

UNIVERZA V LJUBLJANI
EKONOMSKA FAKULTETA

DIPLOMSKO DELO

**UPORABA NEVRONSKIH MREŽ PRI NAPOVEDOVANJU
DEVIZNEGA TEČAJA EVRO-DOLAR**

Ljubljana, april 2008

MATEJ BEVC

IZJAVA

Študent Matej Bevc izjavljam, da sem avtor tega diplomskega dela, ki sem ga napisal pod mentorstvom dr. Marka Košaka in somentorstvom dr. Jurija Jakliča, in da dovolim njegovo objavo na fakultetnih spletnih straneh.

V Ljubljani, dne 30. 4. 2008

Podpis: _____

Kazalo

1. Uvod.....	1
2. Devizni tečajji in devizni trgi	2
2.1. Kratak zgodovinski pregled	2
2.2. Devizni tečajji.....	4
2.3. Devizni trgi.....	6
2.4. Vrste transakcij na deviznih trgih.....	10
2.5. Teoretična ozadja	13
2.5.1. Teorija paritete kupne moči.....	13
2.5.2. Teorija paritete obrestnih mer	15
2.6. Praktični pristopi pri napovedovanju deviznih tečajev	17
2.6.1. Temeljna analiza	18
2.6.2. Tehnična analiza.....	18
2.7. Učinkovitost ali neučinkovitost deviznih trgov	21
3. Nevronske mreže.....	24
3.1. Umetni nevron.....	24
3.2. Topologija oziroma arhitektura nevronskih mrež	26
3.3. Paradigme učenja	27
3.4. Pravilo vzratnega učenja	28
3.5. Vrste problemov	32
3.6. Uporaba nevronskih mrež v ekonomsko-poslovnih sferah	33
3.7. Kritična vprašanja	34
4. Napovedovanje deviznih tečajev z nevronske mrežo	35
4.1. Izbor in razlaga podatkov	37
4.1.1. Drseča sredina	38
4.1.2. Bollingerjev trak.....	38
4.1.3. Indeks relativne moči	39
4.2. Priprava podatkov	39
4.3. Ugotavljanje uspešnosti modela.....	41
4.4. Gradnja modelov in napovedana spremenljivka	42
4.5. Rezultati	43
4.6. Dosedanje študije in primerjava z ostalimi metodami napovedovanja	47
5. Sklep.....	48
Literatura	51
Viri	53
Priloge	

1. Uvod

Predmet diplomskega dela je napovedovanje deviznega tečaja med evropsko valuto evro (EUR) in ameriško valuto dolar (USD). Gre za napovedovanje časovne vrste, ki je izredno nepredvidljiva in kaotična. Za napovedovanje ekonomskih in finančnih časovnih vrst obstaja veliko zanimanje tako na akademskem, kot v praktičnem poslovnem okolju, saj lahko majhna prednost v sposobnosti napovedovanja vodi do velikih zaslužkov. Zaradi tega se išče vedno nove pristope, s katerimi bi lahko uspešno napovedali prihodnost. Alternativen pristop za tako početje je prav veda o nevronske mrežah, ki sega že v začetke prejšnjega stoletja. Razvoj je ves čas zavirala nezmogljivost računalniške tehnologije. Časi pa so danes drugačni. Računalniška procesna zmogljivost se eksponento povečuje in prav to dejstvo je v zadnjem času ključno pri razcvetu uporabe nevronske mreže.

Namen diplomskega dela je prikazati značilnosti deviznega trga, deviznih tečajev in različnih pristopov pri napovedovanju le-teh (temeljna in tehnična analiza). Osredotočil se bom na možen pristop pri napovedovanju v kontekstu tehnične analize (to so nevronske mreže), kjer bom skušal pokazati, da so nevronske mreže smiseln pristop za tako početje. Problem, ki se pojavi, pa je razmeroma težko razumevanje bistva delovanja nevronske mreže in razmeroma obsežen proces takega modeliranja. Prav zato bo moj namen tudi sistematičen prikaz procesa modeliranja z navedbo dodatnih možnosti nadaljnjega raziskovanja.

Diplomsko delo je razdeljeno v tri vsebinske sklope. V poglavju 2 obravnavam nekaj pomembnih vsebin s področja deviznih trgov in deviznih tečajev. Kot bom prikazal, gre za ogromen »bazen« različnih vrst denarja¹ iz različnih denarnih sistemov, ki se vsakodnevno menjujejo med transaktorji, glede na njihove različne motive držanja le-tega. Trgovanje poteka izključno preko sodobnega telekomunikacijskega omrežja. Valutno trgovanje načeloma izvajajo podjetja in druge finančne institucije, ki opravljajo takšne ali drugačne mednarodne posle za svoj račun ali za račun tretjih subjektov. Namen valutnega trgovanja je lahko zmanjševanje valutnega tveganja, doseganje profita (zavestno izpostavljanje valutnemu tveganju - t.i. špekulativno trgovanje) ali pa arbitražna. Trgovanje z valutami je bilo včasih omogočeno le tistim z večjimi prihranki. Zaradi razvoja telekomunikacijske opreme in finančnih trgov pa lahko danes to počne vsakdo z uporabo osebnega računalnika kar od doma. Problem, ki se pri takem ravnanju pojavi, je negotovost glede gibanja deviznih tečajev v prihodnosti. Poznamo dva praktična pristopa, ki naj bi zmanjševala negotovost. To sta temeljna in tehnična analiza. Prva sloni na predpostavki, da so gospodarski dejavniki osnova za gibanje deviznih tečajev, druga pa na predpostavki, da se vsi ti dejavniki vselej izrazijo v gibanju cene (oz. tečaja). Zagovorniki tehnične analize trdijo, da se tečajji spreminjajo po ustaljenih vzorcih, ki se nenehno ponavljajo. Odkrivanje takih vzorcev pa bo privedlo do uspešnejšega napovedovanja le-teh v prihodnosti. In prav tukaj se pojavi zamisel o uporabi nevronske mreže pri napovedovanju deviznih tečajev.

¹ Največ transakcij (čez 75 %) se opravi s petimi valutami, to so: USD, EUR, GBP, JPN in CHF.

V poglavju 3 bom prikazal, kaj so nevronske mreže in kako delujejo. Njihova temeljna prednost je sposobnost učenja na podlagi izkušenj, tako kot to počno človeški možgani. Prav od tod tudi ime »nevronske mreže«. Gre za idejo posnemanja delovanja človeškega živčnega sistema in zapletenih elektrokemičnih procesov, ki se odvijajo v človeških možganih. Poglobljena analiza nevronskih mrež zahteva napredno matematično znanje. Vendar pa znanje o nevronskih mrežah ni dovolj. Ko skušamo z njihovo pomočjo rešiti določen problem, je ključno dobro poznavanje problemskega področja.

V zadnjem vsebinskem sklopu (poglavje 4) bom skušal sistematično prikazati postopek modeliranja nevronskih mrež. Opravil sem skupno 40 preizkusov z različnimi nevronskimi mrežami (oziroma 40 različnih nastavitvev enega modela nevronske mreže) in ovrednotil rezultate. Diplomsko delo se zaključí s sklepnimi mislimi, kjer prikažem ugotovitve in navedem možne smeri nadaljnjega raziskovanja. Na koncu diplomskega dela navajam še spisek literature in virov.

2. Devizni tečajji in devizni trgi

2.1. Kratek zgodovinski pregled

Leta 1944 so se v Bretton Woodsu sestali zavezniki, kjer so se pogovarjali o povojni ureditvi mednarodnega denarnega sistema. Poleg ustanovitve mednarodnega denarnega sklada (temeljna funkcija je bila pomoč državam s plačilno bilančnimi težavami) in svetovne banke za razvoj so se odločili, da bo mednarodni denarni sistem temeljil na ameriškem dolarju. To je bilo pričakovati, saj so ZDA razpolagale s približno 70 % svetovnih zalog zlata. Po negativnih izkušnjah s fleksibilnimi deviznimi tečajji, kompetitivni devalvacijami in naraščajočim protekcionizmom v obdobju med prvo in drugo svetovno vojno je prevladovala želja po mednarodnem denarnem sistemu, ki bo zagotavljal stabilne devizne tečaje (Mrak, 2002, str. 345). Vzpostavljen je bil sistem, ki je temeljil na obvezi ZDA, da bodo vzdrževale menjavo dolarjev za zlato po ceni 35 ameriških dolarjev (USD v nadaljevanju) za unčo zlata in da bodo tujim monetarnim oblastem predložene dolarje brez omejitev zamenjevale v zlato. Ostale države, ki so vstopile v bretonwoodski sistem, so morale določiti paritetne vrednosti nacionalne valute, izražene z zlatom, in tako posledično tudi z USD, ki pa je bil konvertibilen le za zlato. Nastal je t.i. zlati devizni standard oziroma zlati dolarski standard (Mrak, 2002, str. 345). Brettonwoodski sistem ni zahteval od držav, da vzdržujejo tečaj na paritetni vrednosti, saj je dovoljeval odstopanja v višini +/- 1 % od te vrednosti (ob določenih »fundamentalnih« pogojih pa tudi več). Nastal je sistem fiksnih deviznih tečajev, ki pa je, kot že rečeno, dovoljeval prilagajanja (angl. adjustable peg).

Med leti 1944 in 1959 so se evropske in azijske države soočale z visokimi plačilnobilančnimi primanjkljaji, saj so imele omejene izvozne potenciale in velike potrebe po uvozu

investicijskega in drugega blaga, potrebnega za obnovo med vojno porušenega gospodarstva. ZDA pa so po drugi strani beležile visoke plačilno bilančne presežke, saj so se njihove gospodarske kapacitete med vojno celo povečale. Take okoliščine so povzročile, da je povpraševanje po USD presehalo ponudbo po tej valuti, zato to obdobje označujemo kot obdobje pomanjkanja USD (Mrak, 2002, str. 351). Med leti 1959 in 1971 (obdobje obilja dolarjev) se je gospodarsko stanje japonskih in evropskih držav spremenilo, saj je prišlo do izboljšanja plačilnobilančnega položaja, kar pa je bila posledica njihove okrepljene gospodarske moči. Plačilna bilanca ZDA pa je po drugi strani že v začetkih 50 let prvič po drugi svetovni vojni zabeležila primanjkljaj na letni ravni približno 1 milijardo USD (Mrak, 2002, str. 353). To ni bila posledica samo zmanjšane presežka v njihovi trgovinski bilanci, temveč tudi zaradi vse večjega obsega ameriških investicij v tujini ter povečanih odlivov za račun ameriške vojaške pristnosti izven meja ZDA (Mrak, 2002, str. 353). Kakorkoli že, zgodnja šestdeseta leta dejansko veljajo za najbolj uspešno obdobje delovanja brettonwoodskega mednarodnega denarnega sistema. Devizni tečajji gospodarsko pomembnejših držav so bili stabilni, spremljala jih je hitra rast mednarodne trgovine, v svetu pa je vladala relativna makroekonomska stabilnost. Konec petdesetih let so evropske države obnovile konvertibilnost evropskih valut. Obseg zlatih rezerv ZDA je bil v tem obdobju na enaki ravni kot obseg ameriških dolarskih obveznosti, tako da je še vedno obstajalo zaupanje v sposobnost ameriških denarnih institucij, da menjajo zlato po 35 USD za unčo.

Kriza brettonwoodskega sistema se je zaostila v zgodnjih sedemdesetih letih. Za ta čas je bil značilen visok in naraščajoč plačilnobilančni primanjkljaj ZDA ter hitro zmanjševanje zlatih deviznih rezerv. Zaradi take situacije je bil potreben velik odtok dolarjev iz države, ki je financiral stalno rast deficita plačilne bilance ZDA in tako pokrival naraščajočo povpraševanje po dolarjih. Velika količina dolarjev, ki so jo imeli v rokah tujci, je postopoma povzročila padec zaupanja v sposobnost denarnih institucij ZDA, da bodo le-te sposobne zagotavljati zamenljivost dolarjev za zlato. Kriza je dosegla vrhunec, ko so leta 1973 v francoskem in angleškem tisku objavili, da bosta Anglija in Francija zahtevali konverzijo svojih dolarskih rezerv v zlato (Mrak, 2002, str. 365).

Ekspanzionistična denarna politika, ki so jo vodile ZDA v tistem času, ni bilo ravno usklajena z ostalimi državami, ki so sprejele brettonwoodski sistem, in zato se je mednarodni denarni sistem, ki je temeljil na USD, začel počasi rušiti. Moffett (2003, str. 27) na primer pravi, da so povečana divergentnost nacionalnih denarnih in fiskalnih politik, različnost v inflacijskih stopnjah in različni nepričakovani zunanji šoki povzročili, da je sistem začel razpadati. Tudi Ribnikar (1999, str. 78) pravi, da se zahodno evropske države, Kanada in Japonska niso bile pripravljene odreči svoji monetarni suverenosti in sankcionirati inflacijsko politiko, kakor so jo diktirale ZDA s svojim plačilnobilančnim primanjkljajem, in ker dalje ni bilo možno izriniti ameriškega dolarja kot najpomembnejše sestavine mednarodnih deviznih rezerv, se je pojavila dilema, ali morajo ZDA prilagoditi svojo ekonomsko politiko odnosom s tujino (torej, da spravijo plačilno bilančno stanje na tako raven, da ne bo dolarskih presežkov v svetu), ali da se spremeni sistem deviznih tečajev. ZDA se seveda s prvo opcijo niso strinjale,

saj je bila nujen pogoj za financiranje primanjkljaja v plačilni bilanci. Tako so se med leti 1971 in 1973 zgodili naslednji enostranski ukrepi; 15. 8. 1971, odprava zamenljivosti dolarja za zlato za tuje oblastvene institucije, meseca decembra 1971 je prišlo do prve devalvacije dolarja in vzpostavitve novih odnosov med valutami ekonomsko najmočnejših zahodnih držav ter razširitve razpona nihanja deviznih tečajev okrog paritetnih tečajev na +/- 2,25, do druge devalvacije dolarja je prišlo februarja leta 1973, ko so še vedno želeli ohraniti trdni devizni tečaj, vendar brez uspeha (Ribnikar, 1999, str. 80). Marca leta 1973 je sistem trdnega deviznega tečaja propadel, saj je bilo deviznim tečajem dovoljeno neomejeno drsenje na podlagi silnic, ki določajo ponudbo in povpraševanje po različnih valutah. Z ekonomskega vidika je imel drseči devizni tečaj za posledico, da so imele centralne banke proste roke pri odločanju, kako se bo izkazalo plačilno bilančno neravnovesje ZDA na njihovo gospodarstvo. Lahko se pokaže kot sprememba mednarodnih deviznih rezerv ali kot sprememba tečaja ameriškega dolarja in prek njega v spremembi zunanje vrednosti njene valute (Ribnikar, 1999, str. 81).

Tako so leta 1973 nastali fleksibilni devizni tečaji, kot jih poznamo danes (vsaj v okviru najrazvitejših držav). Po splošni uvedbi drsečih deviznih tečajev so slednji postali presenetljivo izredno nestanovitni (angl. volatile), kar pa ni bilo značilno za sistem trdnih deviznih tečajev, ko je do sprememb prišlo bolj poredko (Moffett, 2003, str. 27). Zanimivo je tudi dejstvo, da se devizni tečaji niso avtomatično prilagajali skladno z ravnovesjem v plačilnih bilancah, kakor se je pričakovalo (Dunis, 1989, str. 1).

2.2. Devizni tečaji

Ko govorimo o mednarodni menjavi, se je potrebno zavedati, da različna gospodarstva uporabljajo različne vrste denarja ali različne valute. Te valute se kupujejo in prodajajo (menjujejo) na skupnem trgu, t.i. deviznem trgu (angl. foreign exchange market), ki se mu v žargonu pogosto reče kar »forex«. Ceni ene vrste denarja nasproti ceni druge vrste denarja pa pravimo devizni tečaj. Načeloma je cena enega denarja (npr. denarja države A) nasproti ceni drugega denarja (denimo denar države B) odvisna od tega, koliko različnih dobrin si želijo rezidenti države B kupiti v državi A (in obratno). Več dobrin, kot si bodo želeli rezidenti države B kupiti v državi A, bolj bodo povpraševali po denarju države A, to pa bo seveda odločilno vplivalo na menjalni tečaj med denarjem države A in države B. Nekako intuitivno lahko rečemo, da je v ozadju deviznih tečajev produktivnost gospodarstva. Stvarnost je sicer precej bolj zapletena, in o tem, kaj določa devizne tečaje, nekaj besed kasneje.

Pri deviznih tečajih lahko nastane nekaj zmede, ko govorimo o apreciaciji in depreciaciji valute, saj je zelo pomembno, kako pravzaprav sploh določimo ali izrazimo razmerje med dvema valutama. Devizni tečaj (angl. exchange rate) je preprosto cena ene valute, izražena z drugo valuto, pri čemer nam sam devizni tečaj še ne pove, po kolikšni ceni je banka, menjalnica ali katerikoli finančni posrednik pripravljen določeno tujo valuto kupiti oziroma prodati. Kotacija valute je izraz pripravljenosti finančnega posrednika za trgovanje z valuto.

