell J.I., Crook J. (2007) Modelling profitability using survival combination scores, *European Journal of Operational Research* 183, str. 1537-1549.
- Antončič B., Histrich R.D., Petrin T., Vahčič A. (2002) *Podjetništvo*, Ljubljana: GV založba, 485 str.
- Antunović P. (1999) *Finance podjetja: teorija in praksa*, Center Brdo, 303 str.
- Artenjak J. (2003) *Poslovna statistika*, Maribor: EPF, 338 str.
- Ashcraft A.B., Cambello M. (2007) Firm balance sheets and monetary policy transmission, *Journal of Monetary Economics* 54, str. 1515-1528.
- Ashton M.C. (1998) Personality and job performance: the importance of narrow traits, *Journal of Organizational Behavior* 19, str. 289-303.
- Avsec A. (2007) *Psihodiagnostika osebnosti*, Ljubljana: Filozofska Fakulteta, 288 str.
- Avsec A., Sočan G. (2007) Vprašalnik petih velikih faktorjev BFI, *Psihodiagnostika osebnosti*, Ljubljana: FF, str. 171-178.
- Aziz A.M., Dar H.A. (2004) *Predicting Corporate Bankruptcy: Whither do We Stand?* Loughborough: Department of Economics, University of Loughborough, 40 str.
- Back B., Laitinen T., Sere K., van Wezel M. (1996) *Choosing Bankruptcy Predictors Using Discriminant Analysis, Logit Analysis and Genetic Algorithms*, Turku: Turku School of Economics and Business administration, 18 str.
- Baek I.-M., Bandopadhyaya A., Du C. (2005) Determinants of market-assessed sovereign risk: Economic fundamentals or market risk appetite? *Journal of International Money and Finance* 24, str. 533-548.
- Barber B.M., Odean T. (1999) The Courage of Misguided Convictions, *Financial Analysts Journal*, str. 41-55.
- Barniv R., Agarwal A., Leach R. (1997) Predicting the Outcome Following Bankruptcy Filing: A Three-State Classification Using Neural Networks, *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management* 6, str. 117-194.
- Barrick M.R., Mount M.K. (1991) The big five personality dimensions and job performance: A meta-analysis, *Personnel Psychology* 44, str. 1-26.
- Barrick M.R., Parks L., Mount M.K. (2005) Self-monitoring as a moderator of relationships between personality traits and performance, *Personnel Psychology* 58, str. 745-767.
- Barry M. (1997) *Credit Management*, West Sussex: John Wiley & Sons, 283 str.
- Bartram S.M., Brown G.W., Hund J.E. (2007) Estimating systemic risk in the international financial system, *Journal of Financial Economics* 86, str. 835-869.
- Battiti R. (1992) First and Second Order Methods for Learning: Between Steepest Descent and Newton's Method, *Neural Computation*, 4 (2), str. 141-166.
- Baumbach J.R., Mancuso C.M. (1987) *Entrepreneurship and Venture Management*, 2nd edition, New Jersey: Prentice-Hall, Inc, 453 str.
- Beaver W.H. (1966) Financial Ratios as Predictors of Failure, *Journal of Accounting Research* 4, Empirical Research in Accounting: Selected Studies, str. 71-111.
- Beekman A.V., Robinson B.R. (2004) Supplier Partnership and the Small, High-Growth Firm: Selection for Success, *Journal of Small Business Management* 42 (1), str. 59-77.

- Bergant Ž. (2000) Znaki podjetniške krize, Ljubljana: *Podjetje in delo* 26 (6-7), str. 1496-1507.
- Berk A. (2002) *Učinki zakonodajnega urejanja plačilne nediscipline v slovenskem gospodarstvu*, magistrsko delo, Ljubljana: EF, 107 str.
- Berk A. (2005) Drivers of Leverage in Slovene Blue-chip Firms and Stock Performance Following Substantial Debt Increases, Working Paper RCEF No. 172, Ljubljana: EF, 22 str.
- Berndt A., Jarrow R.A., Kang C.O. (2007) Restructuring risk in credit default swaps: An empirical analysis, *Stochastic Processes and their Applications* 117, str. 1724-1749.
- Bertocchi M., Giacometti R., Zenios S.A. (2005) Risk factor analysis and portfolio immunization in the corporate bond market, *European Journal of Operational Research* 161, str. 348-363
- Bhagat P. (2005) *Pattern recognition in Industry*, Elsevier, 200 str.
- Bishop C. (1995) *Neural Networks for Pattern Recognition*, Oxford: University Press.
- Blazenko G.W., Vandezande K. (2003) *The Product Differentiation Hypothesis for Corporate Trade Credit, Managerial and Decision Economics* 24, str. 457-469.
- Bobenko A., Hoffmann T., Springborn B. (2006) Minimal surfaces from circle patterns: Geometry from combinatorics, *Annals of Mathematics* 164, str. 231-264.
- Bogg T., Roberts B.W. (2004) Conscientiousness and Health-Related Behaviors: A Meta-Analysis of the Leading Behavioral Contributors to Mortality, *Psychological Bulletin* 130 (6), str. 887-919.
- Booth-Kewley S., Vickers R.R. (1994) Associations between major domains of personality and health behavior, *Journal of Personality* 62, str. 281-298.
- Borgatta E.F. (1964) The structure of personality characteristics, *Behavioral Science* 9(1), str. 8-17.
- Boritz J.E., Kennedy D.B., Albuquerque A. (1995) Predicting Corporate Failure Using a Neural Network Approach, *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management* 4, str. 95-111.
- Brand C.R. (1994) Open to experience – closed to intelligence: Why the »Big Five« are really the »Comprehensice Six«, *European Journal of Personality* 8, str. 299-310.
- Braspenning P.J., Thuijsman F., Weijters A.J.M.M. (1995) *Artificial Neural Networks*, Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 293 str.
- Bratko D., Chamorro-Premuzic T., Saks Z. (2006) Personality and school performance: Incremental validity of self-and peer-ratings over intelligence, *Personality and Individual Differences* 41, str. 131-142.
- Brealey R., Myers S. (1991) *Principles of Corporate Finance*, New York, NY: McGraw-Hill, 924 str.
- Brick I.E., Fung W.K.H. (1984) Taxes and the Theory of Trade Debt, *Journal of Finance* 39 (4), str. 1169-1176.
- Brockhaus R.H., Horowitz P.S. (1986) The Psychology of the Entrepreneur, v Sexton D., Smilor R. (ur.): *The Art and Science of Entrepreneurship*, Cambridge, MA: Ballinger, str. 25-48.
- Brvar A. (1998) *Bonitetna poročila in bonitete podjetij*, Ljubljana: Kapital, 182 str.
- Bucik V. (1997) *Osnove psihološkega testiranja*, Ljubljana: FF, Oddelek za psihologijo, 246 str.
- Cacoullous T. (1966) Estimation of multivariate density, *Annals of the Institute of Statistical Mathematics* 18 (2), str. 179-189.
- Caprara G.V., Barbaranelli C., Borgogni L., Bucik V., Boben D. (1997) *Model »velikih pet«. Pripomočki za merjenje strukture osebnosti*, Ljubljana: Produktivnost, Center za psihodiagnostična sredstva, 136 str.
- Cattell R.B., Eber H.W., Tatsuoka M.M. (1970) *Handbook for the Seexteen Personality Factor Questionnaire (16PF)*, Champaign, IL: IPAT.
- Celikoglu H.B. (2006) Application of radial basis function and generalized regression neural networks in non-linear utility function specification for travel mode choice modelling, *Mathematical and Computer Modelling* 44 (7-8), str. 640-658.
- Charitou A., Charalambous C. (1996) The Prediction of Earnings Using Financial Statement Information: Empirical Evidence with Logit Models and Artificial Neural Networks, *Journal of Intelligent Systems in Accounting Finance and Management* 5, str. 199-215.
- Chaston I. (1996) Critical Events and Process Gaps in Danish Technological Institute SME Structured Networking Model, *International Small Business Journal* 14 (3), str. 71-84.
- Chell E., Haworth J.M., Brearley S. (1991) *The Entrepreneurial Personality: Concepts, Cases and Categories*, London, New York, NY: Routledge, 171 str.
- Chen L. (2005) *Building Transparent Construction Performance Models via Techniques of Computational Intelligence*, Master Thesis, University of Alberta, 78 str.
- Cirman A., Ferligoj A., Prašnikar J., Valentinčič A. (1999) Risk Taking and Managerial Incentives During the Transition to a Market Economy: A Case of Slovenia, *3rd International Conference on Enterprise in Transition*, Split, Šibenik: The Faculty of Economics, str. 370-373.
- Conard M.A. (2006) Aptitude is not enough: How personality and behavior predict academic performance, *Journal of Research in Personality* 40, str. 339-346.
- Costa P.T., McCrae R.R. (1985) *The NEO Personality Inventory manual*, Odessa FL: Psychological Assessment Resources.