Kotacije valut na promptnih deviznih trgih lahko delimo na evropski in ameriški način kotacije ter na indirektni ali direktni način kotacije (Mrak, 2002, str. 143):

- evropski način kotacije:
Število enot tuje valute, potrebnih za nakup enega USD. Na tak način izražena kotacija med EUR in USD se zapiše kot 0,7353 EUR\USD in se prebere kot »0,7353 evra za en dolar«.
- ameriški način kotacije:
Število enot USD, potrebnih za nakup ene enote tuje valute. Na ta način izražena kotacija med USD in EUR se zapiše kot 1,3600 USD\EUR in se prebere kot »1,3600 dolarja za en evro«.
- direktna kotacija:
Število enot domače valute, potrebnih za nakup ene enote tuje valute.
- indirektna kotacija:
Število enot tuje valute, potrebnih za nakup ene enote domače valute.

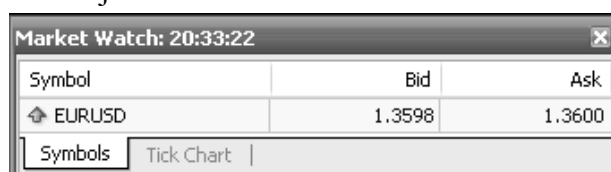
Potrebno je opozoriti, da direktna oziroma indirektna kotacija nista sinonima za ameriški oziroma evropski način kotacije. Razlika je v tem, da je pri direktni oziroma indirektni kotaciji možna sprememba. Če se v paru valut spremeni domača valuta, se spremeni tudi kotacija, ameriški in evropski način kotacije pa sta vedno enaka. Pri prvem gre vedno za število enot USD, potrebnih za nakup ene enote tuje valute, pri drugem pa vedno za število enot tuje valute, potrebnih za nakup enega USD. V slovenski literaturi se uporablja direktne kotacije.

V sklopu diplomskega dela bom za pridobivanje in analizo podatkov glede deviznih tečajev oziroma kotacij deviznih tečajev uporabljal brezplačni programski paket, dostopen na spletu (Metatrader, 2008). Za lažje delo s podatki bom kotacije prikazal tako, kot so prikazane v oddelku »pomoč« v dotičnem programskem paketu. Ko govorimo o transakcijah na deviznih trgih, imamo vedno opravka s simultanim nakupom ene valute in prodajo druge valute. To pa pomeni, da so kotacije valut vedno podane v parih. V programskem paketu imamo na primer kotacijo (valutni par) EUR\USD = 1,3600. Valuta na levi (EUR) se imenuje bazična valuta (angl. base currency), valuta na desni (USD) pa je kotirana valuta (angl. quoted currency). Izraz bazična valuta pomeni, da je njena vrednost v danem razmerju z drugo valuto vedno fiksna (na primer 1). Pri kotirani valuti pa pomeni, da je njena vrednost v neki devizni kotaciji variabilna (Walmsley, 2000, str. 163). V tem primeru to pomeni, da je 1 EUR enak 1,3600 USD, kar pomeni, da moramo odšteti 1,3600 dolarja za nakup enega evra. Če se pa odločimo, da bomo v smislu valutnega para EUR\USD opravili nakup dolarjev, bomo odšteli $1,3600^{-1}$ evra za nakup enega USD. V tem primeru vidimo, da je govora o direktni kotaciji, če se postavimo na ameriška tla, oziroma o indirektni kotaciji, če se postavimo na evropska tla. Ne glede na to, s kakšnim valutnim parom imamo opravka (primeri: GBP\USD, EUR\USD, USD\JPY), velja, da je devizni tečaj v omenjenem programskem paketu izražen vedno kot število enot valute, ki je na desni strani ulomka, potrebnih za nakup ene enote valute, ki je na

levi strani ulomka. Smiselno je omeniti, da vse oznake različnih valut določa ISO standard, natančneje »ISO 4217, international three letter currency code« (ISO 4217, 2007).

V prejšnjem primeru sem pokazal poenostavljen primer kotacije med EUR in USD, ki se uporablja znotraj omenjenega programskega orodja, kot tudi v tisku in na spletu, kjer objavljajo informacije v zvezi z deviznimi kotacijami oziroma tečaji. Stvarnost je še malce bolj zapletena, saj imamo na deviznem trgu opravka s kotacijo nakupne in prodajne cene. To pomeni, da imamo v nekem trenutku opravka z dvema cenama v zvezi z valutnim parom; to je prodajna (angl. bid rate) in nakupna cena (angl. ask rate). Tak primer prikazuje Slika 1.

Slika 1: Primer celovite kotacije



Symbol	Bid	Ask
EURUSD	1.3598	1.3600

Vir: Metatrader.

Takšna kotacija (Slika 1) se imenuje celovita kotacija (angl. outright quotation) (Mrak, 2002, str. 146). Pomeni pa, da je finančni posrednik pripravljen prodati (»ask«) evre po ceni 1,3600 USD za 1 EUR (v tem primeru mi nastopamo seveda kot kupec EUR in prodajalec USD), oziroma da je pripravljen kupiti (»bid«) evre po ceni 1,3598 USD za EUR (v tem primeru pa nastopamo kot prodajalec EUR in kupec USD). Potrebno je še omeniti, da se v poslovni praksi pogosto uporablja skrajšana oblika kotacije (npr.: EUR\USD = 1,3598 – 00). Prodajna cena je v tem primeru navedena v celoti, nakupna pa je označena samo z dvema decimalkama. Namen take oblike kotacije je operativne narave, saj omogoča hitrejšo trgovanje. Finančni posredniki ali banke vedno kupujejo valute po eni ceni, prodajajo pa po višji ceni. Razlika med cenama predstavlja njihov zaslužek oziroma maržo (angl. spread), ki se glede na različne »valutne trgovce« razlikuje. Marža se v nekaterih primerih celo spreminja, glede na posebno stanje na trgu. V našem primeru je marža enaka 0,0002. Če govorimo o transakcijah na medbančnem trgu, so marže nižje (tak primer prikazuje Slika 1) kot pa pri valutnih transakcijah, ki jih banke izračunavajo klientom¹. Analogno temu so na primer trgovine na debelo (transakcije med bankami) in trgovine na drobno (transakcije s klienti bank).

2.3. Devizni trgi

Devizni trgi so trgi, kjer se kupuje in prodaja različne valute (Pilbeam, 1998, str. 216). Devizni trgi zagotavljajo, najprej fizični in institucionalni okvir, preko katerega se denar ene države zamenjuje za denar neke druge države, drugič pogoje za določanje tečaja oziroma menjalnega razmerja med različnimi valutami in tretjič zagotavljajo, da se transakcije v zvezi z deviznimi posli tudi izvršijo (Moffett, 2003, str. 117). Mishkin (2004, str. 435) pravi, da so

¹ Večje marže klientom so posledica večjih stroškov upravljanja v zvezi z valutnimi transakcijami.

devizni trgi tisti trgi, kjer se določajo devizni tečaji. Ko govorimo o nakupu oziroma prodaji določene valute, ne mislimo na menjavo velike količine ene vrste bankovcev za drugo vrsto bankovcev, saj bi bilo to nemogoče. V bistvu se na deviznih trgih kupuje in prodaja bančne depozite, denominirane v različnih valutah (Mishkin, 2004, str. 438).

Devizni trg ima določene posebnosti pred ostalimi trgi. Gre za svetovni decentraliziran trg, na katerem sodelujejo v glavnem banke, brokerji in drugi pooblaščen agenti, ki trgujejo z različnimi valutami. Stalno so med seboj povezani preko telefona, računalniških terminalov, faksa, teleksa in podobne telekomunikacijske opreme. Devizni trg je t.i. trg »preko okenca« (angl. over the counter), kjer obstaja veliko različnih transaktorjev, ki so pripravljene prodajati in kupovati različne valute po različnih cenah. Ne gre za enoten prostor, kjer so vsi tisti, ki želijo kupovati in prodajati valute, kot je to na primer borza. Dejansko gre za več finančnih centrov po svetu, ki so informacijsko zelo dobro povezani preko SWIFT¹ omrežja, zato lahko tudi rečemo, da je devizni trg en sam centraliziran trg, ki je zaradi te značilnosti izredno konkurenčen (Mishkin, 2004, str. 438) in likviden.

Druga posebnost deviznega trga je v dejstvu, da obratuje 24 ur na dan, vsak delovni dan, razen sobote, nedelje in praznikov, to pa zaradi njegove geografske dislociranosti. Trgovanje poteka v večjih svetovnih finančnih centrih (San Francisco, Chicago, New York, London, Frankfurt, Bahrajn, Hongkong, Singapur, Tokio in Sydney). Trgi so najbolj likvidni, ko je hkrati odprtih več finančnih centrov, in to je dejansko v zgodnjih popoldanskih urah po evropskem času.

Tretja posebnost je v ogromni količini denarja, ki se na deviznih trgih vsak dan »obrne«. Švicarska »Bank for international settlements« (BIS v nadaljevanju) opravlja vsaka tri leta obsežno raziskavo deviznih trgov. Raziskava je pokazala, da se je globalni promet med aprilom 2004 in aprilom 2007 povečal za 71 % (promet je v tem obdobju v dnevnem povprečju znašal 3200 milijard ameriških dolarjev), če upoštevamo tekoče devizne tečaje. V kolikor upoštevamo volumen, izračunan na podlagi konstantnih deviznih tečajev, je to povečanje 65 %. Najbolj trgovana valuta je USD, saj je to posredniška valuta, s katero se po svetu določa cene primarnih dobrin (Triennial Central Bank Survey, 2007, str. 1).

V osnovi se na deviznem trgu tečaj med različnimi valutami določa na podlagi dveh silnic. Ti dve silnici sta ponudba in povpraševanje po različnih valutah. Ponudbo in povpraševanje ustvarjajo različni udeleženci (predstavljeni so v nadaljevanju). Možnih klasifikacij udeležencev je več (Mrak, 2002, str. 116). Ekonomske subjekte, ki sodelujejo na mednarodnih deviznih trgih, je mogoče klasificirati po dveh osnovnih principih, prvič po vrstah aktivnosti, ki jih ti subjekti opravljajo na deviznih trgih, in drugič po motivih njihovega delovanja na deviznih trgih.

¹ SWIFT je kratica za »Society for Worldwide Interbank Financial Telecommunication«.

Ekonomski subjekti po vrstah aktivnosti:

1. **Klienti bank** (posamezniki, podjetja, nebančne finančne institucije); Vsi tisti ekonomski subjekti, ki potrebujejo devize za opravljanje svoje komercialne in/ali investicijske dejavnosti. Posamezniki kupujejo in prodajajo valute posredno preko podajanja naročil bankam, enako velja za podjetja, ki izvažajo ali uvažajo blago in storitve. Zaradi hitrega razvoja telekomunikacijske infrastrukture so večja podjetja začela ustanavljati lastne specializirane oddelke, ki se ukvarjajo s posli na deviznem trgu.
2. **Komercialne banke**; So najpomembnejša skupina na deviznih trgih. Na trgu se pojavijo v dveh vlogah. Po eni strani kupujejo in prodajajo devize po naročilu njihovih klientov (točka 1.), po drugi strani pa trgujejo na deviznih trgih za svoj račun. Sodelujejo na obeh tržnih segmentih, na klientskem in na medbančnim deviznim trgom. Njihov namen je, v povezavi z deviznimi posli tako na klientskem kot tudi na medbančnem deviznem trgu, ustvarjanje dobička. So pomembni igralci na trgu, zato jim pravimo tudi določevalci deviznega tečaja (angl. market makers).
3. **Brokerji**; Samo del deviznih transakcij na deviznih trgih se opravi neposredno med dilerji posameznih bank, drugi del pa se opravi s posredovanjem brokerjev. Banke (oz. dilerji, ki opravljajo devizne transakcije za račun bank) včasih ne morejo najti primerne partnerja, ki bi bil pripravljen kupiti oziroma prodati določeno valuto, včasih pa je zanje iz različnih razlogov bolj primerno, da določeno transakcijo opravijo s pomočjo brokerja. V poslovanju na mednarodnih deviznih trgih se je vzpostavila praksa, da ima vsak finančni center v svetu le omejeno število pooblaščenih brokerjev, preko katerih komercialne banke trgujejo z devizami. Prednost brokerja je v posestvi velike količine informacij o deviznih tečajih, po katerih so posamezne banke pripravljene kupiti oziroma prodati določeno valuto. Je agent, ki povezuje različne dilerje, zainteresirane za nakup ali prodajo deviz. Za svoje delo zaračunava provizijo.
4. **Centralne banke**; Centralne banke so denarne oblastvene institucije v nekem narodnem gospodarstvu. Zasedujejo narodnogospodarske cilje in ne maksimizacijo dobička (»seigniorage-a«), zato neposredno¹ posegajo na deviznem trgu z namenom doseganja makroekonomske stabilnosti narodnega gospodarstva. Posegi centralnih bank so odvisni od režima deviznega tečaja ter od njihove denarne politike.

Ekonomski subjekti po motivih delovanja:

1. **Arbitražniki**; Običajno so to komercialne banke, ki želijo ustvariti dobiček brez prevzemanja tveganja. To je mogoče na dva načina: prvič z izkoriščanjem razlik, do katerih prihaja v deviznih tečajih posameznih valut v različnih finančnih centrih v istem trenutku; drugič, z izkoriščanjem razlik med obrestnimi merami, ki veljajo na nacionalnih finančnih trgih dveh držav ter s sočasnimi transakcijami na promptnem in terminkem deviznem trgu. Primer arbitraže: v nekem trenutku je v New Yorku cena 1 GBP = 1,99 USD, v Londonu pa 1 GBP = 2,01 USD. Banke bodo v New Yorku kupile dolarje z angleškimi funti in jih v naslednjem trenutku prodale v Londonu ponovno za funte. Jasno,

¹ Posegi so lahko tudi posredni, kot na primer sprememba temeljne obrestne mere.

da bodo na tak način ustvarile dobiček, potem ko bodo odštele transakcijske stroške. Proces se bo nadaljeval toliko časa, dokler ne bo cena angleškega funta nasproti ameriškemu dolarju enaka oziroma skoraj enaka v obeh finančnih centrih (dejansko cena ne bo enaka zaradi transakcijskih stroškov).

Primer obrestne arbitraže (Mrak, 2002, str. 172):

- 1. korak: danes najamemo kredit v višini 1.000.000 USD v New Yorku po obrestni meri 7 %. Na koncu leta bomo morali vrniti 1.070.000 USD.
- 2. korak: sočasno s transakcijo v koraku 1 zamenjamo 1.000.000 USD v GBP po promptnem tečaju 1,75 USD\GBP. To nam prinese 571.428,57 GBP.
- 3. korak: sočasno s transakcijo v koraku 1 investiramo 571.428,57 GBP v Londonu po npr. obrestni meri 12 %, kar nam bo na koncu leta prineslo 640.000 GBP.
- 4. korak: sočasno s transakcijo v koraku 1 prodamo na terminskem trgu 640.000 GBP po terminskem tečaju 1,68 USD\GBP. Na osnovi te transakcije bomo konec leta dobili 1.075.200 USD.
- 5. korak: po preteku enega leta izvedemo transakcijo, ki smo jo sklenili na terminskem trgu. 640.000 GBP zamenjamo za USD in dobimo 1.075.200 USD.
- 6. korak: sočasno s transakcijo v koraku 5 vrnemo kredit po 7 % obrestni meri, denominiran v USD v višini 1.070.000 USD.
- Končni rezultat obrestne arbitraže je dobiček v višini 5.200 USD.

Obrestna arbitraža se bo nadaljevala tako dolgo, dokler se, zaradi vpliva transaktorjev na promptnem in terminskem trgu, kot tudi na denarnih trgih obeh držav, ne bo vzpostavila pariteta obrestnih mer.

2. **Hedgerji in špekulanti;** Za prve je značilno, da ne želijo tvegati z njihovimi transakcijami na deviznem trgu. Za druge pa je značilno, da imajo določena pričakovanja o tem, kako se bo gibal devizni tečaj določene valute v bodoče, zato so pripravljeni prevzemati določeno tveganje z namenom ustvarjanja dobička. Zelo težko je odgovoriti na vprašanje, kdo se na deviznem trgu obnaša bodisi kot hedger bodisi kot špekulant. Trg ponuja enake možnosti za obe skupini, zato lahko rečemo, da se vsi predhodno naštetih udeleženci po vrstah aktivnosti na deviznih trgih deloma obnašajo kot špekulanti, deloma kot hedgerji, odvisno od okoliščin.