- Costa P.T., McCrae R.R. (1992) *Revised NEO Personality Inventory (NEO-PI-R) and NEO Five-Factor Inventory (NEO-FFI) professional manual*, Odessa FL: Psychological Assessment Resources, Inc.
- Costa P.T., McCrae R.R. (1998) Six approaches to the explication of facet-level traits: Examples from conscientiousness, *European Journal of Personality* 12, str. 117-134.
- Costa P.T., McCrae R.R., Dye D.A. (1991) Facet scales for Agreeableness and Conscientiousness, A revision of the NEO Personality Inventory, *Personality and Individual Differences*, 12, str. 887-898.
- Cox D., Cox M. (2006) *The Mathematics of Banking and Finance*, West Sussex: John Wiley & Sons, 295 str.
- Crook J.N., Edelman D.B., Thomas L.C. (2007) Recent developments in consumer credit risk assessment, *European Journal of Operational Research* 183, str. 1447-1465.
- Cronbach L.J. (1951) Coefficient alpha and internal structure of tests, *Psychometrika* 16 (3), str. 297-334.
- Curran S.P., Mingers J. (1994) Neural networks, decision tree induction and discriminant analysis: An empirical comparison, *Journal of the Operational Research Society* 45 (4), str. 440-450.
- Čančer V., Knez-Riedl J. (2005) Why and How to Evaluate the Creditworthiness of SMEs' Business Partners, *International Small Business Journal* 23 (2), str. 143-162.
- Data S., Sil J., Banerjee M.K. (1999) Petri Neural Network Model for the Effect Controlled Thermomechanical Process parameters on the Mechanical Properties of HSLA Steels, *ISIJ International* 39 (10), str. 986-990.
- de Andrade F.W.M, Thomas L. (2007) Structural models in consumer credit, *European Journal of Operational Research* 183, str. 1569-1581.
- Demerouti E. (2006) Job Characteristics, Flow, and Performance: The Moderating Role of Conscientiousness, *Journal of Occupational Health Psychology* 11 (3), str. 266-280.
- DeRaad B., Perugini M. (2002) Big five factor assessment: Introduction, v DeRaad B. in Perugini M. (ur.): *Big five assessment*, Ashland OH US: Hogrefe & Huber Publishers.
- Detrick P., Chibnall J.T. (2006) NEO-PI-R Personality Characteristics of High-Performing Entry-Level Police officers, *Psychological Services* 3 (4), str. 274-285.
- DeYoung C.G., Quilty L.C., Peterson J.B. (2007) Between Facets and Domains: 10 Aspects of the Big Five, *Journal of Personality and Social Psychology* 93 (5), str. 880-896.
- Dietsch M., Petey J. (2004) Should SME exposures be treated as retail or corporate exposures? A comparative analysis of default probabilities and asset correlations in French and German SMEs, *Journal of Banking & Finance* 28, str. 773-788.
- Digman J.M. (1990) Personality structure: Emergence of the five factors model, *Annual Review of Psychology* 41, str. 417-440.
- Dobnikar A. (1990) *Nevronske mreže – teorija in aplikacije*, Ljubljana: Didakta, 157 str.
- Dodd S.D., Jack S., Anderson A.R. (2002) Scottish Entrepreneurial Networks in the International Context, *International Small Business Journal* 20 (2), str. 213-219.
- Domingos P. (1996) Efficient specific-to-general rule induction, v Simoudis E. in Han J. (ur.): *Proceedings of the 2nd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-96)*, AAAI Press, str. 319-322.
- Duckworth A.L., Seligman E.P. (2006) Self-Discipline Gives Girls the Edge: Gender in Self-Discipline, Grades, and Achievement Test Scores, *Journal of Educational Psychology* 98 (1), str. 198-208.
- Dudley N.M., Orvis K.A., Lebiecki J.E., Cortina J.M. (2006) A Meta-Analytic Investigation of Conscientiousness in the Prediction of Job Performance: Examining the Intercorrelations and the Incremental Validity of Narrow Traits, *Journal of Applied Psychology* 91 (1), str. 40-57.
- Duin R.P.W. (1995) Small sample size generalization, v Borgfors G. (ur.): *SCIA'95, Proc. 9th Scandinavian Conference on Image Analysis* 2, Uppsala, 6-9 junij 1995, str. 957-964.
- Dumortier C., Lehert P. (1999) Statistical Modelling of Mechanical Tensile Properties of Steels by Using Neural Networks and Multivariate data Analysis, *ISIJ International* 39 (10), str. 980-985.
- Eber H. (2005) IPIP: A milestone on the path to conceptual clarity, v Goldberg L.R. (ur.): *The international personality item pool and the future of public-domain personality measures, Presidential symposium at the sixth annual meeting of the association for research in personality*, New Orleans.
- Ebnöther S., Vanini P. (2007) Credit portfolios: What defines risk horizons and risk measurement? *Journal of Banking & Finance* 31, str. 3663-3679.
- Emery G.W. (1984) A Pure Financial Explanation for Trade Credit, *Journal of Finance and Quantitative Analysis* 19 (3), str. 271-285.
- Emery G.W., Cogger K.O. (1982) The Measurement of Liquidity, *Journal of Accounting Research* 20 (2) I del, str. 290-303.
- Engler B. (2006) *Personality Theories*, Boston, New York, NY: Houghton Mifflin Co., 7th edition, 551 str.
- Fahlmann S.E. (1988) Faster – learning variations on back-propagation: an empirical study, v Touretzky D, Hinton G.E. in Sejnowski T.J. (ur.): *Proceedings of the 1988 Connectionist Models Summer School*, 38-51, San Mateo, CA: Morgan Kaufmann.
- Falatoš P. (1997) *Plačila v mednarodnem poslovanju*, Ljubljana: CISEF, 204 str.

- Falato P. (1999) *Plačila v mednarodnem poslovanju*, Ljubljana: CISEF, 204 str.
- Falkenstein E., Boral A., Carty L. (2000) *RiscCalc™ for Private Companies: Moody's Default Model*, Rating Methodology, Moody's Investors Service, Global Credit Research, 87 str.
- Feng C., Sutherland A., King R., Muggleton S., Henery R. (1993) Comparison of machine learning classifiers to statistics and neural networks, v *Proceedings of the 4th International Workshop on AI and Statistics 1993* Florida, str. 41-52.
- Ferris J.S. (1981) A Transactions Theory of Trade Credit Use, *Quarterly Journal of Economics* 86 (2), str. 243-270.
- Finančni podatki na spletni strani GVIN, dostopno na <http://www.gvin.com/>
- Fletcher R. (1987) *Practical Methodes of Optimization*, New York, NY: Wiley.
- Florez-Lopez R. (2007) Modelling of insurers' rating determinants. An application of machine learning techniques and statistical models, *European Journal of Operational Research* 183, str. 1488-1512.
- Forman E.H., Gass S.I. (2001) The Analytic Hierarchy Process: An Exposition, *Operation Research* 49 (4), str. 469-486.
- Francois P., Hübner G. (2004) Credit derivatives with multiple debt issues, *Journal of Banking & Finance* 28, str. 997-1021.
- Fraser N. (2007) Introduction to Neural Networks, dostopno na: <http://vv.carleton.ca/~neil/neural/neuron-a.html>, opis vira z dne: 4.9.2007.
- Freund Y., Schapire R.E. (1998) Large margin classification using the perceptron algorithm, *Proceeding of the 11th Annual Conference on Computer Learning Theory*, New York, NY: ACM Press, str. 209-217.
- Friedman H.S., Tucker J.S., Tomlinson-Keasey C., Schwartz J.E., Wingard D.L., Criqui M. (1993): Does childhood personality predict longevity? *Journal of Personality and Social Psychology* 65, str. 176-185.
- Frydman H., Schuermann T. (2007) Credit rating dynamics and Markov mixture models, *Journal of Banking & Finance*, 10.1016/j.jbankfin.2007.09.013.
- Fu L.M. (1989) Integration of neural heuristics into knowledge-based inference, *Connection Science* 1, str. 325-340.
- Galitz L.: *Financial Engineering: Tools and techniques to Manage Financial Risk*, New York: McGraw-Hill Trade, 1995, 216 str.
- Gellatly I.R. (1996) Conscientiousness and Task Performance: Test of a Cognitive Process Model, *Journal of Applied Psychology* 81(5), str. 474-482.
- Gilbert L.R., Menon K., Schwartz K.B. (1990) Predicting Bankruptcy for Firms in Financial Distress, *Journal of Business Finance and Accounting*, str. 161-171.
- Glorfeld L.W., Hardgrave B.C. (1996) An improved method for developing neural networks: The case of evaluating commercial loan creditworthiness, *Computers and Operations Research* 23 (10), str. 933-944.
- Golbabai A., Seifollahi S. (2007) Radial basis function networks in the numerical solution of linear integro-differential equations, *Applied Mathematics and Computation* 188, str. 427-432.
- Goldberg L.R. (1990) An alternative »description of personality«: The big five factor structure, *Journal of Personality and Social Psychology* 59, str. 1216-1229.
- Goldberg L.R. (1999) A broad-bandwidth, public domain, personality inventory measuring the lower-level facets of several Five-factor models, *Personality Psychology in Europe* 7, str. 7-28.
- Gombola M.J., Ketz J.E. (1983) A note on Cash Flow and Classification Patterns of Financial Ratios, *The Accounting Review* 58 (1), str. 105-114.
- Gray J.A. (1987) Perspectives on anxiety and impulsivity: A commentary, *Journal of Research in Personality* 21, str. 493-509.
- Hall C.S. (1997) *Theories of personality*, 4th edition, New York, NY: John Wiley & Sons.
- Hampson S.E., Goldberg L.R. (2006) A First Large Cohort Study of Personality Trait Stability Over the 40 Years Between Elementary Achool and Midlife, *Journal of Personality and Social Psychology* 91 (4), str. 763-779.
- Harrington E.S., Niehaus R.G. (1999) *Risk Management and Insurance*, International edition, Singapur: Irwin/McGraw-Hill.
- Hayden E. (2002) *Modelling an Accounting-Based Rating System for Austrian Firms*, doctoral dissertation, Wien: Fakultät für Wirtschaftswissenschaften und Informatik Universität Wien, 125 str.
- Haykin S. (1994) *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, New York, NY: Macmillan Publishing.
- Hebb D.O. (1949) *The Organization of Behavior*, New York, NY: John Wiley & Sons.
- Hellstrom T. (1998) *A random walk through the stock market*, Umea (Švedska): Umea University, 129 str.
- Hernandez-Caraballo E.A. (2005) Evaluation of a generalised regression artificial neural network for extending cadmium's working calibration range in graphite furnace atomic absorption spectrometry, *Analytical and bioanalytical chemistry* 381 (3), str. 788-794.
- Heskes T., Kappen B. (1991) Learning Processes in Neural Networks, *Physical Review A*, 44 (4), str. 2718-2726.

- Hochwarter W.A., Witt L.A., Kacmar K.M. (2000) Perceptions of Organizational Politics as a Moderator of the Relationship Between Conscientiousness and Job Performance, *Journal of Applied Psychology* 85(3), str. 472-478.
- Hogan J., Ones D.S. (1997) Conscientiousness and integrity at work, v Hogan R. Johnson J., Briggs S. (ur.): *Handbook of Personality Psychology*, San Diego CA: Academic Press.
- Hogan J., Holland B. (2003) Using Theory to Evaluate Personality and Job-Performance Relations: A Socioanalytic Perspective, *Journal of Applied Psychology* 88 (1), str. 100-112.
- Hoffman W.H., Schlosser R. (2001) Success Factors of Strategic Aliances in Small and Medium-sized Enterprises: An Empirical Survey, *Long Range Planning* 34 (3), str. 357-381.
- Holliwell J. (1998) *The Financial Risk Manual*, Harlow, 279 str.
- Holmlund M., Kock S. (1998) Relationships and the Internationalisation of Finnish Small and Medium-Sized Companies, *International Small Business Journal* 16 (4), str. 46-63.
- Homer R.M.D. (1999) A neural Network Model of Personality, *Neural Networks* 1, str. 103-108.
- Hough L.M. (1992) The »Big Five« personality variables-construct confusion: Description versus prediction, *Human Performance* 5, str. 139-155.
- Hough L.M., Ones D.S. (2001) The structure, measurement, validity, and use of personality variables in industrial work, and organizational psychology, v Anderson N., Ones D.S., Sinangil H.K., Viswesvaran C. (ur.): *Handbook of industrial, work and organizational psychology Volume 1: Personnel Psychology*, Thousand Oaks, CA: Sage.
- Huang Y.-M., Hung C.-M., Jiau H.C. (2006) Evaluation of neural networks and data mining methods on a credit assessment task for class imbalance problem, *Nonlinear Analysis: Real World Applications* 7, str. 720-747.
- Hyytinen A., Pajarinen M. (2007) Opacity of young business: Evidence from rating disagreements, *Journal of Banking & Finance*, 10.1016/j.jbankfin.2007.10.006.
- Ibrić S., Jovanović M., Djurić Z., Parojčić J., Petrović S.D., Solomun L., Stupar B. (2003) Artificial neural networks in the modelling and optimisation of aspirin extended release tablets with Eudragit L 100 as matrix substance, *AAPS PharmSciTech* 4 (1), članek 9.
- Jagrič T. (2003) *Uporaba nevrnskih mrež pri napovedovanju*, doktorska disertacija, Maribor, 138 str.
- Jain N. (2001) Monitoring Costs and Trade Credit, *Quarterly Review of Economics and Finance* 41, str. 89-110.
- Jamnik R. (1980) *Matematična statistika*, Ljubljana: DZS, 408 str.
- Jesenko J. (2001) *Statistika v organizaciji in managementu*, Kranj: Moderna organizacija, 422 str.
- Jiang M., Zhu X., Yuan B., Tang X., Lin B., Ruan Q., Jiang M. (2000) A fast hybrid algorithm of global optimization for feedforward neural networks, *WCCC-ICSP International Conference on Signal Processing* 3, str. 1609-1612.
- John O.P. (1990) The »Big Five« factor taxonomy: Dimensions of personality in the natural language and in questionnaires, v Pervin L.A. (ur.): *Handbook of personality: Theory and research*, New York, NY: Guilford Press, str. 66-100.
- John O.P., Srivastava S. (1999) The Big Five Trait taxonomy: History, measurement, and theoretical perspectives, v Pervin L.A. in John O.P. (ur.): *Handbook of personality: Theory and research*, New York, NY: Guilford Press, str. 102-139.
- John O.P., Donahue E.M., Kentle R.L. (1991) *The »Big Five« Inventory – Versions 4a and 54*, Berkeley: University of California, Institute of Personality and Social Research, Berkeley.
- John O.P., Hampson S.E., Goldberg L.R. (1991) Is there a basic level of personality description? *Journal of Personality and Social Psychology* 60, str. 348-361.
- Johnsen T., Melicher R.W. (1994) Predicting Corporate Bankruptcy and Financial Distress, Information Value Added by Multinomial Logit Models, *Journal of Economics and Business* 46 (4), str. 269-286.
- Johnson B. R. (1990) Toward a Multidimensional Model of Entrepreneurship: The Case of Achievement, Motivation and the Entrepreneur, *Entrepreneurship Theory and Practice* 14 (3), str. 34-57.
- Johnson J. (1997) *Handbook of personality psychology*, London: Academic Press.
- Jorion P. (1997) *Value at risk*, New York, NY: McGraw-Hill, 313 str.
- Judge T.A., Higgins C.A., Thoresen C.J., Barrick M.R. (1999) The Big Five Personality Traits, General Mental Ability, and Career Success across the Life Span, *Personnel Psychology* 2 (3), str. 621-652.
- Jus M. (2004) *Kreditno zavarovanje*, Ljubljana: Sanje, 191 str.
- Kampuš Trop V. (2000) *Podjetništvo v Sloveniji – regionalne razlike v ustanavljanju in razvoju novih podjetij*, doktorska disertacija, Kranj: FOV, 358 str.
- Kant I. (1988) O Pedagogiki, *Problemi – Šolsko polje* 11, Ljubljana, str. 147-158.
- Keeney M.J., Snell A.F., Robinson S.J., Svyantek D.V., Bott J. (2004) Personality and situational pattern differences across three work groups: a comparative examination of worker personality and organizational climate using three pattern-extraction analyses, *Organizational Analysis* 12 (2), ABI / INFORM Global, str. 183-203.

- Kelly E.L., Conley J.J. (1987) Personality and compability: A prospective analysis of marital stability and marital satisfaction, *Journal of Personality and Social Psychology* 52, str. 27-40.
- Kendall R. (1998) *Risk Management for Executives*, London: Pitman Publishing, 252 str.
- Kim Y.S., Sohn S.Y. (2004) Managing loan customers using misclassification patterns of credit scoring model, *Expert Systems with Applications* 26, str. 567-573.
- Kline P. (1994) *An Easy Guide to Factor Analysis*, London: Routledge, 194 str.
- Knap M. (2002) *Napovedovanje širjenja toplega preoblikovanca za krmiljenje procesa prostega kovanja*, doktorska disertacija, Ljubljana, 113 str.
- Knez-Riedl J. (2000) *Pojmovanje in presojanje bonitete podjetja*, Ljubljana: ZRFRS, 206 str.
- Kocjančič R., Zupan J. (1997) Application of a feed-forward artificial neural network as a mapping device, *Journal of Chemical Information and Computer Science* 37 (6), str. 985-989.
- Kofjač D. (2002) *Uporaba modelov sistemske dinamike in nevronskih mrež pri kontroli skladišnega poslovanja*, diplomsko delo, Kranj: FOV, 52 str.
- Kokol M. (2002) *Optimizacija števila nevronov pri empiričnem modeliranju fizikalnih zakonov z nevronskimi mrežami*, doktorska disertacija, Ljubljana, 77 str.
- Košmelj B., Arh F., Doberšek Urbanc A., Ferligoj A., Omladič M. (2001) *Statistični terminološki slovar*, Statistično društvo Slovenije, Ljubljana, 404 str.
- Kovač J., Mayer J., Jesenko M. (2004) *Stili in značilnosti uspešnega vodenja*, Kranj: Založba Moderna organizacija, 295 str.
- Kreinin A., Nagi A.: Calibration of the default probability model, *European Journal of Operational Research* 185, 2008, str. 1462-1476.
- Lacerda E., Carvalho A.C.P.L.F., Braga A.P., Ludermir T.B. (2005) Evolutionary Radial Basis Functions for Credit Assessment, *Applied Intelligence* 22, str. 167-181.
- Lamovec T. (1994) *Psihodiagnostika osebnosti 2*, Ljubljana: FF, str. 340.
- Lee Y., Stowe J. (199) Product Risk, Asymmetric Information, and Trade Credit, *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 28, str. 285-300.
- Lee, E.W.M., Lee Y.Y., Lim C.P., Tang C.Y. (2006) Application of a noisy data classification technique to determine the occurrence of flashover in compartment fires, *Advanced Engineering Informatics* 20, str. 213-222.
- Lennox C.S. (1999) The Accuracy and Incremental Information Content of Audit Reports in Predicting Bankruptcy, *Journal of Business Finance & Accounting* 26 (5-6), str. 757-778.
- LePine J.A., Hollenbeck J.R., Ilgen D.R., Hedlund J. (1997) Effects of Individual Differences on the Performance of Hierarchical Decision-Making Teams: Much More Than g, *Journal of Applied Psychology* 82 (5), str. 803-811.
- Lewellen W., McConnel J., Scott J. (1980) Capital Market Influences on Trade Credit Policies, *Journal of Financial Research* III, str. 105-113.
- Lewis R., Pendrill D. (1995) *Advanced Financial Accounting*, 5th edition, London: Financial Times, Pitman Publishing, 689 str.
- Libby R. (1975) Accounting Ratios and the Prediction of Failure, Some behavioural evidence, *Journal of Accounting Research* 13 (1), str. 150-161.
- Long M., Malitz I., Ravid S. (1993) Trade Credit, Quality Guarantees, and Product Marketability, *Financial Management* 22, str. 117-127.
- Longhofer S.D., Peters S.R. (2005) Self-Selection and Discrimination in Credit Markets, *Real Estate Economics* 33 (2), str. 237-268.
- López-Muñoz, F.; Boya, J., Alamo, C. (2006): Neuron theory, the cornerstone of neuroscience, on the centenary of the Nobel Prize award to Santiago Ramón y Cajal, *Brain Research Bulletin* 70: 391–405. DOI:doi:10.1016/j.brainresbull.2006.07.010. PMID 17027775. Retrieved on 2007-04-02, dostopno na: <http://en.wikipedia.org/wiki/Neuron>, opis vira z dne: 4.9.2007.
- Lucas A.: Klaassen P., Spreij P., Straetmants S. (2001) An analytic approach to credit risk of large corporate bond and loan portfolios, *Journal of Banking & Finance* 25, str. 1635-1664.
- Major D.A., Turner J.E., Fletcher T.D. (2006) Linking Proactive Personality and the Big Five to Motivation to Learn and Development Activity, *Journal of Applied Psychology* 91 (4), str. 927-935.
- Malinovskij L.G. (1979) *Hypotheses on Subspaces in the Problem of Discriminant Analysis of Normal Population*, Moscow: Nauka, str. 195-206.
- Martens D., Baesens B., Van Gestel T., Vanthienen J. (2007) Comprehensible credit scoring models using rule extraction from support vector machines, *European Journal of Operational Research* 183, str. 1466-1476.
- Masters T. (1995) *Advanced algorithms for neural networks*, New York, NY: John Wiley.
- McAdams D.P. (1995) What do we know when we know a person? *Journal of Personality* 63, str. 365-396.
- McAdams D.P. (1997) A conceptual history of personality psychology, v Hogan R., Johnson J.A., Briggs S. (ur.): *Handbook of personality psychology* (str. 3-31), San Diego: Academic Press.