Švicarska BIS je v raziskavi, ki jo opravi vsake tri leta, razdelila udeležence na deviznih trgih v tri skupine. Prva skupina so dilerji ali brokerji (angl. reporting dealers). Ta zajema vse tiste, ki aktivno nastopajo na deviznih trgih, za svoj račun ali po naročilu svojih strank. Več ali manj so to večje komercialne ali investicijske banke, ki nastopajo na medbančnem trgu (angl. interdealer market) in/ali poslujejo z večjimi podjetji (večje delniške družbe ali korporacije, državne ustanove ipd.). V praksi so to tiste institucije, ki aktivno opravljajo posle preko elektronskih platform, kot na primer Reuters, Telerate in Bloomberg. Druga skupina so druge finančne institucije (angl. other financial institutions). Sem spadajo vse tiste finančne institucije, ki jih ne moramo uvrstiti v prvo skupino. To so manjše komercialne in investicijske banke, vzajemni skladi, hedge skladi, denarni skladi, podružnice večjih podjetij,

zavarovalnice in centralne banke. Tretja in zadnja skupina pa so nefinančne institucije (angl. non financial costumers); sem spadajo vsi tisti, ki jih ne moremo jasno uvrstiti ne v prvo in ne v drugo skupino. Gre za nekoliko različno opredelitev udeležencev na deviznih trgih. Tabela 1 prikazuje ugotovitve triletne raziskave, ki jo objavlja BIS.

Tabela 1: Letni promet (v odstotkih celotnega prometa) udeležencev na deviznih trgih, po razvrstitvi BIS

	1995	1998	2001	2004	2007
BROKERJI (Angl. Reporting Dealers)	64	64	59	53	43
DRUGE FINANČNE INSTITUCIJE (Angl. Other financial institutions)	20	20	28	33	40
NEFINANČNE INSTITUCIJE (Angl. Non financial institutions)	16	17	13	14	17

Vir: Trienal Central Bank Survey, 2007, str. 4.

Kakšne pa so pravzaprav funkcije deviznih trgov? Devizni trg je mehanizem, kjer udeleženci prenašajo kupno moč med različnimi državami (oz. denarnimi sistemi), kjer se zagotavlja kreditiranje za mednarodne transakcije in kjer se minimizira izpostavljenost valutnim tveganjem (Moffett, 2003, str. 118). Mrak pravi podobno, da se na deviznih trgih kupujejo in prodajajo devize zaradi štirih razlogov (Mrak, 2002, str. 110):

- Prvič - devizni trgi omogočajo nakup in prodajo deviz tistim, ki jih potrebujejo za opravljanje svoje osnovne dejavnosti. Za te subjekte so devizni trgi nekakšen klirinški mehanizem, s pomočjo katerega vsak udeleženec lahko dobi tisto valuto, ki jo potrebuje.
- Drugič - devizni trg včasih nastopa tudi s funkcijo kreditiranja, saj je to nujno potrebno pri mednarodni menjavi. Ko na primer trgovec od proizvajalca v tujini kupi blago, potrebuje ponavadi določen čas, da bo to blago prodal končnemu uporabniku ter da bo s prejetim denarjem izvršil plačilo proizvajalcu v tujini. V ustaljeni praksi obstaja v mednarodni menjavi 90-dnevni plačilni rok za kupljeno blago. Ker pa izvoznik običajno želi plačilo takoj, se v posel vmešajo banke, ki v tem primeru kreditirajo trgovca. Banke izplačajo znesek proizvajalcu v tujini takoj, ko v zameno prejmejo od njega določeno dokumentacijo, na osnovi katere ob zapadlosti prejmejo plačilo od uvoznika.
- Tretjič - devizni trgi lahko pomagajo tudi pri opravljanju funkcije zavarovanja¹ pred valutnim tveganjem.
- Kot četrti razlog dodaja, da devizni trgi omogočajo tudi špekuliranje z deviznim tečajem, to pa pomeni zavestno prevzemanje tečajnih tveganj. O špekulacijah govorimo tako v kontekstu promptnega kot tudi terminskega trga.

2.4. Vrste transakcij na deviznih trgih

Na deviznih trgih imamo opravka s transakcijami, ki se zgodijo takoj, in s transakcijami, ki se zgodijo v prihodnosti, čeprav se dogovor v zvezi z njimi opravi že danes. Najbolj splošna delitev transakcij na deviznih trgih loči promptne devizne transakcije (angl. spot transactions) in z njimi povezane promptne devizne tečaje (angl. spot exchange rate), kjer gre za razmerje

¹ Primer zavarovanja pred valutnim tveganjem najdemo v (Mrak, 2002, str. 112,113) – okvir 4.1, 4.2

med dvema valutama (angl. quotation), s takojšnjim dospetjem in terminske devizne transakcije (angl. forward transaction) in z njimi povezane terminske devizne tečaje (angl. forward exchange rate), kjer gre za možnost, da se ekonomski subjekti dogovorijo za zamenjavo določenih valut po določeni ceni v prihodnosti. Terminske devizne transakcije lahko podrobneje razdelimo še v dve podskupini. To sta enostavne terminske transakcije (angl. outright forwards transactions, forwards) in terminske zamenjave (angl. swaps, maturity swaps, forex swaps). Tako enostavne terminske transakcije kot tudi terminske zamenjave predstavljajo preprosto obliko izvedenih finančnih inštrumentov (angl. derivatives). Če upoštevamo širšo definicijo transakcij na deviznih trgih, spadajo mednje še trije izvedeni finančni inštrumenti. To so standardizirane terminske pogodbe (angl. futures), opcije (angl. options) in valutne zamenjave (angl. currency swaps) (Mrak, 2002, str. 125).

Potrebno je poudariti, da sta terminske zamenjave (angl. swaps, maturity swaps, forex swaps) in valutne zamenjave (angl. currency swaps), dve različni zadevi. Valutne zamenjave so izredno redk¹ pojav na deviznem trgu, za katere veljajo povsem različna pravila in zanje je značilen rok dospetja nad 10 let. Pri valutnih zamenjavah gre za zamenjavo plačil obrestnih obveznosti, ki izhajajo iz najetih posojil, denominiranih v različnih valutah (Moffett, 2003, str. 210). Primer valutne zamenjave lahko najdemo v Ghassem (2004, str. 231). Valutne zamenjave bom zaradi tega izločil iz nadaljnje analize in se osredotočil na podrobnejšo razlago transakcij na deviznem trgu, kot jih navaja Mrak (2002, str. 125);

1. **Promptne devizne transakcije:** To so običajne devizne transakcije, ki se odvijajo na promptnem deviznem trgu po promptnem deviznem tečaju. Posel se realizira neposredno po njegovi sklenitvi, kar v praksi pomeni največ do dveh delovnih dni. Čas od sklenitve posla do njegove realizacije je odvisen od tehnične zmožnosti komunikacijskih sredstev v posameznih finančnih centrih. Treba je povedati, da je razlika, če se promptne transakcije odvijajo na medbančnem trgu ali med klientom oziroma podjetjem in banko, saj za tako transakcijo ni nujno, da je potreben dvodnevni zamik za realizacijo posla.
2. **Enostavne terminske transakcije:** Gre za tisto skupino transakcij, pri katerih se prodajalec in kupec dogovorita o ceni deviz danes, realizacija transakcije pa je od sklenitve posla odmaknjena več kot dva delovna dneva. Terminski devizni tečaj je običajno kotiran za obdobje 30, 90, 180, 270, 360 dni, lahko pa tudi za obdobje več kot enega leta.
3. **Terminske zamenjave:** Terminska zamenjava je transakcija, pri kateri gre za sočasen nakup in prodajo določene količine tuje valute na dveh segmentih deviznega trga z različnima dnevoma valutacije. Vsaka terminska zamenjava je dejansko izvedena iz sočasne izvedbe dveh transakcij, promptne in terminske. Formalnopravno pa je izvedena v okviru ene pogodbe. Poznamo dve vrsti terminskih zamenjav. Prva je promptno terminska zamenjava (angl. spot-forward swap), kjer gre za to, da ekonomski subjekt kupi ali proda določen znesek deviz na promptnem trgu in ta isti znesek proda ali kupi na terminskem trgu. Druga skupina terminskih zamenjav pa so t.i. terminsko-terminske zamenjave (angl.

¹ Po navedbah triletne raziskave BIS, so v letu 2007, valutne zamenjave znašale 32 milijard dolarjev (dnevno povprečje), to je približno 1 % celotnega letnega prometa (Triennial Central Bank Survey, 2007, str. 14).

forward-forward swap). Tukaj gre za transakcijo, pri kateri nekdo začasno kupi ali proda določen znesek deviz na npr. enomesečnem terminskem trgu ter nato isti znesek deviz sočasno proda ali kupi na drugem terminskem, na primer 12-mesečnem trgu.

4. **Standardizirane termenske pogodbe (STP):** Potreba po deviznem trgovanju je izoblikovala tudi nekatere druge instrumente, za katere je značilno, da se z njimi trguje na organiziranih deviznih trgih in ne preko okenc. Tak instrument je tudi standardizirana termenska pogodba (STP). Kot že samo ime pove, gre za standardizirano pogodbo o terminskem nakupu oziroma prodaji deviz. STP pravzaprav vsebuje vrsto standardiziranih elementov, kot so količina valute, s katero se trguje, način kotacije valute, zapadlost pogodbe, zadnji dan trgovanja s pogodbo, dan poravnave itn. Trgovanje s takimi izvedenimi finančnimi instrumenti se je začelo leta 1972 v Chicagu (Chicago merchantile Exchange) v okviru IMM (International Monetary Market), dandanes pa je trgovanje s STP omogočeno v vseh večjih finančnih centrih po svetu. Instrument je najbolj uporaben v smislu arbitraže med enostavno termensko pogodbo in med STP. V kontekstu zavarovanja pred tečajnimi tveganji pa je zanimiv za tiste subjekte, ki imajo kontinuiran in stabilen priliv in odliv tistih valut, s katerimi se trguje na trgu STP.
5. **Opcije:** Opcija je finančni inštrument, ki kupcu daje pravico, ne pa tudi obveznosti, da kupi oziroma proda standardizirano količino tuje valute, s katero se trguje, po fiksni ceni in na določen dan, oziroma do določenega dne v prihodnosti. Kupcu opcija omogoča veliko mero fleksibilnosti, saj mu omogoča, da proda oziroma kupi tujo valuto, če se to zanj izkaže za ugodno. Na drugi strani pa imamo prodajalca, kateremu je naložena izpolnitev obveznosti, če kupec to želi. Fleksibilnost opcije ima seveda za posledico dokaj visoko ceno tega finančnega instrumenta. Premija, ki jo kupec opcije plača prodajalcu, se giblje med 1 in 5 odstotki. Trgovanje z opcijami je možno tako na organiziranih trgih (od decembra leta 1982, ko je »Philadelphia stock exchange« kot prva uvedla trgovanje z opcijami na organiziranem trgu, kasneje pa so sledile še druge borze po svetu), kot tudi »prek okenc«. Uporaba opcij na deviznem trgu se je v zadnjem času zelo razširila. Opcije se uporabljajo predvsem z namenom varovanja pred valutnim tveganjem, kot tudi z namenom špekuliranja.

Na kratko sem predstavil, s katerimi transakcijami imamo opravka na deviznih trgih. Smiselno je, da si zaradi boljše predstave pogledamo transakcije na deviznih trgih skozi številke in skozi čas. Triletna raziskava, ki jo opravlja BIS, navaja ugotovitve, ki so predstavljene v Tabeli 2 (str. 13), kjer pa ni zajetih STP in opcij. Raziskava BIS se namreč nanaša na trg »prek okenc«. Kot sem omenil, se s STP trguje na organiziranih trgih. Opcije¹ so v raziskavi zajete v kontekstu analize trga izvedenih finančnih instrumentov (angl. derivatives market activity). Tabela 2 (str. 13) prikazuje promptne devizne transakcije, termenske devizne transakcije in termenske zamenjave.

¹ Leta 2007 so znašale 212 milijard dolarjev (dnevno povprečje) (Trienal Central Bank survey, 2007, str. 14).

Tabela 2: Promet po različnih vrstah transakcij, v milijardah USD in odstotkih celotnega prometa, po letih

	1995		1998		2001		2004		2007	
	mia USD	v %	Mia USD	v %	mia USD	v %	mia USD	v %	mia USD	v %
PROMPTNE TRANSAKCIJE (angl. spot transaction)	494	41,51	568	38,12	387	32,25	621	33,03	1005	31,31
TERMINSKÉ TRANSAKCIJE (angl. outright forwards)	97	8,15	128	8,59	131	10,92	208	11,06	362	11,28
TERMINSKÉ ZAMENJAVE (angl. swaps)	546	45,88	734	49,26	656	54,67	944	50,21	1714	53,40
NAPAKE PRI POROČANJU (angl. gaps in reporting)	53	4,45	60	4,03	26	2,17	107	5,69	128	3,99
SKUPAJ PROMET	1190	100	1490	100	1200	100	1880	100	3210	100
PO KOSTANTNIH DEVIZNIH TEČAJIH APRIL 2007	1150		1650		1420		1950		3210	

Vir: Trienal Central Bank Survey, 2007, str. 4.

2.5. Teoretična ozadja

Glavno vprašanje je, kaj pravzaprav odločilno vpliva na gibanje deviznih tečajev. Predhodno sem že povedal, da je devizni tečaj odvisen preprosto od ponudbe in povpraševanja po določeni valuti. Ponudbo in povpraševanje pa ustvarjajo vsi omenjeni udeleženci na deviznih trgih. Analiza obnašanja posameznega udeleženca bi bila nesmiselna, zato so se skozi čas razvile posamezne ekonomske teorije, ki skušajo bolj ali manj uspešno razložiti ključne določljivke, ki oblikujejo devizne tečaje. Teoretičnega dela na to temo je kar nekaj. Pregled vsega bi seveda presegalo meje diplomskega dela. Nekaj teoretičnih vprašanj v zvezi z deviznimi tečaji bom povzel po Mishkinu (2004, str. 439). Razdelitev »obnašanja« deviznih tečajev je smiselna, tako da le te obravnavamo na kratek in dolgi rok. Spremembe deviznih tečajev na kratek rok nam skuša obrazložiti teorija paritete obrestnih mer, spremembe tečajev na dolgi rok pa teorija paritete kupne moči, ki je opisana v naslednjem podpoglavju.

2.5.1. Teorija paritete kupne moči

Teorija paritete kupne moči (v nadaljnjem besedilu PKM) pravi, da bo devizni tečaj med dvema valutama različnih držav odražal relativne spremembe med splošno ravniyo cen v obeh državah. V ozadju teorije PKM stoji »zakon ene cene«, ki pravi: če bi v dveh deželah proizvedli identičen izdelek in če bi bili transportni stroški zanemarljivi, bi morale biti cene obeh izdelkov identične, ne glede na to, kje je proizveden. Devizni tečaj se bo torej oblikoval tako, da bo odražal enakost cen. Pri teoriji PKM gre prav za uresničevanje »zakona ene cene«. Predpostavimo, da stane tona jekla v Ameriki 100 USD, tona jekla na Japonskem pa 10.000 JPN. Po pravilih zakona ene cene mora biti cena obeh izdelkov enaka, zato se bo tečaj določil na višini $100 \text{ USD} = 10.000 \text{ JPN}$ (oz. $1 \text{ USD} = 100 \text{ JPN}$, ali $1 \text{ JPN} = 0,01 \text{ USD}$). Če bo JPN pridobil na vrednosti (kar pomeni, da bomo lahko z enim JPN kupili več USD – npr. $1 \text{ JPN} = 0,02 \text{ USD}$), bo za Japonce smiselno kupovati jeklo v Ameriki in ga prodajati na Japonskem.