- McClelland D. (1961) *The Achieving Society*, Princeton, NJ: Van Norstrand Publishing Co.
- McCrae R.R., Costa P.T. (1987) Validation of the five-factor model of personality across instruments and observers, *Journal of Personality and Social Psychology* 52, str. 81-90.
- McCrae R.R., Costa P.T.Jr. (1997) Conceptions and correlates of openness to experience, v Hogan R., Johnson J.A., Briggs S. (ur.): *Handbook of personality psychology*, San Diego: Academic Press, str. 825-847.
- McCulloch W.S., Pitts, W.A. (1943) A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity, *Bulletin of Mathematical Biophysics* 5, str. 115-133.
- McNeil A.J., Wendin J.P. (2007) Bayesian inference for generalized linear mixed models of portfolio credit risk, *Journal of Empirical Finance* 14, str. 131-149.
- Mershon B., Gorsuch R. (1988) Number of factors in the personality sphere: Does increase in factors increase predictability in real-life criteria? *Journal of Personality and Social Psychology* 55, str. 675-680.
- Mian S.L., Smith C.W. (1994) Extending trade credit and financing receivables, *Journal of Applied Corporate Finance* 7 (1), str. 75-84.
- Minsky M., Papert S. (1969) *Perceptron: An Introduction to Computational Geometry*, Cambridge, MA: MIT Press.
- Mlinarič F. (2000) Ali bo novi Zakon o finančnem poslovanju podjetij res opravil s finančno nedisciplino? Ljubljana: IKS 27 (6), str. 15-37.
- Moon H. (2001) The Two Faces of Conscientiousness: Duty and Achievement Striving in Escalation of Commitment Dilemmas, *Journal of Applied Psychology* 86 (3), str. 533-540.
- Moriarty D.E., Miiikkulainen R. (1994) Efficient reinforcement learning through symbiotic evolution, *Technical report AI94-224*, 1.
- Morton R. (2007) Training the multi-layer perceptron, dostopno na <http://users.computerweekly.net/robmorton/projects/neural/train1.htm#SF>, opis vira z dne 28.10.2007
- Mount M.K., Barrick M.R. (1995) *Manual for the Personal Characteristics Inventory*, Libertyville, IL: Wonderlic Personnel Test, Inc.
- Mount M.K., Remus I., Johnson E. (2006) Relationship of personality traits and counterproductive work behaviors: the mediating effects of job satisfaction, *Personnel Psychology* 59, str. 591-622.
- Mrak M., Jaklič A., Veselinovič D. (2001) Finančni vidiki gospodarskega sodelovanja Slovenije z državami nekdanje Jugoslavije: pregled stanja in perspektive, v Prašnikar J. (ur.): *Izzivi in priložnosti na trgih nekdanje Jugoslavije*, Tretja slovenska poslovna konferenca 2001, Ljubljana: Časnik Finance.
- Mramor D. (1993) *Uvod v poslovne finance*, Ljubljana: GV, 381 str.
- Mramor D., Valentinčič A. (2003) Forecasting the liquidity of very small private companies, *Journal of Business Venturing* 18 (6), str. 745-771.
- Mrkaič M. (2001) Skupna factorska produktivnost slovenskega gospodarstva, *Organizacija* 34 (9), str. 596-601.
- Mrkaič M. (2002) The growth of total factor productivity in Slovenia, *Post-Communist Economies* 14 (4), str. 445-454.
- Musek J. (1993) *Osebnost pod drobnogledom*, Maribor: Založba Obzorja Maribor, 383 str.
- Musek J. (1997) *Znanstvena podoba osebnosti*, Ljubljana: Educy, 418 str.
- Musek J. (2005) *Psihološke in kognitivne študije osebnosti*, Ljubljana: Znanstveni inštitut Filozofske fakultete, 253 str.
- Musek J. (2007) Vprašalnik osebnosti IPIP-NEO 300, v Avsec A. (ur.) *Psihodiagnostika osebnosti*, Ljubljana: FF, str. 179-185.
- Nadaraya E.A. (1964) On estimating regression, *Theory of Probability and its Applications* 9, str. 186-190.
- Nadiri M. (1969) The Determinants of Trade Credit in the U.S. Total Manufacturing sector, *Econometrica* 37, str. 408-423.
- Neophytou E., Charitou A., Charalambous C. (2000) *Predicting Corporate Failure: Empirical Evidence for the UK*, London, 30 str.
- Ng C.K., Smith J.K., Smith R.L. (1999) Evidence on the Determinants of Credit Terms Used in Interfirm Trade, *Journal of Finance* 54 (3), str. 1109-1129.
- Noh H.J., Roh T.H., Han I. (2005) Prognostic personal credit risk model considering censored information, *Expert Systems with Applications* 28, str. 753-762.
- Norman W.T. (1963) Toward an adequate taxonomy of personality attributes: Replicated factor structure in peer nomination personality ratings, *Journal of Abnormal and Social Psychology* 66, str. 574-583.
- Ouyang L.Y., Chang C.T., Teng J.T. (2005) An EOQ model for deteriorating items under trade credits, *Journal of the Operational Research Society* 56 (6), str. 719-726.
- Park J., Sandberg I.W. (1991) Universal approximation using basis function networks, *Neural Computation* 3 (2), str. 246-257.
- Parker S.C. (2007) Entrepreneurial learning and existence of credit markets, *Journal of Economic Behavior & Organization* 62, str. 37-46.

- Parzen E. (1962) On estimation of probability density function and mode, *The Annals of Mathematical Statistics* 33 (3), str. 1065-1076.
- Patterson D. (1996) *Artificial Neural Networks*, Singapur: Prentice Hall.
- Paunonen S.V. (1998) Hierarchical organization of personality and prediction of behavior, *Journal of Personality and Social Psychology* 74 (2), str. 538-556.
- Paunonen S.V., Ashton M.C. (2001) Big Five predictors of academic achievement, *Journal of Research in Personality* 35, str. 78-90.
- Peterlin J. (2002) *Vpliv zunajbilančnih finančnih inštrumentov na denarni tok in vrednost podjetja*, doktorska disertacija, Maribor: EPF, 284 str.
- Peterlin J. (2004) Finančna tveganja v računovodski praksi, *IKS* 31 (8), 96-98.
- Petersen M., Rajan R. (1997) Trade Credit: Theories and Evidence, *Review of Financial Studies* 10, str. 661-691.
- Pinches G.E., Mingo K.A., Caruthers J.K. (1973) The stability of financial patterns in industrial organizations, *Journal of Finance*, str. 389-396.
- Piramuthu S. (1999) Financial credit-risk evaluation with neural and neurofuzzy systems, *European Journal of Operational Research* 112, str. 310-321.
- Piramuthu S. (2006) On preprocessing data for financial credit risk evaluation, *Expert Systems with Applications* 30, str. 489-497.
- Platt H.D, Platt M.B. (1991) A Note on the Use of Industry-Relative Ratios in Bankruptcy Prediction, *Journal of Banking & Finance* 15 (6), str. 1184-1194.
- Platt H.D, Platt M.B., Pedersen J. (1994) Bankruptcy Discriminant with Real Variables, *Journal of Business Finance & Accounting* 21 (4), str. 491-510.
- Poggio T., Girosi F. (1989) A theory of networks for approximation and learning, v *MIT AI Memo*, No. 1140, Cambridge, MA: MIT Press.
- Poggio T., Girosi F. (1990) Networks for approximation and learning, *Proceedings of the IEEE* 78 (9), str. 1481-1497.
- Pokorn J. (1967) *Denar in kredit v narodnem gospodarstvu*, Ljubljana: CZ, 520 str.
- Potočnik D. (2003) *Osebnostne lastnosti, samopodoba in samospoštovanje*, raziskovalno poročilo iz predmeta Psihologija osebnosti študijsko leto 2002/2003, 21 str.
- Pottmann H., Liu Y. (2007) Discrete Surfaces in Isotropic Geometry, dostopno na <http://www.geometrie.tuwien.ac.at/ig>, opis vira z dne 10.9.2007.
- Powell M.J.D. (1977) Restart procedures for the conjugate gradient method, *Mathematical Programming* 12 (1), str. 241-254.
- Powell M.J.D. (1987) Radial basis function for multivariate interpolation, v Mason J.C., Cox M.G. (ur.), *A Review Algorithm for the Approximation of Functions and Data*, Oxford, UK: Clarendon.
- Prašnikar J. (1999) *Uvod v mikroekonomijo*, Ljubljana: EF, 326 str.
- Prašnikar J., Pahor M., Cirman A. (2002) Plačilna nedisciplina slovenskih podjetij in primerjava s podjetji v drugih državah, v Prašnikar J.: *Primerjajmo se z najboljšimi*, Ljubljana: Finance, str. 291-315.
- Prinzle P., Ongghena P., Hellinckx W. (2007) Reliability, Factor Structure, and Concurrent Validity of a scale for Assessing the Discipline Practices of Mothers and Fathers of Elementary-School-Aged Children, *European Journal of Psychological Assessment* 23 (1), str. 24-31.
- Pytlak R. (1993) A globally convergent conjugate gradient algorithm, *Proceeding of the 32nd IEEE Conference on Decision and Control* 3, str. 2890-2895.
- Raudys S., Duin R.P.W. (1998) Expected classification error of Fisher linear classifier with pseudo-inverse covariance matrix, *Pattern Recognition Letters* 19, str. 385-392.
- Rebernik M. (1997) *Podjetništvo in management malih podjetij*, Maribor: EPF, Fakulteta za strojništvo, 594 str.
- Rees B. (1990) *Financial Analysis*, London: Prentice Hall, 408 str.
- Reilly R., Chao G.T. (1982) Validity and fairness of some alternative employee selection procedures, *Personnel Psychology* 35 (1), str. 1-62
- Resick C.J., Baltes B.B., Shantz C.W. (2007) Person-Organization Fit and Work-Related Attitudes and Decisions: Examining Interactive Effects With Job Fit and Conscientiousness, *Journal of Applied Psychology* 92 (5), str. 1446-1455.
- Roberts B.W., Bogg T. (2004) A 30-year longitudinal study of the relationships between conscientiousness-related traits, and the family structure and health-behavior factors that affect health, *Journal of Personality* 72, str. 325-354.
- Roberts B.W., Walton K.E., Bogg T. (2005) Conscientiousness and Health Across the Life Course, *Review of General Psychology* 9 (2), str. 156-168.
- Roberts B.W., Chernyshenko O.S., Stark S., Goldberg L.R. (2005) The structure of Conscientiousness: An Empirical investigation Based on Seven Major Personality Questionnaires, *Personnel Psychology*, 58, str. 103-139.

- Robertson I.T., Baron H., Gibbons P., MacIver R., Nyfield G. (2000) Conscientiousness and managerial performance, *Journal of Occupational and Organizational Psychology* 73, str. 171-180.
- Robins R.W., John O.P., Caspi A. (1998) The typological approach to studying personality, v Cairns R.B., Kagan J., Bergman L. (ur.), *The individual in developmental research: Essays in honor of Marian Radke-Yarrow*, Beverly Hills, CA: Sage, str. 135-160.
- Rosenblatt F. (1958) The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain, *Psychological Review* 65, str. 386-408.
- Rosenblatt F. (1962) *Principles of neurodynamics*, New York, NY: Spartan Books.
- Rosenblatt E. (1997) A Reconsideration of Discrimination in Mortgage Underwriting with Data from a National Mortgage Bank, *Journal of Financial Services Research* 11 (1/2), str. 109-131.
- Roth P.L., Bobko P., McFarland L.A. (2005) A meta-analysis of work sample test validity: updating and integrating some classic literature, *Personnel Psychology* 58, str. 1009-1037.
- Rotter J.B. (1966) Generalized Expectancies for Internal versus External Control of Reinforcement, *Psychological Monographs* 80, str. 1-28.
- Rouault R.E., Kaufman D.J. (1996) A role for trade credit in an efficient market, v Kim Y.H. (ur.): *Advances in Working Capital Management*, JAI Press 3, str. 87-101.
- Rumelhart D.E., McClelland J.L. (1986) *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructures of Cognition*, Cambridge, MA: MIT Press.
- Rumelhart D.E., Hinton G.E., Williams R.J. (1986) Learning internal representations by error propagation, v Rumelhart D.E., McClelland J.L. s sodelavci (ur.): *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructures of Cognition*, Cambridge, MA: MIT Press, str. 318-362.
- Saaty T.L. (1994) *Fundamentals of Decision Making and Priority Theory with the Analytic Network Process*, Pittsburgh, PA: RWS Publications, 478 str.
- Saaty T.L. (1999) *Decision Making for Leaders*, Pittsburgh, PA: RWS Publications.
- Sachs H. (1990) *Isotrope Geometrie des Raumes*, Vieweg.
- Sagiroglu S., Colak I., Bayindir R. (2006) Power factor correction technique based on artificial neural networks, *Energy Conversion and Management* 47, str. 3204-3215.
- Salecel R. (1988) Disciplina kot pogoji svobode, *Problemi – Šolsko polje* 4-5, str. 132-136.
- Sana S.S., Chaudhuri K.S. (2008) A deterministic EOQ model with delays in payments and price-discount offers, *European Journal of Operational Research* 184, str. 509-533.
- Saunders A. (1999): *Credit Risk Management*, New York: John Wiley and Sons, 240 str.
- Schiöler H., Hartmann U. (1992) Mapping neural network derived from Parzen window estimator, *Neural Networks* 5 (6), str. 903-909.
- Schmidt A. (1996) *A modular neural networks architecture with additional generalization abilities for high dimensional input vectors: MasterThesis*. Manchester Metropolitan University.
- Schmitt N., Gooding R.Z., Noe R.A., Kirsch M. (1984) Metaanalyses of validity studies published between 1964 and 1982 and the investigation of study characteristics, *Personnel Psychology* 37 (3), str. 407-422.
- Schürmann J. (1977) *Polynomklassifikatorren für Zeichenerkennung*, München: R. Oldenburg Verlag.
- Schwartz R.A. (1974) An Economic Model of Trade Credit, *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 9, str. 643-657.
- Schwartz R.A., Whitcomb D. (1979) The Trade Credit Decision, v Bicksler J. (ur.): *Handbook of Financial Economics*, Amsterdam: North-Holland Publishing Co.
- Schwebel D.C., Severson J., Ball K.K., Rizzo M. (2006) Individual difference factors in risky driving: The role of anger/hostility, conscientiousness, and sensation-seeking, *Accident Analysis and Prevention* 38, str. 801-810.
- Sears G.J., Rowe P.M. (2003) A Personality-Based Similar-To-Me Effect in the Employment Interview: Conscientiousness, Affect-Versus Competence-Mediated Interpretations, and the Role of Job Relevance, *Canadian Journal of Behavioural Science* 35 (1), str. 13-24.
- Sexton D.L., Bowman-Upton N.B. (1991) *Entrepreneurship: Creativity and Growth*, New York: Macmillan Publishing Company.
- Shiner R.L. (2000) Linking childhood personality with adaptation: Evidence for continuity and change across time into late adolescence, *Journal of Personality and Social Psychology* 78 (2), str. 310-325.
- Shinn S.W., Hwang H. (2003) Optimal pricing and ordering policies for retailers under order-size-dependent delay in payments, *Computers & Operations Research* 30, str. 35-50.
- Siegler I.C., Brummett B.H. (2000) Associations Among NEO Personality Assessments and Well-Being at Midlife: Facet-Level Analyses, *Psychology and Aging* 15 (4), str. 710-714.
- Simmering M.J., Colquitt J.A., Noe R.A., Porter C.O.L.H. (2003) Conscientiousness, Autonomy Fit, and Development: A Longitudinal Study, *Journal of Applied Psychology* 88 (5), str. 954-963.
- Slovenska izvozna družba d.d. (2003) Letno poročilo 2002, Ljubljana: SID d.d.