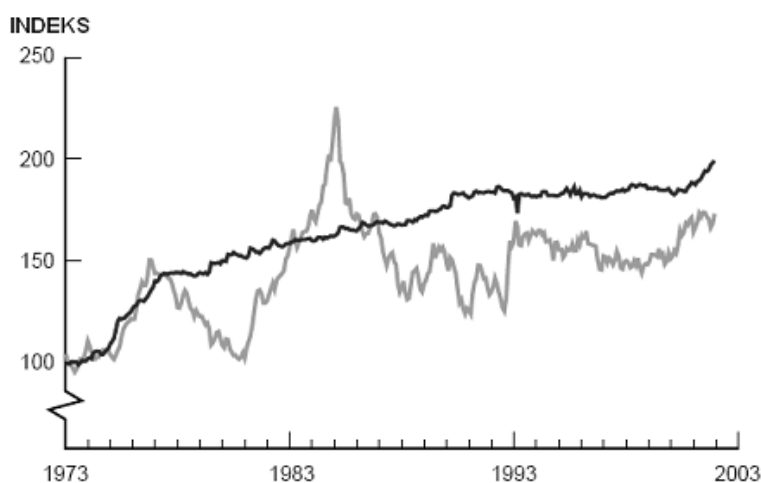
Kot vidimo, gre tukaj za blagovno arbitražo, ki bo izenačila cene blaga na svetovnem trgu (Mrak, 2002, str. 162), če so cene izražene v isti valuti. Japonci bodo povečali povpraševanje po USD, kar bo povzročilo, da bo dolar pridobil vrednost nasproti jenu in tako se bo vzpostavilo ponovno začetno ravnovesje (1 JPN = 0,01 USD). Velja seveda tudi obratna logika. Pri PKM gre za aplikacijo »zakona ene cene« na splošno raven cen med dvema gospodarstvoma. Obstajata absolutna in relativna različica PKM. Absolutna različica (enačba 1) pravi, kot že rečeno, da bo promptni devizni tečaj (s_0) enak razmerju med ravnima cen (p) enake košarice blaga v njunih državah. Relativna različica (enačba 2) pa poudarja pomen o pričakovanih glede inflacije. Pravi, da se bo pričakovana sprememba promptnega deviznega tečaja (kjer (s_t) pomeni terminski devizni tečaj) v določenem obdobju prilagodila razliki med pričakovanimi stopnjama inflacije (π) v obeh državah v tem obdobju.

$$s_0 = \frac{P_{USD}}{P_{EUR}} \quad (\text{enačba 1})$$

$$\frac{s_t - s_0}{s_0} = \pi_{USD}^e - \pi_{EUR}^e \quad (\text{enačba 2})$$

Kljub temu, da je to ena izmed vodilnih teorij na področju obrazložitve gibanja deviznih tečajev, kot pravi Mishkin, se le-ta sooča z nekaj problemi. Empirične raziskave so namreč pokazale, da le-ta ni najbolje pokazala enakosti z gibanjem deviznih tečajev, kar prikazuje Slika 2, kjer se primerja gibanje indeksa cen življenjskih potrebščin v Angliji in Ameriki z gibanjem deviznega tečaja GBP/USD.

Slika 2: Primerjava relativnih cen življenjskih potrebščin (CPI) Angliji in Ameriki in deviznega tečaja GBP/USD, od leta 1973 do leta 2003



Legenda: Temnejša črta - CPI_{UK}/CPI_{USA} ; Svetlejša črta - GBP/USD; Indeks 100 = Marec 1973

Vir: Mishkin, 2004, str. 440.

Empirične raziskave so dokaj enotne, da PKM kratkoročno sploh ne drži, dolgoročno pa je solidna orientacija predvidenega gibanja deviznega tečaja (Mrak, 2002, str. 168). Glavno vprašanje pa je seveda, zakaj nam teorija PKM ne more natančno obrazložiti gibanja deviznih tečajev. Odgovor se skriva v njenih naslednjih predpostavkah:

- ni stroškov transporta,
- ekonomski subjekti so do popolnosti informirani o cenah blaga ne le doma, temveč tudi v tujini,
- ne obstajajo nikakršne ovire, ne v mednarodni menjavi blaga in storitev, ne na mednarodnih finančnih trgih,
- kvaliteta enakega blaga je povsod enaka in košarica dobrin je univerzalna; to pomeni, da se enaki proizvodi, in to v istem razmerju, pojavljajo v košaricah po vsem svetu.

Prav zaradi takih neuresničljivih predpostavk se je razvila »mehkejša« različica PKM, to je relativna teorija paritete kupne moči (Mrak, 2002, str. 164). Kakorkoli že, iz teorije PKM lahko smiselno izpeljemo štiri ključne določljivke, ki vplivajo na devizne tečaje na dolgi rok (Mishkin, 2004, str. 441):

- relativna splošna raven cen; če se na dolgi rok dvigne splošna raven cen ene države v relativnem smislu glede na drugo državo bo to povzročilo depreciacijo valute v prvotni državi;
- carine in kvote; dvig uvoznih omejitev bo na dolgi rok povzročil apreciacijo valute v državi;
- preference med domačimi ali tujimi izdelki; povečano povpraševanje po izvoznih izdelkih neke države bo povzročilo apreciacijo valute te države in obratno;
- produktivnost; na dolgi rok bo valuta produktivnejše države (glede na ostale) aprecirala.

Temeljna slabost teorije PKM je, da iz analize gibanja deviznih tečajev popolnoma izpušča mednarodne tokove kapitala. Naslednja teorija, ki jo bom prikazal, ne poudarja toliko mednarodnega toka blaga in storitev na kratek rok, saj je vrednostno izražen delež mednarodnega toka blaga in storitev bistveno manjši od vrednosti vseh transakcij v nekem obdobju (na primer v enem letu). Letne transakcije na deviznem trgu so na primer v Ameriki, kar 25 krat večje, kot znaša vrednost uvoza in izvoza blaga in storitev (Mishkin, 2004, str. 443). Gre za teorijo, ki ima večjo moč pri obrazložitvi obnašanja deviznih tečajev na kratek rok. To je teorija paritete obrestnih mer (v nadaljnjem besedilu POM).

2.5.2. Teorija paritete obrestnih mer

Pri teoriji POM gre za to, da transaktorji v svoje ekonomsko obnašanje vključujejo pričakovanja. V ozadju teorije POM stoji premoženjska teorija povpraševanja (Mishkin, 2004, str. 443). Pomemben dejavnik, ki vpliva na oblikovanje deviznih tečajev, torej tisti ki vpliva na povpraševanje po domačih bančnih depozitih (npr. denominiranih v EUR) in na povpraševanje po tujih depozitih (npr. denominiranih v USD), je pričakovani donos posamezne premoženjske oblike relativno na drugo. Torej, če bodo transaktorji pričakovali relativno višje donose na podlagi bančnih depozitov, denominiranih v domači valuti (EUR), v primerjavi z bančnimi depoziti v tuji valuti (USD), bodo domačini (Evropejci) in tudi tujci (Američani) povpraševali več po evru in manj po dolarju in obratno. Posledica tega bo apreciacija EUR in depreciacija USD na deviznem trgu. Da bi bolje razumeli, kako se

spreminja povpraševanje po domačih (evro depozitih) in/ali tujih (dolarskih depozitih), je potrebno analizirati pričakovane donose na domače in na tuje depozite, kjer pa odigra odločilno vlogo tudi morebitna sprememba deviznega tečaja.

Primer: Če bo USD apreciral za npr. 7 %, bo pričakovani donos na dolarske depozite, izražen v EUR, 7 % večji, saj je USD postal dražji za 7 % izražen v EUR. Torej, če je obrestna mera na dolarske depozite 10 % in če upoštevamo pričakovano apreciacijo USD za 7 %, bo pričakovani donos za dolarske depozite, izraženih v EUR, 17 % (Mishkin, 2004, str. 444).

Za depozite v Evropi (EUR) in depozite v Ameriki (USD) je značilno, da so enako likvidni in tvegani. Poleg tega pa tako rekoč ni ovir pri spremembi ene oblike depozitov v drugo. Zato lahko sklepamo, da sta ti dve premoženjski obliki popolna substituta. Posamezni ekonomski subjekt pa bo popolnoma indiferenten, kakšne bančne depozite držati, če velja naslednja enakost (Mishkin, 2004, str. 445).

$$i_D = i_F - \frac{E_{t+1} - E_t}{E_t} \quad (\text{enačba 3})$$

$$\frac{E_{t+1} - E_t}{E_t} = i_F - i_D \quad (\text{enačba 4})$$

V enačbah 3 in 4 velja, da je (i_D) domača obrestna mera, (i_F) tuja obrestna mera, člen v enačbi $((E_{t+1}-E_t)/E_t)$ pa predstavlja spremembo deviznega tečaja. Če investiramo eno enoto domačega denarja doma, bomo dobili donos (i_D). Če bomo investirali eno enoto denarja v tujini, bomo morali najprej denar zamenjati po tečaju (E_t) in tako bo naš donos odvisen najprej od tuje obrestne mere (i_F), ter seveda od pričakovane spremembe deviznega tečaja. Gornja enačba prikazuje matematično izpeljavo teorije paritete obrestnih mer. Enačba nam pravi, da je domača obrestna mera enaka tuji obrestni meri, minus pričakovani spremembi deviznega tečaja, oziroma če enačbo malce obrnemo; pričakovana sprememba deviznega tečaja je enaka razliki med tujo in domačo obrestno mero. Terminski devizni tečaj je promptni devizni tečaj, prilagojen razliki med obrestnima merama v obeh državah (Mrak, 2002, str. 175).

Kot sem že povedal, je teoretičnega dela v zvezi z določanjem deviznih tečajev kar precej. Na splošno lahko teorije smiselno razdelimo v tri različne šole (Moffett, 2003, str. 93). Prva šola proučuje paritetne pogoje v mednarodni menjavi (to sta omenjeni PKM in POS), kjer se devizne tečaje analizira v povezavi z obrestnimi merami in inflacijo. Druga šola analizira devizne tečaje z vidika plačilnobilančnega prilagajanja. To pomeni, da so ključ za gibanje deviznih tečajev posamezne postavke v plačilni bilanci. Tretja šola pa predstavlja tako imenovane premoženjske modele določanja deviznih tečajev, v okviru katerih najdejo mesto na primer »monetarni premoženjski modeli določanja deviznega tečaja« (Mrak, 2002, str. 266) in »portfeljski premoženjski modeli določanja deviznega tečaja« (Mrak, 2002, str. 282). Namen diplomskega dela ni razpravljanje o teoretičnem modeliranju obnašanja deviznih tečajev, kljub temu pa se mi je zdelo pomembno navesti vsaj nek temeljni okvir.

Dejstva nam kažejo, da nobeden ekonomski model, ki se ukvarja z določanjem deviznih tečajev v prihodnosti, ni bil sposoben natančno ugotoviti, kakšen bo devizni tečaj v bodoče. Ugotovitve na podlagi empiričnih raziskav, ki testirajo modele, niso dale zadovoljivih rezultatov, kar se lahko vidi tudi v prejšnjem poglavju. Vzroki za neustreznost v modelih obstajajo zaradi pričakovanj v prihodnosti. Devizni tečaji so odvisni od trenutnega stanja v gospodarstvih in od trenutnih razpoložljivih informacij, ki so na voljo. Jasno je, da se lahko v prihodnosti take razmere, kar hitro spremenijo in tega modeli ne upoštevajo. Poleg tega se pojavi še težava v tem, da je dinamika sprememb deviznega tečaja različna, če govorimo o nenapovedanih ali napovedanih spremembah, ki bi utegnile vplivati na devizni tečaj. Izpostavim pa lahko še različne institucionalne spremembe, do katerih je prišlo v zadnjih desetletjih tako v finančnem kot realnem segmentu vseh držav na svetu. Le-te pa imajo velik vpliv na dogajanje na deviznih trgih. Mrak pravi tudi, da je stopnja koristnosti modelov obratno sorazmerna s pogostostjo in jakostjo nepredvidenih dogodkov oziroma zunanjih šokov. Ker pa sta pogostost in jakost teh šokov v sodobnem svetu zelo velika, je razumljivo, da je tudi domet modelov na področju samega napovedovanja deviznih tečajev zelo omejen (Mrak, 2002, str. 294). Zato je bila v stvarnosti nujna potreba po novih pristopih pri napovedovanju deviznih tečajev. Le-te pa predstavljam v naslednjem poglavju. Gre za malce bolj praktične pristope pri napovedovanju.

2.6. Praktični pristopi pri napovedovanju deviznih tečajev

Na splošno poznamo dva alternativna, v praksi bolj uporabljena pristopa pri napovedovanju gibanja deviznih tečajev. To sta tehnična analiza (angl. technical analysis) in temeljna analiza (angl. fundamental analysis). Druga prisega na proučevanje glavnih gospodarskih agregatov, na katere se pravzaprav naslanja teoretično modeliranje, prva pa na moč ekstrapolacije preteklih podatkov v prihodnost s pomočjo različnih matematičnih in statističnih prijemov. Zagovorniki tehnične analize pravijo, da se devizni tečaji gibljejo vedno po nekih ustaljenih vzorcih, le-te pa je možno odkriti in jih preslikati v prihodnost. V literaturi se lahko zasledi tudi tretji pristop. To je napovedovanje deviznih tečajev s pomočjo novic. Na spletu in v angleški literaturi se pogosto govori o »trade the news« konceptu. Napovedovanje na podlagi novic se je razvilo pred približno petnajstimi leti. Ta koncept skuša obrazložiti vzroke velikih nihanj deviznega tečaja s pomočjo informacij, ki vseskozi prihajajo k udeležencem na deviznih trgih. Udeleženci na deviznih trgih vseskozi previdno spremljajo gibanje ključnih določljivk, ki naj bi vplivale na devizne tečaje in takoj po objavi novice sprožijo nakupne in prodajne zahteve. Ko govorimo o trgovanju na podlagi novic oziroma informacij, pridemo do pomembnega koncepta, o katerem bom govoril kasneje. Gre za vprašanje učinkovitosti deviznega trga, ki je v literaturi označena kot hipoteza o učinkovitosti trgov. V svojem diplomskem delu bom govoril le o tehnični in temeljni analizi, saj menim, da se napovedovanje na podlagi novic lahko uvrsti kar pod okrilje temeljne analize, saj gre pravzaprav za enako zadevo.

2.6.1. Temeljna analiza

Temeljna analiza se osredotoča na ekonomske silnice, ki vplivajo na ponudbo in povpraševanje, ki posledično vpliva na spremembe cene valute. Tak pristop proučuje vse tiste dejavnike cene na trgu, ki vplivajo na tako imenovano notranjo vrednost valute. Če je notranja vrednost nad tržno ceno, pomeni, da bo tržno določena cena narasla, in obratno (Murphy, 1999, str. 5). Gre torej za vse tiste ekonomiste, ki pravijo, da je najbolj zanesljiva oblika napovedovanja deviznih tečajev analiza predvidenih sprememb v gospodarskih temeljih države, torej v prihodnjih obrestnih merah, inflaciji, plačilnobilančnih gibanjih in drugih makroekonomskih agregatih. Pomembno izhodišče za delo te skupine napovedovalcev je, da koncept učinkovitosti deviznega trga velja. To pa pomeni, da dogodki v preteklosti nimajo posebne teže pri napovedovanju deviznega tečaja v prihodnosti (Mrak, 2002, str. 297).

2.6.2. Tehnična analiza

Tehnična analiza je za potrebe diplomskega dela pomembnejša, saj bom devizne tečaje napovedoval prav s tega vidika. Opredelitev pojma je seveda več, kljub vsemu pa so navedbe dokaj enotne. Tehnična analiza je postopek proučevanja kakršnegakoli trga, kjer imamo na voljo le informacije o cenah in volumnu oziroma prometu (angl. volume) z namenom napovedovanja gibanja cen (v tem primeru deviznih tečajev) in trendov v prihodnosti (Leigh, 2002, str. 4). Murphy pravi, da gre pri tehnični analizi za proučevanje trga, s pomočjo grafov z namenom napovedovanja cen (Murphy, 1999, str. 1). Zagovorniki tehnične analize (angl. technical analyst, chartist, market analyst, visual analyst) trdijo, da se določene značilnosti obnašanja deviznega tečaja ponavljajo in da je mogoče s pravočasno identifikacijo teh značilnosti uspešno napovedati, kaj se bo z deviznim tečajem dogajalo v prihodnje. Tehnična analiza naj bi temeljila na treh hipotezah (Murphy, 1999, str. 2), in sicer, da tržna cena odraža vse dejavnike, ki vplivajo nanjo, da se cene gibljejo v trendih in nazadnje, da se zgodovina ponavlja.

Zagovorniki tehnične analize torej trdijo, da se vsi temeljni (makroekonomski), politični, psihološki in drugi dejavniki, ki utegnejo vplivati na spremembo deviznega tečaja, v končni fazi vedno izrazijo v cenah na trgu. Ne zanima jih, zakaj je prišlo do spremembe cene. Če cena narašča, pomeni, da obstaja presežek povpraševanja nad ponudbo po neki premoženjski obliki, in obratno. Da bi bili sposobni napovedati gibanje v prihodnosti, moramo proučevati ceno, ki se formira na trgu s pomočjo grafov (angl. charts) in z različnimi tehničnimi indikatorji (angl. technical indicators). Tisti, ki uporabljajo tehnično analizo za proučevanje gibanja cen neke premoženjske oblike, se zaveda, da obstajajo dejavniki, ki premikajo cene gor in dol, istočasno pa se tudi zaveda, da poznavanje teh dejavnikov ne bo bistveno vplivalo na učinkovitost napovedovanja.

Druga zadeva, na kateri slonijo pristaši tehnične analize, je da se cene na finančnih trgih gibljejo v trendih. Trendi predstavljajo splošno gibanje cen na finančnih trgih. Namen

tehnične analize pa je odkrivati trende v zgodnji fazi njihovega nastanka. V žargonu se pogosto omenjata dve situaciji, oziroma dve obliki trendnega gibanja na finančnih trgih, to je »medvedji trg« (angl. bear market) in »bikovski trg« (angl. bull market). »Medvedji trg« je splošna situacija pesimizma na finančnem trgu. Udeleženci pričakujejo trajno padanje cen in zato prodajajo premoženjske oblike. Najbolj znan ameriški »medvedji trg« je bil med leti 1930 in 1932 (Bear market, 2008), ki je zaznamoval začetke velike depresije. »Bikovski trg« pa je obratna situacija, gre za stanje splošnega optimizma na finančnih trgih. Ekonomski subjekti pričakujejo splošno ali trajno rast cen premoženjskih oblik, zato so motivirani za dodatne nakupe. Tako stanje lahko pripišemo slovenskemu borznemu indeksu (SBI20) nekje od začetka leta 2006 pa do konca leta 2007.

Trende lahko smiselno razdelimo tudi v tri skupine, če jih želimo časovno izolirati. Tako poznamo primarni trend (angl. major trend, primary trend), ki traja od enega do več let, sekundarni ali vmesni trend (angl. intermediate trend, secondary trend), ki traja od treh tednov do treh mesecev. Ponavadi prekinja primarni trend, kar se v finančnem žargonu reče »korekcija« (angl. correction). Korekcija ponavadi nastopi, ko so se cene povzpele zelo hitro in zelo visoko, saj začno nekateri ekonomski subjekti masovno unovčevati dobičke. Zadnji je minorni trend (angl. minor trend), kjer gre za vsakodnevne fluktuacije, ki pa se poredko razpotegnejo do dveh ali treh tednov (Leigh, 2002, str. 59). V literaturi pravijo temu tudi šum (angl. noise).

Tretja predpostavka, na kateri sloni tehnična analiza, pravi da se zgodovina ponavlja. Dejstva namreč kažejo, da so se določeni vzorci v zgodovini vseskozi ponavljali. Razumevanje preteklih vzorcev obnašanja trga pa je odločilno, če želimo napovedati prihodnost. Gre pravzaprav za proučevanje psihologije človeka, oziroma bolj rečeno psihologije množice, ki naj se ne bi spreminjala skozi čas. Ljudje so tisti, ki ustvarjajo »bikov« ali »medvedji« trg s svojim obnašanjem, ki se giblje med trenutki panike, strahu, pesimizma in med trenutki zaupanja, veselja in optimizma.

Tehnična analiza je v osnovi nastala v kontekstu napovedovanja delnic, kasneje pa se je uspešno aplicirala tudi na napovedovanje drugih premoženjskih oblik, kot so na primer devizni tečajji. Od leta 1973, ko so devizni tečajji postali fleksibilni, je tehnična analiza postala pripomoček velikega števila udeležencev na deviznih trgih. To pa verjetno zaradi tega, ker je tehnični indikator ali diagram vselej isti, ne glede na to, v katerem jeziku govorimo (Leigh, 2002, str. 3). V Ameriki je temelje tehnične analize postavil Charles Dow v drugi polovici 19. stoletja, na Japonskem pa je to storil trgovec z rižem Munehisa Homma že v 18. stoletju (Leigh, 2002, str. 35.). Danes je tehnični pristop postal vsebinsko obsežen in kompleksen. Pozna številne kazalnike ali indikatorje (angl. technical indicators), ki sami po sebi ali v kombinaciji z drugimi dajejo signale o nakupu oziroma prodaji delnice, valute in drugih premoženjskih oblik. Ameriško združenje privržencev tehnične analize »American market technicians association« na svoji spletni strani (Technical Indicators, 2008) prikazuje čez sto tehničnih indikatorjev. Kljub velikemu naboru kazalnikov gre z njihovo pomočjo za

ugotavljanje le petih osnovnih konceptov. Takšno število indikatorjev prikazuje le različne načine merjenja teh konceptov. Z njimi si pomagamo pri iskanju (Leigh, 2002, str. 216):

- smeri trenda, kar velja za primarni, sekundarni ali minorni trend,
- moči trenda,
- podpornih in odpornih ravni (angl. support and resistance levels),
- divergentnosti med indikatorjem in ceno,
- potrditve spremembe trenda.

Pogosti indikatorji so na primer drseče sredine (angl. moving averages), eksponente sredine (angl. exponential moving averages), stohastika (angl. stochastics) in mnogi drugi. Tehnično analizo lahko razdelimo tudi glede na to, ali uporabljamo tehnične indikatorje ali s pomočjo grafov ugotavljamo vzorce (angl. patterns) v gibanju cene (Leigh, 2002, str. 213). Tipični vzorci so na primer »glava in ramena« (angl. head and shoulders), »dvojno dno« in »dvojni vrh« (angl. double bottom, double top).

Tako temeljni kot tudi tehnični pristop imata enak cilj, to je, odgovoriti na vprašanje, kam bodo šle cene premoženjskih oblik v bodoče. Odgovor na vprašanje, kateri pristop je boljši, je: oba in zato je dobro poznati oba. Načeloma pa velja, da lahko tiste napovedovalce, ki uporabljajo temeljno analizo, označimo kot skupino z dolgoročnejšim pogledom na gibanje deviznih tečajev, medtem ko skupina napovedovalcev, ki uporablja tehnično analizo, gleda na ta pojav v krajši časovni perspektivi (Mrak, 2002, str. 297). Tudi McDonald pravi podobno, in sicer, če investirate v nek finančni instrument za obdobje, daljše od devet mesecev, je smiselno upoštevati temeljni pristop, če pa investirate na rok, ki je krajši od šest mesecev, je priporočljivo uporabiti tehnični pristop (McDonald, 2002, str. 76).

Če bi sprejeli predpostavke tehnične analize in bi morali izbirati med tehnično in temeljno analizo, bi logično izbrali tehnični pristop. Po definiciji so namreč vsi temeljni (makroekonomski) dejavniki zajeti že v okviru tehničnega pristopa, saj se izrazijo v spremembi cene (v tem primeru deviznega tečaja). Proučevanje sprememb deviznih tečajev iz tehničnega vidika postane tako krajšnica, saj je dodatno analiziranje temeljnih dejavnikov v tem primeru popolnoma nesmiselno. Obratna logika pa ne velja. Temeljna analiza ne more upoštevati ugotovitev tehnične analize, ker ne proučuje obnašanja cen (Murphy, 1999, str. 6). V okviru svojega diplomskega dela se bom naslonil prav na to tezo. Nevronske mreže so zanimive, saj v postopku učenja prilagajajo strukturo, tako da ustvarijo smiselno povezavo med vhodnimi podatki (na primer devizni tečaj danes, devizni tečaj včeraj, najvišja vrednost v dnevu ipd.) in izhodnimi vrednostmi (na primer, vrednost deviznega tečaja jutri). Gre za to, da iščejo vzorce med preteklimi podatki, ugotovljene vzorce pa nato prenašajo v prihodnost. Če se vsi dejavniki v končni fazi izrazijo v ceni, kar trdijo pristaši tehnične analize, sklepam, da bodo nevrnske mreže sposobne z veliko mero uspešnosti napovedati gibanje deviznih tečajev v prihodnosti.

2.7. Učinkovitost ali neučinkovitost deviznih trgov

Ko govorimo o napovedovanju finančnih trgov, kamor spada tudi devizni trg, ne moremo mimo vprašanja, o katerem je začel razpravljati čikaški ekonomist Eugene Fama. Leta 1960 je kot prvi začel razpravljati o hipotezi o učinkovitosti trgov (angl. efficient market hypothesis), v nadaljevanju besedila EMH. Večina literature, ki predstavlja temelj mojega diplomskega dela obravnava EMH v kontekstu delniških trgov. Vendar pa, kot pravi Mishkin, lahko tale koncept apliciramo tudi na devizne trge (Mishkin, 2004, str. 155), saj obstaja med deviznimi trgi in drugimi kapitalskimi trgi veliko podobnosti (Baillie, 1992, str. 39).

Učinkovitost trgov lahko obravnavamo iz različnih zornih kotov. Tako poznamo alokativno učinkovitost (to je, kako učinkovito se redki produkcijski faktorji prerazdelijo med različne proizvajalce), dalje poznamo tudi operativno učinkovitost (kjer gre za vprašanje, ali so transakcijski stroški na minimalni ravni pri prenosu sredstev od varčevalcev k investitorjem) in informacijsko učinkovitost. Prav o zadnji bom govoril v okviru svojega diplomskega dela.

Eugene Fama pravi, da je učinkovit trg tisti trg, na katerem cene popolnoma odražajo vse razpoložljive informacije (Pilbeam, 1999, str. 196). Bolj natančno definicijo učinkovitega trga pa lahko prikažemo takole (Baillie, 1992, str. 40): »Učinkoviti trgi so tisti, kjer nastopa veliko število racionalnih ekonomskih subjektov. Njihov namen je maksimizacija profita, zato stalno tekmujejo med seboj z namenom učinkovitega napovedovanja prihodnjih cen različnih finančnih instrumentov. Pomembne informacije so na voljo vsem udeležencem na trgu, brez kakršnihkoli ovir. To pomeni, da vsi tržni udeleženi uporabljajo vse relevantne informacije (ki na trg prispejo nenapovedano, kar je tudi jedro hipoteze), kar pomeni, da se hitro odzovejo na novice in z njimi takoj vplivajo na oblikovanje pravične oziroma notranje (angl. intrinsic value) cene na trgu. Nadpovprečno ustvarjanje profita ob veljavnosti take hipoteze zato ni mogoče«. V ozadju EMH stoji racionalno obnašanje transaktorjev, oziroma teorija o racionalnih pričakovanjih, kar pomeni, da so v nekem trenutku vsa pričakovanja o ceni nekega finančnega instrumenta v prihodnosti, zaradi popolne informiranosti velikega števila transaktorjev, že vanj vključena.

Predpostavljamo, da bi lahko napovedali, da bo neka valuta aprecirala za 1 % v naslednjem tednu (to pomeni, da bi na letni ravni ustvarili več kot 50 % donos, kar lahko predstavlja nadpovprečni donos). Če smo na učinkovitem deviznem trgu, kjer obstaja veliko število ekonomskih subjektov in popoln dostop do informacij, bi se povpraševanje vseh ekonomskih subjektov po tej valuti takoj povečalo. Posledica bi bila zmanjšanje pričakovanega donosa, zaradi višjih vrednosti valute. Valuta bi v takih okoliščinah takoj narasla za en odstotek. Noben ekonomski subjekt pa ne bi dosegel nadpovprečnega donosa. Iz tega sledi, da nam EMH preprečuje kakršnokoli učinkovito napovedovanje deviznih tečajev, saj se ti obnašajo

po t.i. principu slučajnega hoda¹ (angl. random walk). Glede na to, ali so informacije v istem trenutku in v celoti upoštevane v ceni neke premoženjske oblike ter ali gre za relevantne ali irelevantne informacije, lahko EMH razdelimo v tri skupine (Pilbeam, 1998, str. 196) :

1. Šibka oblika (angl. weak form efficiency), pri kateri tekoče cene v trenutku in v celoti odsevajo vse informacije o preteklih cenah in zato v prihodnosti ni mogoče ustvarjati nadpovprečne donose z uporabo teh informacij .
2. Srednje močna oblika (angl. semi strong efficiency), pri kateri tekoče cene v trenutku in v celoti odsevajo vse javno dostopne informacije. Z uporabo takih informacij ni mogoče dosegati nadpovprečnih donosov v prihodnosti. Javno dostopne informacije so vse pretekle cene in vse relevantne informacije glede poslovanja podjetja, stanja gospodarstva ipd. (če govorimo o delniških trgih).
3. Močna oblika (strong form efficiency), pri kateri tekoče cene v trenutku in v celoti odsevajo javne in neuradne (angl. inside informations) informacije. Z drugimi besedami, tudi tisti s privilegiranimi neuradnimi informacijami na podlagi takih informacij v prihodnosti ne bodo mogli dosegati nadpovprečnih donosov.

EMH nam namiguje, da je popolnoma nesmiselno iskati nadpovprečno donosne priložnosti na finančnih trgih, ker na dolgi rok ne bomo mogli biti uspešni. S kontinuiranimi nakupi in prodajami različnih finančnih instrumentov bomo dosegli nek povprečni donos, izgubili pa bomo na transakcijskih stroških, ki gredo v končni fazi k borznim posrednikom ali brokerjem (Mishkin, 2004, str. 161). Namesto tega se nam bolj splača vložiti v naložbo na dolgi rok, brez kontinuiranega kupovanja in prodajanja. V tem primeru bomo prav tako dosegli povprečni donos, izognili pa se bomo transakcijskim stroškom. Mishkin (2004, str. 160) v svoji knjigi prikazuje zanimiv primer, ki je bil objavljen v reviji Wall street journal v rubriki Financial dartboard. Najprej so predlagali osmim borznim poznavalcev, naj izberejo pet delnic, ki bodo po njihovem mnenju najbolj donosne v prihodnjem letu dni. Istočasno so s posebnimi mimičnimi tehnikami »povprašali« za izbor delnic, tudi opico iz živalskega vrta iz Kalifornije. Končna ugotovitev je bila, da so bili na dolgi rok borzni posredniki uspešnejši od opice, prav tolikokrat, kolikor je bila opica uspešnejša od borznih posrednikov. Takšna ugotovitev nam seveda dokazuje, da so trgi informacijsko učinkoviti. Znanje in informacije borznih posrednikov niso bili odločilni za doseganje boljših rezultatov.

Kljub dejstvu, da je bila hipoteza Eugene Fame zelo dobro podkrepljena z empiričnimi študijami in zelo dobro sprejeta v ekonomskih krogih, je čez čas le začela vzbujati določene dvome o njeni vsebinski vrednosti. Mishkin (2004, str. 156) pravi, da so se v zvezi z EMH začele pojavljati določene nepravilnosti ali anomalije. Baillie navaja nekaj avtorjev, ki so izrazili dvome o preslikavi hipoteze o učinkovitosti na devizne trge. Informacijska neučinkovitost le-teh naj bi bila posledica predvsem posegov centralnih bank, ki sledijo določenim narodnogospodarskim ciljem posameznega denarnega področja (Baillie, 1992, str. 40).

¹ Pojem slučajni hod (angl. random walk) pomeni, da se cene premoženjskih oblik (delnice, obveznice, različne valute ipd.) gibljejo povsem slučajno, kar pa pomeni, da njihovo napovedovanje ni možno.

V nasprotju s teorijo racionalnih pričakovanj in z njo povezane EMH se je v zadnjem času pojavil novi tok misli, ki ga nekateri ekonomisti označujejo kot dragoceno dopolnilo sodobnim financam (Železnik, 2002, str. 26). Te nove ideje označujemo kot vedenjske finance (angl. behavioral finance). Človeško bitje je v sodobni ekonomski literaturi opisano kot popolnoma racionalno bitje, ki deluje v okolju popolne informiranosti. Takemu bitju pravimo »homo economicus«. Sposoben je absorbirati vse relevantne informacije in učinkovito izbirati med različnimi možnimi alternativami. Na koncu pa je sposoben izbrati najboljšo alternativo, saj se obnaša racionalno. V tem kontekstu je človek lahko skorajda podoben stroju. Zagovorniki vedenjskih financ zavračajo to splošno tezo o popolnoma racionalnih ekonomskih subjektih. Pravijo namreč, da so psihološki dejavniki tisti, ki ključno vplivajo na neracionalno obnašanje. Človek naj bi se obnašal normalno, ne pa racionalno. In prav to normalno obnašanje naj bi bilo krivo za neučinkovitost trgov. Devizni trgi naj bi bili pod vplivi različnih psiholoških in socioloških dejavnikov posameznika in družbe (Oberlechner, 2004, str. 2). Upoštevanje takih procesov nam bo dalo kompleksnejšo sliko delovanja deviznih trgov. Če na zadevo pogledamo še malo širše, pa lahko rečemo, da je devizni trg odvisen od političnih, kulturnih, demografskih, podjetniških in makroekonomskih silnic (Rockefeller, 2002, str. 158). Tudi sam dvomim, da so ekonomski subjekti sposobni le racionalnega obnašanja. Poleg tega velja, da je vsak posameznik različen, zato lahko trdim, da je v vsakem procesu odločanju velika mera lastne interpretacije informacij, ki sprožijo neko odločitev. Gre za to, da je racionalnost morda subjektivni pojav posameznika. Pričakovanja se torej med seboj razlikujejo zaradi vedenjskih različnosti posameznika (Oberlechner, 2004, str. 108). Pričakovanja niso prirojena, temveč so naučena. Stalno se spreminjajo, glede na novo znanje in izkušnje. Udeleženci na deviznih trgih se naučijo oblikovati pričakovanja na podlagi subjektivne interakcije z zapletenim okoljem. Poleg tega je pomembno tudi, kako se informacije spreminjajo v nakupne in prodajne odločitve. Dva ekonomska subjekta se bosta lahko z istimi informacijami popolnoma drugače odločila (Oberlechner, 2004, str. 109). Gre pravzaprav za vprašanje, kako se informacije pretvarjajo in spreminjajo skozi zapletene psihološke procese. Pomemben pa je tudi sociološki vidik delovanja deviznega trga. Pri prenosu informacij v družbi gre za stalno vplivanje drug na drugega. Pomembno je tudi, kakšen je socialni položaj tistega, ki predstavlja vir informacije. Če tako informacijo sproži kredibilen vir (bodisi človek bodisi medij ipd.), bo to lahko močno vplivalo na ekonomske subjekte in posledično na devizni tečaj (Oberlechner, 2004, str. 117). Predhodno sem že povedal nekaj besed o novicah. Tudi finančne novice vplivajo na to, kako se oblikujejo pričakovanja (predvsem v smislu časa njihovega nastanka, ponavljanja, poudarjanja itn.).