- Smith G.M. (1967) Usefulness of peer ratings of personality in educational research, *Educational and Psychological Measurement* 27 (4), str. 967-984.
- Smith G.W. (1987) *Menu Costs Pricing Theory and Endogenous Conditional Heteroskedasticity*, Working Papers 689, Queen's University, Department of Economics.
- Smith J., Schnucker C. (1993) An Empirical Examination of Organisational Structure: The Economics of the factoring Decision, *Journal of Corporate Finance* 1, str. 119-138.
- Specht D.F. (1991) A general regression neural network, *IEEE Transactions on Neural Networks* 2 (6), str. 568-576.
- Spencer L.M., Spencer S.M. (1993) *Competence at Work: Models for Superior Performance*, New York: John Wiley & Sons.
- Stan O., Kamen E.W. (1999) New block recursive MLP training algorithms using the Levenberg-Marquardt algorithm, *IJCNN'99 International Joint Conference on Neural Networks*, 3, str. 1672-1677.
- Stewart G.L. (1999) Trait Bandwidth and Stages of Job Performance: Assessing Differential Effects for Conscientiousness and Its Subtraits, *Journal of Applied Psychology* 84 (6), str. 959-968.
- Strubecker K. (1975/76) Über das isotrope Gegenstück $z = \frac{3}{2}J(x+iy)^{2/3}$ der Minimalfläche von Enneper, *Abhandlungen aus dem Mathematischen Seminar der Universität Hamburg* 44, str. 152-174.
- Sun R. (1992) Connectionist models of commonsense reasoning incorporating rules and similarities, *Knowledge Acquisition* 4, str. 293-321.
- Sušanj Z. (2007) Kompetence in kompetenčni modeli, dostopno na www.atadria.com, opis vira z dne 11.2.2007.
- Szarka J. (1990) Networking and Small Firms, *International Business Journal* 8 (2), str. 10-22.
- Šenk B. (2004) *Kvantitativna analiza kazalnikov bonitete podjetij*, magistrsko delo, Kranj, 127 str.
- Šeruga T. (2005) *Izrazna moč bonitetnih ocen ponudnikov na slovenskem trgu*, diplomsko delo, Ljubljana: Univerza v Ljubljani, 53 str.
- Šinkovec J., Tratar B. (2001) *Obligacijski zakonik s komentarjem in sodno prakso*, Lesce: Oziris, 1176 str.
- Šmigič D. (2006) *Uporaba strojnega učenja pri analizi vrednostnih papirjev*, magistrsko delo, Ljubljana, 88 str.
- Tabachnick B.G., Fidell L.S. (2001) *Using Multivariate Statistics*, 4th edition, Needham Heights, MA: Allyn and Bacon, 966 str.
- Tang L., Liu W., Liu J. (2005) A neural network model and algorithm for the hybrid flow shop scheduling problem in a dynamic environment, *Journal of Intelligent Manufacturing* 16, str. 361-370.
- Thomas L.C. (2000) A survey of credit and behavioural scoring: forecasting financial risk of lending to consumers, *International Journal of Forecasting* 16, str. 149-172.
- Thoresen C.J., Bradley J.C., Bliese P.D., Thoresen J.D. (2004) The Big Five Personality Traits and Individual Job Performance Growth Trajectories in Maintenance and Transitional Job Stages, *Journal of Applied Psychology* 89 (5), str. 835-853.
- Tomandl D., Schober A. (2001) A Modified General Regression Neural Network (MGRNN) with new, efficient training algorithms as a robust »black box«-tool for data analysis, *Neural Networks* 14, str. 1023-1034.
- Towell G.G. (1991) *Symbolic Knowledge and Neural Networks: Insertion, Refinement, and Extraction*, Ph.D. Thesis, Computer Science Department, University of Wisconsin-Madison.
- Trindade G., Magalhães H. M. (2000) Consumer Credit Scoring Models: Does the Underlying Probability Distribution Really Matter? *Actas da 6ª Conferência em Matemática Aplicada à Economia e Gestão*, str. 151-174
- Tross S.A., Harper J.P., Osher L.W., Kneidinger L.M. (2000) Not Just the Usual Cast of Characteristics: Using Personality To Predict College Performance and Retention, *Journal of College Student Development* 41 (3), str. 323-334.
- Trstenjak A. (1976) *Problemi psihologije*, Ljubljana: Slovenska Matica, 523 str.
- Tucker J.S., Kressin N.R., Spiro A., Ruscio J. (1998) Intrapersonal characteristics and the timing of divorce – a prospective investigation, *Journal of social and personal relationships* 15 (2), str. 211-225.
- Valentinčič A. (1999) *Napovedovanje plačilne sposobnosti mikropodjetij v Sloveniji*, magistrsko delo, Ljubljana: EF, 84 str.
- Van der Wijst N., Hol S. (2002) Trade Credit in Europe, 31st Meeting of the European Working Group on Financial Modelling, Agia Napa: European Working Group on Financial Modelling, 15 str.
- Van Gestel T., Baesens B., Suykens J.A.K., Van den Poel D., Baestaens D.-E., Willekens M. (2006) Bayesian kernel based classification for financial distress detection, *European Journal of Operational Research* 172, str. 979-1003.
- Vroman P., Happiette M., Vasseur C. (2001) A Hybrid Neural Model for Mean-Term Sales Forecasting of Textile Items, *Studies in Informatics and Control* 10 (2), str. 149-167.
- Wallace J.C., Vodanovich S.J. (2003) Workplace Safety Performance: Conscientiousness, Cognitive Failure, and Their Interaction, *Journal of occupational Health Psychology* 8 (4), str. 316-327.

- Wallace J.C., Chen G. (2006) A multilevel integration of personality, climate, self-regulation, and performance, *Personnel Psychology* 59, str. 529-557.
- Watson G.S. (1964) Smooth regression analysis, *Sankhya Ser. A* 26 (4), str. 359-372.
- Watson J., Everett J. (1993) Defining small business failure, *International Small Business Journal* 11 (3), str. 35-48.
- Watson D., Clark L.A. (1997) Extraversion and its positive emotional core, v Hogan R., Johnson J., Briggs S. (ur.), *Handbook of personality psychology*, San Diego CA: Academic Press, str. 767-793.
- Westland S., Iovine L., Bishop J.M., Kubelka M.M. (2001) Munk or neural networks for computer colorant formulation? V: *AIC 2001*, The 9th Congress of the International Colour Association, Rochester, NY, June 24-28, 2001, Rochester: Digital Publishing Center.
- White G.I., Sondhi A.C., Fried D. (1994) *The Analysis and Use of Financial Statements*, New York: John Wiley & Sons, 1224 str.
- Widrow B. (1961) The speed of adaptation in adaptive control system, v: *American Rocket Society Guidance Control and Navigation Conference*.
- Wilson N., Watson K.J., Singleton C., Summers B. (1996) *Credit Management, Late Payment and the SME Business Environment: A Survey*, Bradford: University of Bradford, Credit Management Research Group.
- Wilson N., Summers B. (2002) Trade Credit Terms Offered by Small Firms: Survey Evidence and Empirical Analysis, *Journal of Business Finance and Accounting* 29, str. 317-351.
- Witkowska D. (2006) Discrete Choice Model Application to the Credit Risk Evaluation, *International Advances in Economic Research* 12, str. 33-42.
- Witten H.I., Eibe F. (2000) *Data mining*, San Francisco: Morgan Kaufman Publishers, 337 str.
- Yang Y. (2007) Adaptive credit scoring with kernel learning methods, *European Journal of Operational Research* 183, str. 1521-1536.
- Zavgren C.V. (1983) The prediction of corporate failure: the state of art, *Journal of Accounting Literature* 2, str. 1-38.
- Ziane Y. (2003) *An Investigation into the Determinants of Trade Credit Use by French Small and Medium Enterprises*, Paris: M.O.D.E.M., University of Paris X-Nanterre, 43 str.
- Zupan J., Gasteiger J. (1993) *Neural networks for Chemists*, Weinheim: VCH, 305 str.
- Zupan J., Gasteiger J. (1999) *Neural networks in chemistry and drug Design*, 2nd edition, Weinheim: Wiley-VCH Verlag.
- Zupan J. (2003) Basics of artificial neural networks, v Lenardi R. (ur.): *Nature-inspired Methods in Chemometrics: Genetic Algorithms and Artificial Neural Networks*, Amsterdam: Elsevier, str. 199-229.

11. PRILOGA

Kazalniki bonitete podjetja, ki so bili vključeni v raziskavo:

Osnovna sredstva po nabavni vrednosti
Popravek vrednosti osnovnih sredstev
Sredstva
Stalna sredstva
Neopredmetena dolgoročna sredstva
Dolgoročno odloženi stroški poslovanja
Druga neopredmetena dolgoročna sredstva
Dolgoročno odloženi stroški razvijanja
Dolgoročne premoženjske pravice
Dobro ime
Predujmi za neopredmetena dolgoročna sredstva
Opredmetena osnovna sredstva
Zemljišča in zgradbe
Zemljišča
Zgradbe
Oprema in druga opredmetena osnovna sredstva
Proizvajalne naprave in stroji
Druge naprave in oprema
Osnovna sredstva, ki se pridobivajo
Predujmi za pridobitev opredmetenih osnovnih sredstev
Opredmetena osnovna sredstva v gradnji in izdelavi
Drobni inventar, večletni nasadi, osnovna čreda in druga opredmetena osnovna sredstva
Dolgoročne finančne naložbe
Deleži in dolgoročne finančne terjatve do podjetij v skupini
Deleži v podjetjih v skupini
Dolgoročne finančne terjatve do podjetij v skupini razen do pridruženih podjetij
Deleži in dolgoročne finančne terjatve do pridruženih podjetij
Deleži v pridruženih podjetjih
Dolgoročne finančne terjatve do pridruženih podjetij
Deleži in druge dolgoročne finančne terjatve
Drugi dolgoročni deleži
Druge dolgoročne finančne terjatve
Lastni deleži
Gibljiva sredstva
Zaloge
Material
Nedokončana proizvodnja
Proizvodi in trgovsko blago
Proizvodi
Trgovsko blago
Predujmi za zaloge
Poslovne terjatve
Dolgoročne poslovne terjatve
Dolgoročne poslovne terjatve do kupcev
Dolgoročne poslovne terjatve do podjetij v skupini
Dolgoročne poslovne terjatve do pridruženih podjetij
Dolgoročne poslovne terjatve do drugih
Dolgoročno nevplačani vpoklicani kapital
Kratkoročne poslovne terjatve
Kratkoročne poslovne terjatve do kupcev
Kratkoročne poslovne terjatve do podjetij v skupini