Poleg vedenjskih financ obstaja v literaturi še mnogo raziskovalnega dela, kjer skušajo različni avtorji zavrnilo hipotezo učinkovitosti trgov v vseh treh njenih oblikah. Gre za različne pristope, ki se med seboj zelo razlikujejo. Tako lahko najdemo zgolj teoretične razprave, kot tudi komplekse matematične ali statistične tehnike, ki se skušajo postaviti nasproti hipotezi o učinkovitosti. Poglavje o učinkovitosti deviznih trgov je v okviru mojega diplomskega dela pomembno, saj bo uspešnost nevronske mreže pri napovedovanju posredno bodisi potrdila bodisi zavrnila omenjeno hipotezo.

3. Nevronske mreže

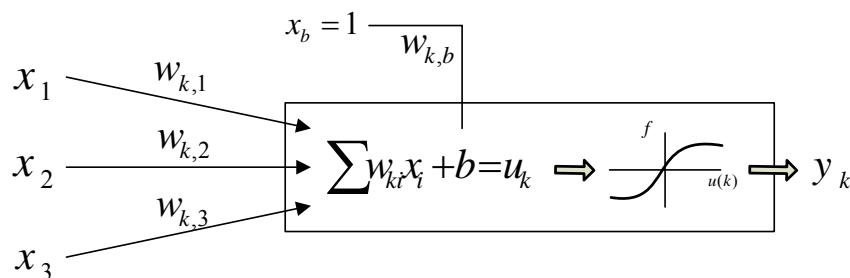
Študije v zvezi z umetnimi nevronskimi mrežami (angl. neural networks, artificial neural networks) temeljijo na posnemanju delovanja človeških možganov in njihovega živčnega sistema. Temeljna prednost nevronskih mrež naj bi bila učenje in nabiranje izkušenj ter procesiranje informacij na podlagi le-teh. Uveljavile so se v osemdesetih letih, teoretični začetki pa segajo v zgodnja štirideseta leta (Dobnikar, 1990, str. 1), ko digitalni računalniki sploh še niso obstajali. Leta 1943 sta namreč avtorja McCulloch in Pits kot prva postavila matematični model živčne celice oziroma nevrona, ki je pravzaprav ostal nespremenjen do današnjih dni. Njun model predstavlja poseben element, katerega vhodi so uteženi, izhod pa se ravna po tem, kakšen je produkt vhodnih vrednosti in uteži ter posebnega elementa, ki mu pravimo aktivacijska funkcija. Po tem je področje malce zamrlo, med svetle trenutke spadajo postavitev učnega algoritma avtorja Hebba in Widrowov adaptivni sistem na osnovi pragovnega elementa, ki mu je možno spreminjati uteži (Kokol, 2001, str. 11), poimenovan Adeline (Adaptive Linear Threshold Element) (Dobnikar, 1990, str. 2). V poznih osemdesetih so razprave v zvezi z nevronskimi mrežami ponovno oživele. Glavne razloge za ponovni vzpon vede o nevronskih mrežah lahko vidimo v želji po »možganskem« procesiranju informacij, napredku na področju računalništva in napredku na področju poznavanja delovanja možganov (Turban, 1996, str. 4). Za obširne raziskave na tem področju pa je bila »kriva« tudi ameriška vladna agencija DARPA (Defence Advanced Research Projects Agency), ki je leta 1983 pričela financirati raziskave na tem področju, kasneje so ji sledile tudi druge države in organizacije. Prvi pomembnejši rezultati so se pokazali že leta 1986, ko so Rumelhart, Hinton in Williams predstavili algoritem za adaptacijo uteži v več nivojskih nevronskih mrežah, ki mu pravimo algoritem vzratnega širjenja napake oziroma algoritem vzratnega učenja (angl. backpropagation algorithm). Predstavljen je v okviru poglavja 3.4. Po predstavitvi tega algoritma je razvoj začel napredovati z nezadržno hitrostjo, pojavila se je kopica različnih algoritmov za učenje nevronskih mrež, različne topologije in modeli, v začetku devetdesetih pa tudi prve komercialne in industrijske aplikacije (Kokol, 2001, str. 11).

3.1. Umetni nevron

Osnovni element umetnih nevronskih mrež (UNM – v nadaljnjem besedilu) je nevron. Kot sem že povedal, je delovanje umetnega nevrona posnemano po delovanju naravnih nevronov, ki so sestavljeni iz jedra, dendritov, aksona in sinapse. Aksoni enega nevrona so preko sinapse povezani z dendriti drugega nevrona. Ko se nevron aktivira, sproži elektrokemični signal skozi svoje aksona. Ta signal prečka sinapso in preko dendritov vstopi v drugi nevron, ki se na podlagi prejetega signala lahko aktivira, če je signal dovolj močan. Jakost signala je namreč odvisna od prepustnosti sinapse. Prepustnost pa se lahko spreminja, s čemer se spreminja delovanje celotne mreže nevronov. Spreminjajo pa se lahko tudi same povezave med nevroni tako, da nastajajo nove ali pa izginjajo obstoječe. Možgani si na tak način ustvarjajo nekakšne asociativne vzorce, ki so jih v bodoče sposobni prepoznati in se na njih

različno odzvati, z drugimi besedami, sposobni so se učiti. Človeški možgani imajo 10^{11} nevronov, kjer je vsak nevron povezan v povprečju z 10.000 drugimi nevroni, kar pomeni skupno 10^{15} povezav (Larose, 2005, str. 129). Taka organizacija nevronov pa omogoča popolnoma drugačen (hitrejši) način procesiranja informacij, kot to počno konvencionalni računalniki. Možgani rutinsko opravljajo različna zaznavna opravila, kot je to na primer prepoznavanje obraza. Za taka opravila potrebujejo približno 100 do 200 milisekund. Konvencionalni računalnik bi za isto opravilo potreboval verjetno nekaj dni (Haykin, 1999, str. 23).

Slika 3: Shematični prikaz umetnega nevrona



Vir: Haykin, 1999, str. 31.

Umetni nevron (Slika 3) je osnovni gradnik UNM. Njegova osnovna naloga je procesiranje informacij. Predstavlja osnovo za oblikovanje nevronske mreže. Sestavljen je iz štirih osnovnih elementov (Haykin, 1999, str. 32):

1. Vhodni podatki (x) in sinapse. Sinapse so ustrezno obtežene z utežmi (w_{ki}), kjer (k) predstavlja utež k -tega nevrona i -tega vhodnega podatka. Uteži predstavljajo relativno pomembnost podatka pri procesiranju le-tega in se med postopkom učenja nevrona oziroma UNM spreminjajo tako, da dobimo željeno izhodno vrednost.
2. Vhodna ali kombinacijska funkcija (angl. combination function) je linearna komponenta, ki predstavlja seštevek produktov vhodov in uteži. Zapišemo jo lahko takole:

$$u_k = \sum_{i=1}^n w_{ki} x_i \quad (\text{enačba 5})$$

3. Poseben element v vsakem nevronu predstavlja poseben vhod (x_b), ki je prav tako obtežen. Njegova vrednost je konstantna, in sicer je enaka 1, njegova utež pa se med postopkom učenja prav tako spreminja. Predstavlja torej nek konstantni odmik med kombinacijsko in aktivacijsko funkcijo. V ameriški literaturi ga označujejo kot »bias«. Gre pa za neko vrsto ojačevalnika, saj po potrebi poveča ali zmanjša vhod aktivacijske funkcije (oz. izhod kombinacijske funkcije). Označil ga bom s spremenljivko (b). Vsebinsko gledano pa je to le še en dodaten vhod v nevron, ki ima konstantno vrednost 1. Matematično spremeni enačbo kombinacijske funkcije takole:

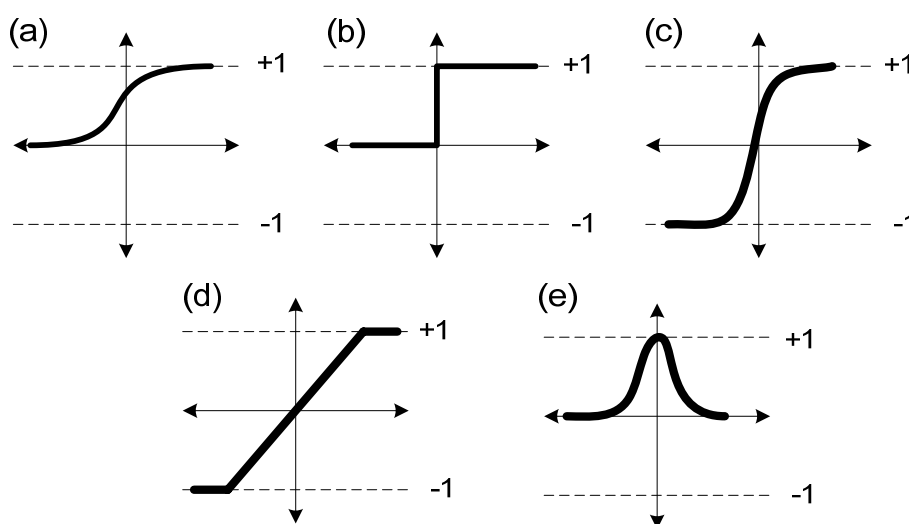
$$u_k = \sum_{i=1}^n w_{ki} x_i + b \quad (\text{enačba 6})$$

4. Aktivacijska funkcija (angl. activation function, squashing function). Kombinacijska funkcija (u_k) izračunano vrednost pošlje v aktivacijsko funkcijo, kar predstavlja izhod nevrona. Njena naloga je, da simulira delovanje oziroma aktivacijo naravnega nevrona, saj določa obnašanje in kompleksnost posameznega nevrona. Z njeno pomočjo določamo in omejujemo razpon možnih vrednosti, ki predstavljajo izhod nevrona. Najbolj pogosta je sigmoidna aktivacijska funkcija (Larose, 2005, str. 133), ki jo zapišemo lahko tako, kot prikazuje enačba 7. Spremenljivka (a) določa S obliko sigmoidne funkcije.

$$y = \frac{1}{1 + e^{-ax}} \text{ oziroma, za naš primer: } y_k(u_k) = \frac{1}{1 + e^{-au_k}} \quad (\text{enačba 7})$$

Poznamo še mnogih drugih vrst aktivacijskih funkcij. Pomembno je, da je le-ta odvedljiva, saj je to nujen pogoj v fazi učenja oziroma v fazi prilaganja uteži UNM. Najbolj uporabljene prikazuje Slika 4.

Slika 4: Vrste aktivacijskih funkcij: (a) sigmoidna, (b) binarna, (c) hiperbolični tangens, (d) omejeno linearna, (e) gaussova



Vir: Jain, 1996, str. 35.

Če vse skupaj združimo, lahko zapišemo izhod k -tega nevrona kot funkcijo (f), (v mojem primeru sigmoidno funkcijo) seštevkov vhodov (x) s pripadajočimi utežmi (w) in konstantnim odmikom (b):

$$y_k = f\left(\sum x_{ki} w_{ki} + b\right) \quad (\text{enačba 8})$$

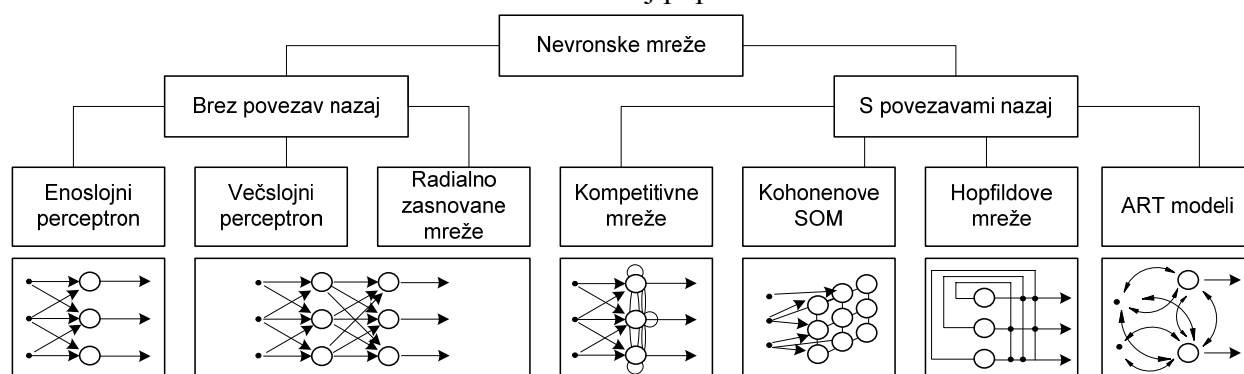
3.2. Topologija oziroma arhitektura nevronske mreže

Predstavljam osnovni gradnik vsake UNM, to je nevron ali procesna enota (angl. processing unit). Kako so nevroni med seboj organizirani, koliko jih je in v kateri smeri potekajo povezave med njimi, pa predstavlja naslednji korak pri gradnji UNM, ki ji pravimo topologija ali tudi arhitektura nevronske mreže. Najbolj pogosta delitev je naslednja:

- UNM brez povezav nazaj (angl. feedforward neural networks), kjer izhodi enega nevrona pomenijo vhode v druge nevrone, vrednosti pa se prenašajo samo od leve proti desni, torej od vhodov proti izhodu (Kokol, 2000, str. 22).
- UNM s povezavami nazaj, kjer so dovoljene povezave tudi nazaj. Prav zaradi te posebnosti pa so te najbližje biološkimi sistemom (angl. recurrent neural networks, feedback neural networks) (Kokol, 2000, str. 22).

Opisano delitev in nekaj »popularnih« modelov UNM prikazuje tudi Slika 5. Na sliki imamo modele enoslojnega perceptrona (angl. perceptron). Nekoliko zmogljivejši je večslojni perceptron (angl. multilayer perceptron), saj zmore reševanje nelinearnih problemov. Radialno zasnovane (angl. radial basis networks) se od večslojnega perceptrona razlikujejo predvsem v obliki aktivacijske funkcije in v hibridnem načinu prilagajanja uteži (nadzorovano in nenadzorovano hkrati). Kompetitivne (angl. competitive), Kohonenove SOM (angl. self organising maps), Hopfildove mreže in ART modeli (angl. Adaptive resonance theory) pa so mreže s povezavami nazaj in se pogosto uporabljajo v smislu nenadzorovanega učenja. Črna pika na sliki predstavlja vhodne podatke, krogec predstavlja posamezen nevron, puščica pa vez med nevroni, ki je ustrezno obtežen s predhodno opredeljenim parametrom (w).

Slika 5: Delitev umetnih nevronske mreže in nekaj popularnih modelov



Vir: Jain, 1996, str. 35.

V okviru diplomskega dela bom za preizkus uporabil večslojni perceptron, ki se sicer uporablja v več kot 50 odstotkih poslovnih aplikacij (Wang, 2006, str. 865).

3.3. Paradigme učenja

UNM se od ostalih klasičnih modelov napovedovanja razlikujejo po tem, da so sposobne učenja in nabiranja »izkušenj«. Iz matematičnega vidika to pomeni prilagajanje uteži posameznih vhodnih podatkov na tak način, da bomo dobili želen izhod UNM. V osnovi se paradigmi učenja ločita na dve temeljni veji (Kokol, 2001, str. 22):

- nadzorovano učenje (angl. supervised learning), v literaturi opredeljeno tudi, kot učenje z učiteljem;
- nenadzorovano učenje (angl. unsupervised learning), oziroma učenje brez učitelja.

Pri nadzorovanem učenju gre zato, da se mreži predstavi problem, na primer napovedovanja določene vrednosti v prihodnosti. Mreža izračuna določeno izhodno vrednost. Naloga »učitelja« je, da modelu predstavi tudi dejansko vrednost. Sledi izračun napake vrednosti, ki jo učni algoritem uporabi za ustrezno prilagoditev uteži, v skladu s prednastavljenim pravilom učenja. Večkratno ponavljanje takega postopka bo vedno znova izboljšalo učinkovitost UNM. Nadzorovano učenje je primeren način učenja UNM, ko imamo opravka s problemi klasifikacije, funkcijske aproksimacije in napovedovanja gibanja časovne vrste. Še posebej je primeren način takrat, ko imamo na razpolago veliko količino preteklih vhodnih in izhodnih podatkov, s katerimi lahko mrežo naučimo medsebojne odvisnosti podatkov. Za nenadzorovano učenje pa je značilno, da nimamo primerjave med dejanskim in pričakovanim oziroma izračunanim izhodom. UNM se organizira po svoje in išče določene vzorce med podatki in jih nato razvršča v homogene skupine. Primer takih nevronske mreže so samo organizajoče se mreže (angl. Self Organising Maps). Tak način učenja je primeren za reševanje problemov razvrščanja vzorcev po vnaprej neznanem pravilu.

3.4. Pravilo vzratnega učenja

Glavno vprašanje je, kako se UNM uči, torej na kakšen način prilagaja uteži, tako da dobimo želen izhod. Gre za najbolj zanimivo komponento UNM, hkrati pa najbolj zahtevno (iz matematičnega vidika). Najbolj znano pravilo učenja v sklopu napovedovanja finančnih časovnih vrst je t.i. pravilo vzratnega učenja (angl. backpropagation), zaradi katerega so ponovno oživele raziskave na področju UNM v 80 letih (Kaastra, 1995, str. 218). Avtorji tega učnega algoritma so bili Rumelhart, Hinton in Williams, leta 1986 (Bigus, 1996, str. 69). Temelji na preprostem pravilu delta (angl. simple delta rule), ki omogoča učenje v dvonivojski mreži. Slednjega sta razvila že leta 1969 Minsky in Papert. Vendar, kot se je izkazalo, dvonivojska mreža s pravilom delta ni bila sposobna reševati nelinearnih problemov. Tukaj se je odlično izkazal Rumelhartov algoritem vzratnega učenja, ki mu pravimo tudi posplošeno pravilo delta (angl. generalised delta rule). Le-to omogoča učenje mreže, sestavljene iz poljubnega števila nivojev. Gre za splošno učno pravilo, ki se lahko uporablja pri različnih vrstah UNM, ampak le v primeru nadzorovanega učenja. Je izredno učinkovito, zahteva pa precejšnje računalniške zmogljivosti, kar dandanes pravzaprav ne predstavlja velike težave. Obstaja več različic algoritma vzratnega učenja, ki naj bi bile tako ali drugače boljše od klasične različice. Algoritem vzratnega učenja temelji na optimizacijski metodi padajočih gradientov in je najbolj pogosta oblika učenja UNM brez povezav nazaj (Kokol, 2001, str. 16). V začetni fazi so uteži (w) v UNM določene z naključno generiranimi števili. Za vsak učni objekt (oziroma podatkovni zapis) primerjamo izid, ki ga vrne nevronska mreža, z dejanskim izidom. V odvisnosti od napake pa spreminjamo uteži v celotni mreži. V enem ciklu (angl. epoch) predstavimo vse podatkovne zapise in ustrezno spreminjamo uteži. Kriterij

za dokončanje učenja je lahko podan kot minimalna napaka pri testiranju ali pa kot število ciklov učenja. Ker pri učenju iščemo minimalno napako med dejanskimi in napovedanimi vrednostmi, je najprej potrebno definirati funkcijo napake. Najpogosteje se v literaturi pojavlja funkcija vsote kvadratov napak, ki jo lahko matematično prikažemo takole (Krose, 1996, str. 34):

- Na izhodnem nevronu izračunamo kvadrat napake za p-ti učni vzorec (oz. p-ti podatkovni zapis), glede na naslednjo enačbo:

$$E^p = \frac{1}{2}(y^p - o^p)^2 \quad (\text{enačba 9})$$

- Če imamo na izhodnem nivoju več kot en izhodni podatek, je potrebno enačbo 9 ustrezno dopolniti tako, da upošteva seštevke vseh razlik med dejanskimi in izračunanimi vrednostmi (torej napako vsakega nevrone na izhodnem sloju):

$$E^p = \frac{1}{2} \sum_n (y_n^p - o_n^p)^2 \quad (\text{enačba 10})$$

- Ko UNM v enem ciklu prikaže vse učne vzorce (podatkovne zapise), pa je potrebno napake, pridobljene v enačbi 9 ali enačbi 10 (odvisno od tega, ali imamo le eno izhodno vrednost ali več izhodnih vrednosti), ponovno sešteti in tako dobimo funkcijo vsote kvadratov napak:

$$E = \sum_p E^p \quad (\text{enačba 11})$$

V enačbah (y^p) predstavlja želeno ali dejansko izhodno vrednost, (o^p) predstavlja izračunan izhod iz strani UNM, parameter (p) predstavlja p-ti učni vzorec, (n) pa n-to izhodno vrednost (v kolikor nam model izračunava več izhodnih podatkov).

Da bodo zelene izhodne vrednosti kar se da podobne dejanskim vrednostim, je potrebno minimizirati funkcijo (E), izpeljano v enačbi 11. Le-ta je odvisna od vseh uteži (w) v UNM. To pa storimo z metodo padajočih gradientov, ki nam pove, smer v katero moramo popravljati uteži (w), da zmanjšamo napako (E). Z drugimi besedami, napako (E) odvajamo po vsaki uteži (w), tako da dobimo vektor parcialnih odvodov napake, glede na posamezno utež oziroma gradient E :

$$\nabla E = \left[\frac{\partial E}{\partial w_1}, \frac{\partial E}{\partial w_2}, \dots, \frac{\partial E}{\partial w_m} \right] \quad (\text{enačba 12})$$

Posamezne uteži pa se prilagajajo po naslednjem postopku: naj ($w_{ik}^{(n)}$) predstavlja vrednost iste uteži k-tega nevrone, ki je bila izračunana v n-tem koraku in naj ($w_{ik}^{(n+1)}$) predstavlja vrednost iste uteži, ki jo računamo na novo. Vrednost ($w_{ik}^{(n+1)}$) izračunamo na naslednji način (Kokol, 2001, str. 18):

$$w_{ik}^{(n+1)} = w_{ik}^{(n)} + \Delta w_{ik}^{(n)} \quad \text{kjer velja,} \quad \Delta w_{ik}^{(n)} = \eta \delta_k o_k + \alpha \Delta w_{ik}^{(n-1)} \quad (\text{enačba 13})$$

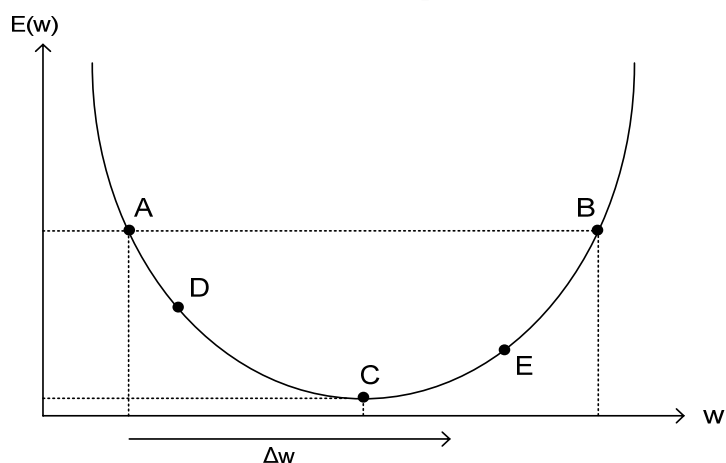
V enačbi se pojavita (η) in (α), ki sta pozitivni konstanti. Prvi predstavlja stopnjo učenja (angl. learning rate). Drugi pa je tako imenovan moment ali inercija (angl. momentum). Poleg omenjenih se pojavi tudi parameter (δ). Predstavlja »odgovornost« posameznega k-tega nevrona za nastalo napako, ki jo izračuna nevronska mreža. (δ) izračunamo s pomočjo parcialnega odvoda aktivacijske funkcije (v tem primeru sigomidne aktivacijske funkcije, predstavljene v enačbi 7) v posameznem nevronu, glede na pripadajoči parameter (u_k), ki predstavlja vhod aktivacijske funkcije (Slika 3). Izračunamo ga lahko takole (Larose, 2005, str. 137)¹:

$$\delta_j = y_j(1 - y_j)(d_j - y_j), \text{ če govorimo o izhodnem nevronu, oziroma;} \quad (\text{enačba 14})$$

$$\delta_j = y_j(1 - y_j) \sum W_{jk} \delta_k, \text{ če govorimo o nevronu v skitem sloju.} \quad (\text{enačba 15})$$

V samem procesu učenja bom poskušal parametra (η) in (α) spreminjati, z namenom doseganja večje učinkovitosti modela. Zato še nekaj pomembnih besed v zvezi z njima. Stopnja učenja zajema vrednosti med 0 in 1. Z njo določamo, za koliko bomo spreminjali uteži. Tudi moment zajema vrednosti med 0 in 1, povezuje pa spremembo v koraku ($n+1$) s spremembo v koraku (n). Za postavitev teh dveh parametrov ni splošne formule, zato je najbolje, da ju spreminjamo s poizkušanjem. Navadno začnemo z vrednostmi $\eta=0,5$ in $\alpha=0,9$ ter ju med postopkom učenja spreminjamo, če želimo povečati ali zmanjšati hitrost konvergence. S pomočjo teh dveh parametrov se lahko izvlečemo iz lokalnega minimuma funkcije napake ali pa zaradi velikega koraka po nesreči zgrešimo globalni minimum. Zaradi boljšega razumevanja lahko pomen stopnje učenja in inercije prikažemo tudi grafično. Denimo, da imamo UNM s poljubnim številom uteži. Osredotočimo se le na spremembo ene uteži, ostale pa naj bodo dane. Dalje, predpostavljamo, da je odvisnost napake $E(w)$, predstavljene v enačbi 11, od uteži (w) takšna, kakor jo prikazuje Slika 6:

Slika 6: Preprost primer funkcionalne odvisnosti napake UNM od ene uteži (w)

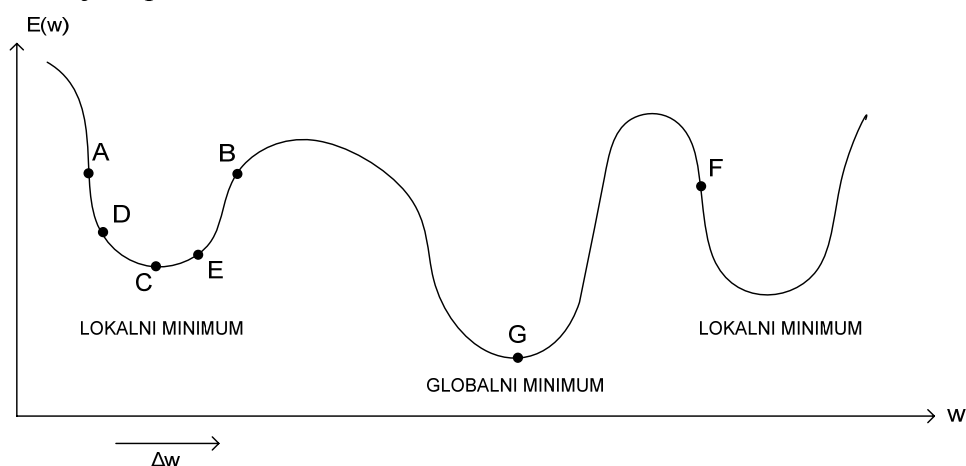


Vir: Lasten prikaz.

¹ Za natančno izpeljavo glej Kononenko, 1997, str. 229

Denimo, da se nahajamo v točki A, pri dani uteži (w) in napaki $E(w)$. Cilj UNM je minimizacija napake, kar pomeni, da moramo s spremembo uteži najti minimum funkcije $E(w)$. To pa je točka C. V enačbi 12 je razvidno, da gre tukaj za iskanje odvodov funkcije napake glede na posamezno utež. V primeru v Sliki 6 nam odvod funkcije $E(w)$ v točki A da naklon taiste funkcije in nam tako pokaže smer, v katero moramo spreminjati uteži, da pridemo do minimuma (če je naklon negativen spreminjamo utež navzgor, in obratno). Vendar smer ni dovolj, pomembno je tudi, za koliko bomo spremenili utež (Δw). In prav to vrednost nam predstavlja stopnja učenja (η). Težava pa lahko nastane, če imamo takšno vrednost stopnje učenja, da nas sprememba uteži pošlje iz točke A v točko B. V točki B bo odvod funkcije $E(w)$ pozitiven, kar pomeni, da moramo utež zmanjšati, če želimo »pasti« v minimum (točka C). Enaka vrednost stopnje učenja pa bo pomenila, da se bomo ponovno vrnili v točko A. Tako spreminjanje uteži je popolnoma nesmiselno, saj se napaka $E(w)$ ne zmanjšuje. V takem primeru vedno zgrešimo minimum funkcije napake, ki se nahaja v točki C. Da bi se lahko takemu problemu izognili, odigra pomembno vlogo moment oziroma inercija (α). Omenil sem že, da inercija povezuje spremembo koraka ($n+1$) s korakom (n). Gre za to, da se v vsakem naslednjem koraku spremembe uteži dodeli le del predhodne spremembe uteži. Pravilo vzratnega učenja tako postane učinkovitejše. Na začetku se nahajamo v točki A. Ponovno imamo tako stopnjo učenja, da nas pošlje v točko B. S pomočjo inercije (npr. $\alpha=0.75$) bomo v naslednjem koraku uteži spremenili le v višini 75 % predhodnega koraka. To pa pomeni, da se ne bomo vrnili v točko A, ampak v točko D in nato še v točko E. Na tak način se bomo počasi približevali minimumu funkcije napake $E(w)$. Grafično se lahko prikaže tudi pomen spreminjanja stopnje učenja (in inercije) pri iskanju globalnega minimuma funkcije napake (oziroma izogibanju lokalnega minimuma), kar prikazuje Slika 7.

Slika 7: Grafični prikaz pomena stopnje učenja in inercije pri iskanju globalnega minimuma funkcije napake UNM



Vir: Larose, 2005, str. 138.

Če funkcijo $E(w)$ na Sliki 6 razširimo tako, kot prikazuje Slika 7, lahko opazimo, da obstaja v točki C le t.i. lokalni minimum. Najmanjša vrednost funkcije, to je globalni minimum, se

namreč nahaja v točki G. Pri spremembi uteži smo v prejšnjem koraku prišli iz točke A v točko B (nato v D, E itn.), kar pomeni, da smo se izognili globalnemu minimumu, to je točki G. S povečanjem vrednosti stopnje učenja se lahko temu problemu izognemo in v optimalnem primeru prispemo v točko G. Prevelika stopnja učenja pa ponovno zgreši globalni minimum in nas privede do točke F, kjer lahko ponovno obtičimo v drugem lokalnem minimumu funkcije napake.

Poleg omenjenega pravila učenja poznamo še nekatera druga, ki ji povzemam po Kononenku (1997, str. 202). Prvo je Hebbovo pravilo učenja, ki ga je definiral Hebb že leta 1949. Gre za to, da si mreža zapomni frekvenco (in s tem verjetnost), s katero sta dva sosednja nevrona hkrati aktivna¹. Vezi med nevroni se ojačijo, če sta oba aktivna oziroma neaktivna. Na tak način si mreža zapomni povezanost med aktivnostma dveh povezanih nevronov. Drugo najbolj znano pravilo se imenuje tekmovalno pravilo (angl. competitive learning rule). Pri tekmovalnem pravilu se zahteva, da je v določeni skupini nevronov aktiven natanko eden. To se doseže z ustrezno topologijo mreže, saj mora biti vsak nevron povezan z vsakim z zaviralnimi vezmi. Ko nevron postane aktiven, z zaviralnimi vezmi zatre ostale, tako da ne morejo postati aktivni. Po tem pravilu se vsakič uči samo zmagovalni nevron tako, da poveča uteži tistim vezem, ki so mu pomagale, da je »zmagal«, in zmanjša uteži ostalim vezem. Takšno pravilo uporabljajo Kohonenove samoorganizajoče se mreže.

3.5. Vrste problemov

V teoriji so UNM sposobne reševati večino problemov, ki jih rešujemo ljudje. Ljudje se ne zavedamo, da v vsakdanjem življenju procesiramo ogromno količino podatkov, ki jih pridobivamo iz okolja. Pomembno je, da se moramo na podlagi izkušenj na take impulze hitro odzvati. Kar zamislimo si lahko, kako bi bilo, če bi za prepoznavo obraza porabili toliko časa, kot klasični računalnik. UNM se v glavnem uporabljajo pri reševanju problemov napovedovanja, klasifikacije in grupiranja (Berry, 2004, str. 211). Uporabljajo pa se tudi pri reševanju drugih problemov podatkovnega rudarjenja. UNM, kot tudi človeški možgani, so sposobni reševati naslednje vrste problemov (Bigus, 1997, str. 38):

- **Klasifikacija (angl. Classification)**

Ljudje smo sposobni analizirati objekte okoli nas in jih ustrezno primerjati. Na tak način ločimo med njimi podobnosti in razlike (na primer: ločitev človeku prijaznih in človeku nevarnih živali, ločitev gob na strupene in užitne). V poslovnem okolju je ogromno podobnih problemov klasifikacije, kjer bi UNM zagotovo prav prišle (na primer: odobriti ali ne odobriti hipotekarni kredit določenemu kreditojemalcu).