Kratkoročne poslovne terjatve do pridruženih podjetij
Kratkoročne poslovne terjatve do drugih
Kratkoročno nevplačani vpoklicani kapital
Kratkoročne finančne naložbe
Kratkoročni deleži v podjetjih v skupini
Kratkočni deleži v pridruženih podjetjih
Lastni deleži
Druge kratkoročne finančne naložbe
Dobroimetja pri bankah, čeki in gotovina
Gotovina v blagajni
Denarna sredstva na računih
Aktivne časovne razmejitev
Terjatve na lastniškem računu
Zunajbilančna sredstva
Obveznosti do virov sredstev
Kapital
Vpoklicani kapital
Osnovni kapital
Nevpoklicani kapital (kot odbitna postavka)
Kapitalske rezerve
Rezerve iz dobička
Zakonske rezerve
Rezerve za lastne deleže
Statutarne rezerve
Druge rezerve iz dobička
Preneseni čisti poslovni izid
Čisti poslovni izid poslovnega leta
Prevrednotovalni popravki kapitala
Splošni prevrednotovalni popravek kapitala
Posebni prevrednotovalni popravki kapitala
Kapital manjšinskih lastnikov
Rezervacije
Rezervacije za pokojnine in podobne obveznosti
Rezervacije za davčne obveznosti
Druge rezervacije
Finančne in poslovne obveznosti
Dolgoročne finančne in poslovne obveznosti
Dolgoročne obveznosti na podlagi obveznic
Dolgoročne finančne obveznosti do bank
Dolgoročne poslovne obveznosti na podlagi predujmov
Dolgoročne poslovne obveznosti do dobaviteljev
Dolgoročne menične obveznosti
Dolgoročne finančne in poslovne obveznosti do podjetij v skupini
Dolgoročne finančne in poslovne obveznosti do pridruženih podjetij
Druge dolgoročne finančne in poslovne obveznosti
Kratkoročne finančne in poslovne obveznosti
Kratkoročne obveznosti na podlagi obveznic
Kratkoročne finančne obveznosti do bank
Kratkoročne poslovne obveznosti na podlagi predujmov
Kratkoročne poslovne obveznosti do dobaviteljev
Kratkoročne menične obveznosti
Kratkoročne finančne in poslovne obveznosti do podjetij v skupini
Kratkoročne finančne in poslovne obveznosti do pridruženih podjetij
Druge kratkoročne finančne in poslovne obveznosti

Druge obveznosti
Pasivne časovne razmejitev
Obveznosti na lastniškem računu
Zunajbilančne obveznosti
Čisti prihodki od prodaje
Čisti prihodki od prodaje proizvodov in storitev na domačem trgu
Čisti prihodki od prodaje proizvodov in storitev na domačem trgu brez najemnin
Čisti prihodki od najemnin
Čisti prihodki od prodaje blaga in materiala na domačem trgu
Čisti prihodki od prodaje proizvodov in storitev na tujem trgu
Čisti prihodki od prodaje blaga in materiala na tujem trgu
Sprememba vrednosti zalog proizvodov in nedokončane proizvodnje
Usredstveni lastni proizvodi in lastne storitve
Drugi poslovni prihodki
Subvencije, dotacije, regresi, kompenzacije in drugi prihodki, ki so povezani s poslovnimi učinki
Drugi poslovni prihodki
Kosmati donos od poslovanja
Stroški blaga, materiala in storitev
Nabavna vrednost prodanega blaga in materiala ter stroški porabljenega materiala
Nabavna vrednost prodanega blaga in materiala
Stroški porabljenega materiala
Stroški materiala
Sprememba vrednosti zalog materiala in blaga
Stroški energije
Drugi stroški materiala
Stroški storitev
Transportne storitve
Najemnine
Povračila stroškov zaposlenim v zvezi z delom
Drugi stroški storitev
Stroški porabljenega materiala
Stroški dela
Stroški plač
Mesečni stroški plač
Stroški socialnih zavarovanj
Stroški pokojninskih zavarovanj
Stroški drugih zavarovanj
Drugi stroški dela
Odpisi vrednosti
Amortizacija in prevrednotovalni poslovni odhodki pri neopredmetenih dolgoročnih sredstvih in opredmetenih osnovnih sredstvih
Amortizacija neopredmetenih dolgoročnih sredstev in opredmetenih osnovnih sredstev
Prevrednotovalni poslovni odhodki pri neopredmetenih dolgoročnih sredstvih in opredmetenih osnovnih sredstvih
Prevrednotovalni poslovni odhodki pri obratnih sredstvih
Drugi poslovni odhodki
Prispevki za socialno varnost podjetnika
Ostali stroški
Poslovni prihodki
Poslovni odhodki
Poslovni izid iz poslovanja
Poslovni izid iz poslovanja (EBIT)
Izid pred davki, obrestmi in amortizacijo (EBITDA)
Finančni prihodki
Finančni prihodki iz deležev
Finančni prihodki iz deležev v podjetjih v skupini

Finančni prihodki iz deležev v pridruženih podjetjih
Drugi finančni prihodki iz deležev
Prihodki od obresti in drugi prihodki od financiranja
Finančni prihodki iz dolgoročnih terjatev
Finančni prihodki iz dolgoročnih terjatev do podjetij v skupini
Finančni prihodki iz dolgoročnih terjatev do pridruženih podjetij
Drugi finančni prihodki iz dolgoročnih terjatev
Finančni prihodki iz kratkoročnih terjatev
Finančni prihodki iz obresti in kratkoročnih terjatev do podjetij v skupini
Finančni prihodki iz obresti in kratkoročnih terjatev do pridruženih podjetij
Drugi finančni prihodki iz obresti in kratkoročnih terjatev
Finančni prihodki od obresti
Finančni odhodki
Prevrednotovalni finančni odhodki
Prevrednotovalni finančni odhodki pri finančnih naložbah v podjetja v skupini
Prevrednotovalni finančni odhodki pri finančnih naložbah v pridružena podjetja
Drugi prevrednotovalni finančni odhodki
Finančni odhodki za obresti in iz drugih obveznosti
Finančni odhodki za obresti in iz drugih obveznosti do podjetij v skupini
Finančni odhodki za obresti in iz drugih obveznosti do pridruženih podjetij
Drugi finančni odhodki za obresti in iz drugih obveznosti
Finančni odhodki od obresti
Davek iz dobička iz rednega delovanja
Čisti poslovni izid iz rednega delovanja
Izredni prihodki
Subvencije, dotacije in podobni prihodki, ki niso povezani s poslovnimi učinki
Drugi izredni prihodki
Izredni odhodki
Izredni odhodki brez prevrednotovalnega popravka kapitala
Izredni odhodki za prevrednotovalni popravek kapitala
Kritje izgube iz prejšnjih obdobj
Drugi izredni odhodki
Poslovni izid zunaj rednega delovanja
Celotni prihodki
Celotni odhodki
Celotni poslovni izid
Davek iz dobička zunaj rednega delovanja
Drugi davki
Davki skupaj
Čisti poslovni izid obračunskega obdobja
Čisti poslovni izid za manjšinjske lastnike
Povprečno število zaposlenih na podlagi delovnih ur v obračunskem obdobju
Število mesecev poslovanja
Proizvajalni stroški prodanih proizvodov (z amortizacijo) oziroma nabavna vrednost prodanega blaga
Kosmati poslovni izid od prodaje
Stroški prodajanja (z amortizacijo)
Stroški splošnih dejavnosti (z amortizacijo)
Normalni stroški splošnih dejavnosti
Prevrednotovalni poslovni odhodki pri neopredmetenih dolgoročnih sredstvih in opredmetenih osnovnih sredstvih
Prevrednotovalni poslovni odhodki pri obratnih sredstvih
Drugi poslovni prihodki (s prevrednotovalnimi poslovnimi prihodki)
Finančni tokovi pri poslovanju
Pritoki pri poslovanju
Poslovni prihodki

Izredni prihodki, ki se nanašajo na poslovanje
Začetne manj končne poslovne terjatve
Začetne manj končne aktivne kratkoročne časovne razmejitev
Odtoki pri poslovanju
Poslovni odhodki brez amortizacije in dolgoročnih rezervacij
Izredni odhodki, ki se nanašajo na poslovanje
Davki iz dobička in drugi davki, ki niso zajeti v poslovnih odhodkih
Končne manj začetne zaloge
Začetni manj končni poslovni dolgovi
Začetne manj končne pasivne kratkoročne časovne razmejitev
Finančni tokovi pri naložbenju
Pritoki pri naložbenju
Finančni prihodki, ki se nanašajo na naložbenje (razen za prevrednotenje)
Izredni prihodki, ki se nanašajo na naložbenje
Pobotano zmanjšanje neopredmetenih dolgoročnih sredstev (razen za prevrednotenje)
Pobotano zmanjšanje opredmetenih osnovnih sredstev (razen za prevrednotenje in stvarne vložke kapitala)
Pobotano zmanjšanje dolgoročnih finančnih naložb (razen za prevrednotenje)
Pobotano zmanjšanje kratkoročnih finančnih naložb (razen za prevrednotenje)
Odtoki pri naložbenju
Finančni odhodki, ki se nanašajo na naložbenje (razen za prevrednotenje)
Izredni odhodki, ki se nanašajo na naložbenje
Pobotano povečanje neopredmetenih dolgoročnih sredstev (razen za prevrednotenje)
Pobotano povečanje opredmetenih osnovnih sredstev (razen za prevrednotenje in stvarne vložke kapitala)
Pobotano povečanje dolgoročnih finančnih naložb (razen za prevrednotenje)
Pobotano povečanje kratkoročnih finančnih naložb (razen za prevrednotenje)
Finančni tokovi pri financiranju
Pritoki pri financiranju
Finančni prihodki, ki se nanašajo na financiranje (razen za prevrednotenje)
Izredni prihodki, ki se nanašajo na financiranje
Povečanje kapitala (brez čistega dobička)
Pobotano povečanje dolgoročnih rezervacij (razen za prevrednotenje)
Pobotano povečanje dolgoročnih finančnih dolgov (razen za prevrednotenje)
Pobotano povečanje kratkoročnih finančnih dolgov (razen za prevrednotenje)
Odtoki pri financiranju
Finančni odhodki, ki se nanašajo na financiranje (razen za prevrednotenje)
Izredni odhodki, ki se nanašajo na financiranje
Zmanjšanje kapitala (brez čiste izgube poslovnega leta)
Pobotano zmanjšanje dolgoročnih rezervacij (razen za prevrednotenje)
Pobotano zmanjšanje dolgoročnih finančnih dolgov (razen za prevrednotenje)
Pobotano zmanjšanje kratkoročnih finančnih dolgov (razen za prevrednotenje)
Zmanjšanje obveznosti do lastnikov iz delitve dobička (izplačila dividend in drugih deležev v dobičku)
Končno stanje denarnih sredstev in njihovih ustreznikov
Finančni izid v obdobju
Začetno stanje denarnih sredstev in njihovih ustreznikov
Prejemki pri poslovanju
Prejemki od prodaje proizvodov in storitev
Drugi prejemki pri poslovanju
Izdatki pri poslovanju
Izdatki za nakupe materiala in storitev
Izdatki za plače in deleže zaposlenih v dobičku
Izdatki za dajatve vseh vrst
Drugi izdatki pri poslovanju
Prejemki pri naložbenju
Prejemki od dobljenih obresti in deležev v dobičku drugih

Prejemki od odtujitve neopredmetenih dolgoročnih sredstev
Prejemki od odtujitve opredmetenih osnovnih sredstev
Prejemki od odtujitve dolgoročnih finančnih naložb
Prejemki od odtujitve kratkoročnih finančnih naložb
Izdatki pri naložbenju
Izdatki za pridobitev neopredmetenih dolgoročnih sredstev
Izdatki za pridobitev opredmetenih osnovnih sredstev
Izdatki za pridobitev dolgoročnih finančnih naložb
Izdatki za pridobitev kratkoročnih finančnih naložb
Prejemki pri financiranju
Prejemki od vplačanega kapitala
Prejemki od dobljenih dolgoročnih posojil
Prejemki od dobljenih kratkoročnih posojil
Izdatki pri financiranju
Izdatki za dane obresti
Izdatki za vračila kapitala
Izdatki iz naslova rezervacij
Izdatki za vračila oziroma odplačila dolgoročnih posojil in kreditov
Izdatki za vračila oziroma odplačila kratkoročnih posojil in kreditov
Izdatki za izplačila dividend in drugih deležev v dobičku
Čisti izid poslovnega leta
Preneseni čisti izid
Zmanjšanje kapitalskih rezerv
Sprememba rezerv iz dobička
Sprememba zakonskih rezerv
Sprememba rezerv za lastne deleže
Sprememba statutarnih rezerv
Sprememba drugih rezerv iz dobička
Bilančni izid
Terjatve do tujine (do nerezidentov)
Nepremičnine v tujini
Dolgoročne finančne naložbe v tujini
Depoziti v tujini
Dolžniški vrednostni papirji, izdani od tujih družb
Dolžniški vrednostni papirji, izdani od tujih nepovezanih družb
Naložbe v delnice in deleže v družbe v tujini
Posojila in finančni najem, dani tujim osebam
Posojila in finančni najem, dani tujim nepovezanim družbam
Druge terjatve do tujih oseb
Dolgoročne terjatve iz poslovanja do tujine
Blagovni in potrošniški krediti, dani tujim osebam
Blagovni in potrošniški krediti, dani tujim nepovezanim družbam
Druge dolgoročne terjatve do tujih oseb
Kratkoročne terjatve iz poslovanja do tujine
Kratkoročne terjatve do kupcev v tujini in dani predujmi tujim osebam
Druge kratkoročne terjatve do tujih oseb
Kratkoročne finančne naložbe v tujini
Dolžniški vrednostni papirji, izdani od tujih družb
Dolžniški vrednostni papirji, izdani od tujih nepovezanih družb
Lastniški vrednostni papirji izdani od tujih družb
Posojila dana tujim osebam
Posojila dana tujim nepovezanim družbam
Druge terjatve do tujih oseb
Denarna sredstva - devizna

Devizna sredstva v blagajni
Devizna sredstva na računih v tujini
Aktivne časovne razmejitev do tujine
Zunajbilančne terjatve do tujine
Obveznosti do tujine (do nerezidentov)
Kapital nerezidentov
Dolgoročne obveznosti do tujine
Dolžniški vrednostni papirji v lasti tujih družb
Dolžniški vrednostni papirji v lasti tujih nepovezanih družb
Posojila in finančni najem, najeti pri tujih osebah
Posojila in finančni najem, najeti pri tujih nepovezanih družbah
Blagovni in potrošniški krediti, najeti pri tujih osebah
Blagovni in potrošniški krediti, najeti pri tujih nepovezanih družbah
Druge dolgoročne obveznosti do tujine
Kratkoročne obveznosti iz poslovanja do tujine
Kratkoročne obveznosti do dobaviteljev v tujini in prejeti predujmi od tujih oseb
Druge kratkoročne obveznosti do tujine
Kratkoročne obveznosti iz financiranja do tujine
Kratkoročne izdane obveznice in druge vrednostnice v lasti tujih oseb
Kratkoročne izdane obveznice in druge vrednostnice v lasti tujih nepovezanih oseb
Posojila, najeta v tujini
Posojila, najeta pri tujih nepovezanih družbah
Pasivne časovne razmejitev do tujine
Zunajbilančne obveznosti do tujine
Dodana vrednost na zaposlenega
Delež osnovnih sredstev v sredstvih
Delež obratnih sredstev v sredstvih
Delež finančnih naložb v sredstvih
Delež kapitala v financiranju
Delež dolgov v financiranju
Kapitalska pokritost stalnih sredstev
Finančni vzvod (celotne obveznosti do kapitala)
Dolgoročna pokritost dolgoročnih sredstev in zalog
Kratkoročni koeficient likvidnosti
Pospešeni koeficient likvidnosti
Razmerje med kratkoročnimi poslovnimi terjatvami in kratkoročnimi obveznostmi
Obračanje obratnih sredstev
Obračanje zalog 1
Obračanje zalog 2
Obračanje kratkoročnih poslovnih terjatev
Dnevi vezave zalog 1
Dnevi vezave zalog 2
Dnevi vezave kratkoročnih poslovnih terjatev
Dnevi vezave kratkoročnih poslovnih obveznosti
Celotna gospodarnost
Gospodarnost poslovanja
Čista dobičkovnost skupnih prihodkov
Proizvodnost sredstev
Čista donosnost sredstev
Čista donosnost kapitala
Dobičkovnost prihodkov iz poslovanja
Celotna dobičkovnost prihodkov iz poslovanja
Čista dobičkovnost prihodkov iz poslovanja
Delež davka iz dobička (izgube) v celotnem dobičku (izgubi)

Skupni prihodki na zaposlenega
Čisti dobiček (izguba) na zaposlenega
Povprečna mesečna plača na zaposlenega
Enostavni denarni tok
Sprememba v obratnih sredstvih
Popravljeni denarni tok
Naložbe v opredmetena osnovna sredstva
Koefficient obračanja osnovnih sredstev
Koefficient obračanja sredstev
Multiplikator kapitala
Times Interest Earned (TIE) ratio
Neto prodajna marža
Basic earning power ratio
Čisti kratkoročni obratni kapital
Celotni obratni kapital
Poslovni izid iz poslovanja po davkih
Enostavni denarni tok 2
Prosti denarni tok
Dnevi odloženega plačila
Obrat denarja
Poslovna donosnost sredstev
Koefficient obračanja sredstev na celotne prihodke
Dolgoročne finančne naložbe
Osnovni kapital
Vplačani presežek kapitala
Rezerve
Preneseni čisti poslovni uspeh
Revalorizacijski popravek kapitala
Nerazdeljeni čisti dobiček poslovnega leta
Čista izguba poslovnega leta
Kratkoročne obveznosti iz poslovanja
Kratkoročne obveznosti iz financiranja
Amortizacija neopredmetenih dolgoročnih sredstvih in opredmetenih osnovnih sredstvih
Izredni prihodki od odprave rezervacij
Drugi izredni prihodki
Boniteta
Revizorsko mnenje