- **Grupiranje (angl. Clustering)**

Gre za nenadzorovan pristop pri reševanju problema klasifikacije. Ljudje smo sposobni grupirati objekte iz okolja v različne homogene skupine. Na tak način lahko razmišljamo bolj abstraktno in rešujemo kompleksne probleme, ko je potrebno zanemarjati manjše

¹ To pomeni, da procesirata oziroma prenašata informacije.

posebnosti. V poslovnem okolju nam reševanje takih problemov pride prav, saj lahko z njimi razvrščamo potrošnike v homogene skupine s podobnimi lastnostmi.

- **Asociativno pomnjenje (angl. Associative Memory)**

Ljudje nismo sposobni shranjevanja podatkov. Podatke in informacije hranimo na podlagi asociacij. V poslovnem svetu se v tem kontekstu pogosto govori o analizi podobnosti (angl. affinity analysis) ali analizi košarice nakupov (angl. basket market analysis), kjer gre za ugotavljanje vzorcev obnašanja potrošnikov.

- **Optimizacija**

Pomeni iskanje najboljše rešitve pri danih omejitvah. Ekonomski in poslovni svet temelji na preprostem minimax načelu, zato je jasno, da je takih problemov v poslovni stvarnosti veliko.

- **Napovedovanje, analiza časovnih vrst (angl. function approximation, time series analysis, regresion, prediction)**

Gre za ugotavljanje vzorcev med podatki, ki se spreminjajo v neki časovni dimenziji. Tudi ljudje smo sposobni napovedovati obnašanje objektov v naši okolici. Na podlagi znanja in izkušenj smo sposobni učinkovito napovedati, kdaj bo gneča na mejnih prehodih ali v bankah. Podobno velja za finančnega analitika v neki borznoposredniški hiši, ki na podlagi izkušenj in znanja učinkovito izbira med alternativni naložbami.

3.6. Uporaba nevronske mreže v ekonomsko-poslovnih sferah

V Sloveniji nisem zasledil podjetja oziroma institucije, ki bi eksplicitno izpostavila uporabo UNM na področju ekonomije. Kljub temu pa se je v tujini uporaba le-teh v zadnjih dveh desetletjih kar razširila. Zhang je združil kar nekaj področij uporabe UNM, ki jih navajajo različni avtorji med leti 1995 in 2003 (Zhang, 2004, str. 7). Področja sem združil takole:

- napovedovanje finančne uspešnosti podjetja
- ugotavljanje poslovnih ciklov
- napovedovanje in pravočasno ugotavljanje finančne nestabilnosti in nevarnosti stečaja
- ugotavljanje potrošnikovega obnašanja
- napovedovanje cen delnic, obveznic, indeksov in drugih finančnih instrumentov
- tržno segmentiranje, napovedovanje tržnih deležev, ugotavljanje tržnih trendov
- napovedovanje deviznih tečajev
- napovedovanje makroekonomskih indikatorjev (rast BDP, inflacija, brezposelnost)
- upravljanje zalog
- napovedovanje onesnaževanja zraka
- napovedovanje povpraševanja po izdelkih, napovedovanje prodaje po izdelkih
- optimizacija in upravljanje projektov
- ocenjevanje vrednosti nepremičnin
- kontrola prometa

Obstaja tudi nekaj učinkovitih implementacij sistemov UNM (Kamruzzaman, 2006, str. 26):

- FALCON – Sistem za kontrolo transakcij s kreditnimi karticami, v izogib morebitnim prevaram.
- INSPECTOR – Sistem za kontrolo deviznih transakcij.
- Številna finančna podjetja uporabljajo UNM za finančno modeliranje. Med temi so Falcon Asset management, John Deere and Co., Hyman Beck and Company, Multiverse Systems, Advanced Investment Technology in Ward System.
- GMAC CREDIT ADVISER – sistem za avtomatizirano in hitro dodeljevanje posojil, upravičenim komitentom.
- AREAS – sistem za ocenjevanje vrednosti nepremičnin.

3.7. Kritična vprašanja

Kljub učinkoviti implementaciji nekaterih sistemov baziranih, na UNM, in precejšnji teoretični razpravi o prednostih UNM pred ostalimi metodologijami, je potrebno izpostaviti tudi nekaj problemov v zvezi z UNM. Tako modeliranje še vedno nima neke uniformne formule, po kateri bi ustvarili učinkovit model. Potrebno je preizkušati več možnosti, da dobimo dober model, ki odseva sorodnost med vhodnimi in izhodnimi podatki. Potrebno je izbrati pravilne vrednosti mnogih parametrov v modelu. To so stopnja učenja, inercija, število nevronov v posameznem sloju, število skritih slojev, aktivacijska funkcija itn.

Velik problem v zvezi z UNM je pretirano učenje ali treniranje (angl. overtraining, overfitting). Posledica pretiranega učenja pa je nesposobnost generalizacije določenega pojava. Razlog pretiranega učenja in posledično slabe generalizacije je v preveliki arhitekturi UNM, v velikosti in/ali kvaliteti¹ učne množice ter v naravi samega problema (Haykin, 1999, str. 228). Lahko se zgodi, da se bo model dobro naučil relacij med podatki na učni množici, težava pa bo nastala, ko bomo vanj vnesli nove vhodne vrednosti. Gre za to, da si model zapomni vhodno-izhodne relacije, težava pa nastane, ko v model vnesemo nov podatek, torej tak, ki ga v procesu učenja UNM še ni videla.

Dodatno težavo lahko pri učenju predstavlja metoda padajočih gradientov, na kateri temelji algoritem vzratnega učenja. Prilagajanje uteži se lahko ujame v lokalnem minimumu funkcije napake (glej Sliko 7), ki jo skušamo minimizirati. Najbolj pogosto navajen problem UNM pa je nezmožnost interpretacije podatkov. Model nam sicer ponudi rešitev, a ne vemo zakaj in kako je do rešitve prišlo. Poleg tehničnih težav lahko omenim tudi probleme v zvezi s počasnim učenjem, večjih procesnih zmogljivosti, veliko količino vhodnih podatkov, ki lahko včasih predstavljajo velike stroške pridobivanja ter uporabniku neprijazne programske pakete za delo v takem okolju. Kljub temu pa UNM še vedno predstavljajo perspektiven način za napovedovanje nelinearnih, kaotičnih časovnih vrst.

¹ Kvaliteta v smislu reprezentativnosti podatkov v učni množici pri predstavljanju kompleksnosti nekega pojava.

4. Napovedovanje deviznih tečajev z nevronske mreže

Kot sem omenil, znanost še nima nekega enotnega »recepta« pri konstrukciji modela nevronske mreže v povezavi z določenim problemom oziroma ciljem modeliranja. To pomeni, da niso znana pravila glede samih nastavitvev modela UNM za določen problem. V nadaljevanju v posameznih alinejah predstavljam pomembna vprašanja v zvezi z modeliranjem UNM, nato pa (pod vsako alinejo) še nekaj ugotovitev in odgovorov na posamezna vprašanja:

- **število in vrsta vhodnih podatkov,**
Število in vrsta vhodnih podatkov sta izredno pomembna dejavnika, saj se z njima predstavi modelu kompleksnost pojava. Na tem področju si raziskovalci niso enotni, saj nekateri zagovarjajo večje število vhodnih podatkov, drugi pa manjše (Zhang, 1998, str. 45). V zadnjem času se za to vrsto vprašanj uporablja tudi genetsko optimiziranje oziroma genetske algoritme (Zhang, 1998, str. 45). Genetsko optimiziranje je pogosto vključeno kar v računalniških aplikacijah za delo z nevronskimi mrežami. Kot sem pa že omenil, je pomembno, da so vhodni podatki reprezentativni v zvezi s problemom modeliranja.
- **način priprave in predstavitve podatkov modelu,**
Pred začetkom modeliranja z UNM je potrebno podatke ustrezno pripraviti. S tem v zvezi poznamo vrsto aktivnosti, kot so čiščenje podatkov, spremembo nenumeričnih spremenljivk v numerične, izogibati se je potrebno ekstremnim vrednostim itn. Dalje je potrebno podatke normalizirati, odvzeti je potrebno trendno gibanje tako, da se lahko model lažje nauči generalizacije pojava (Wang, 2006, str. 866). Najbolj pomembno pa je, da predstavljeni podatki zajemajo vrednosti, ki jih sicer zajema aktivacijska funkcija, v primeru sigmoidne aktivacijske funkcije med 0 in 1, v primeru hiperboličnega tangensa pa med -1 in 1. Nekateri raziskovalci normalizirajo podatke v mejah od 0,2 do 0,8 oziroma -0,8 do 0,8, saj se na tak način izognejo ekstremnim vrednostim, ki jih zajema aktivacijska funkcija (Zhang, 1998, str. 50) na ostalih območjih.
- **arhitektura nevronske mreže (to je število skritih slojev in število nevronov v posameznem skritem sloju),**
Obstaja nekaj kompleksnih metod za določanje arhitekture, vendar ni rečeno, da bodo metode zagotovile optimalno arhitekturo UNM (Zhang, 1998, str. 44). Dandanes ni na razpolago učinkovitega preprostega načina, ki bi zagotovil optimalno arhitekturo. Na podlagi eksperimentiranja so navkljub temu znana nekatera pravila. Za probleme napovedovanja naj bi bil zadosten eden skriti sloj z majhnim številom nevronov. Večje število skritih slojev in/ali večje število nevronov v skitem sloju lahko poveča čas učenja modela in poslabša sposobnost generalizacije (Zhang, 1998, str. 44). Za določanje števila nevronov v UNM z enim skritim slojem lahko uporabimo formulo $2n+1$, $2n$ ali $n/2$, kjer (n) pomeni število vhodnih podatkov (Zhang, 1998, str. 44). Obstaja pa nekaj študij, kjer naj bi se UNM s številom nevronov v skitem sloju enakim številu vhodnih podatkov zelo dobro izkazale (Zhang, 1998, str. 44).

- količina podatkov za učno, validacijsko in testno množico,
Praksa je, da se podatke, ki predstavljajo vhod v model, razdeli na tri množice, to je učno, validacijsko in testno. Tudi tukaj ne obstaja neko splošno pravilo, vendar pa moramo pri določanju treh množic upoštevati količino in tip podatkov, ki jih imamo na razpolago, problemsko področje ipd. (Zhang, 1998, str. 50). Pogosto se uporablja razmerje 70 % učnih podatkov, 20 % validacijskih podatkov in 10 % testnih podatkov, če nimamo težav s količino razpoložljivih podatkov.
- vrsta aktivacijske funkcije,
Obstaja mnogo vrst aktivacijskih funkcij (glej Sliko 4). V teoriji bi lahko bila vsaka odvedljiva funkcija aktivacijska funkcija (Zhang, 1998, str. 47) v UNM. V večini primerov pa se je bojda najbolje izkazala prav sigmoidna aktivacijska funkcija (Wang, 2006, str. 55). Uporabimo lahko tudi različne aktivacijske funkcije v posameznih skritih slojih UNM. Zhang (1998, str. 47) na primer predlaga uporabo hiperboličnega tangensa v skritih slojih in linearno aktivacijsko funkcijo v izhodnem sloju modela UNM, ko rešujemo probleme napovedovanja. Kaastra (1996, str. 227) pa zagovarja uporabo sigmoidne aktivacijske funkcije in/ali hiperboličnega tangensa, ko rešujemo probleme napovedovanja v zvezi s finančnimi trgi.
- vrsta funkcije napake,
Najbolj pogosta funkcija napake, ki jo v postopku učenja minimiziramo, je vsota kvadratov napak (Kaastra, 1996, str. 228), ki je prikazana v enačbi 9. Programski paketi za delo z nevronskimi mrežami (tudi NeuroSolutions) pa vključujejo še druge, kot na primer povprečna napaka (angl. Mean Error) ali povprečna absolutna napaka (angl. Mean Absolute Error) itn. Izbor funkcije napake je odvisen predvsem od ciljev modeliranja.
- nastavitve glede stopnje učenja in inercije (če govorimo o algoritmu vzratnega učenja),
Pomen stopnje učenja in inercije je predstavljen v okviru poglavja 3.4. Najboljše vrednosti teh dveh parametrov se določi z eksperimentiranjem (Zhang, 1998, str. 48). Stopnja učenja in inercija zajemata vrednosti med 0 in 1, zato je možnih kombinacij neskončno mnogo. Visoka stopnja učenja in manjša inercija naj bi bila boljše pri manj kompleksnih problemih, medtem ko naj bi bila nizka stopnja učenja z visoko inercijo boljše za bolj zapletene in kompleksne probleme. Nekateri raziskovalci so preizkusili učinkovitost modela kar z devetimi kombinacijami stopnje učenja in inercije (Zhang, 1998, str. 48), tako kot bom storil v okviru diplomskega dela.
- število izhodnih podatkov,
Pri napovedovanju in analizi časovnih vrst poznamo dve vrsti napovedovanja. Prvič napovedovanje za eno obdobje naprej (angl. one-step-ahead), kjer imamo le en nevron na izhodnem sloju, in drugič napovedovanje za več obdobj vnaprej (angl. multi-step-ahead), kjer imamo več nevronov na izhodnem sloju. Načeloma pa je napovedovanje za eno obdobje vnaprej (torej en nevron na izhodnem sloju) bolj natančno (Kaastra, 1996, str. 226).
- število ciklov učenja modela.
Cilj učenja UNM je doseči globalni minimum funkcije napake. Pri vsakem novem učenju UNM z enakimi vhodnimi podatki in nastavitvami modela bo konvergenca modela vselej

različna. Razlog tiči v utežeh, ki so pred vsakim postopkom učenja naključno generirana. Zato je želeno število ciklov učenja prepuščeno eksperimentiranju. Potrebno pa je opozoriti, da večje število ciklov učenja zahteva več časa (ne pa nujno boljšo konvergenco modela). Število ciklov učenja lahko sega od nekaj 100 pa do nekaj sto tisoč ciklov. Znan pa je tudi primer, ko je učenje UNM trajalo 60 ur (Kaastra, 1996, str. 231). V mojem primeru je učenje s 60000 cikli trajalo največ 20 minut.

Naj opozorim, da se gornja vprašanja dotikajo le modeliranja klasičnega večslojnega perceptrona z algoritmom vzvratnega učenja. V kolikor modeliramo kakšno drugo obliko UNM (predstavljeno v Sliki 5) z drugačnim algoritmom učenja, se število parametrov lahko še dodatno poveča. Za pridobivanje podatkov bom uporabil program METATRADER, za gradnjo UNM program NEUROSOLUTIONS, za pripravo podatkov pa TRADINGSOLUTION in EXCEL. Odločil sem se, da bom za preizkus uporabil večslojni perceptron z enim skritim slojem. Kot sem že omenil, naj bi bil dovolj dober za reševanje večine problemov napovedovanja.

4.1. Izbor in razlaga podatkov

Pripravil sem dnevne podatke za valutni par EUR/USD od 1.1.2001 do vključno 31.7.2007 (skupno 1716 podatkovnih zapisov). Tako sem s pomočjo omenjenih programskih paketov pripravil oziroma izračunal podatke o (razlaga sledi v podpoglavjih 4.1.1, 4.1.2. in 4.1.3.):

- o vrednosti valutnega para na koncu določenega dne (angl. close)
- o najvišji in najnižji vrednosti valutnega para določenega dne (angl. high, low)
- o vrednostih različnih tehničnih indikatorjev:
 - drseča sredina (angl. moving average) – MA5, MA10, MA20,
 - Bollingerjev trak (angl. Boillinger Bands) – BBs (24,2), BBz (24,2),
 - indeks relativne moči (angl. Relative Strenght Index) – RSI 10

Tabela 3: Primer šestih pripravljenih podatkovnih zapisov od skupno 1716-ih

Datum	x	Close	High	Low	BBs (24, 2)	BBz (24, 2)	MA 5	MA 10	MA 20	RSI 10
1.1.2001	1	0.9412	0.9429	0.939	0.852291	0.948417	0.93506	0.9246	0.905705	94.152047
2.1.2001	2	0.9507	0.9519	0.9367	0.855404	0.953004	0.93908	0.93011	0.909245	95.53719
3.1.2001	3	0.9276	0.9573	0.9262	0.858769	0.954239	0.93834	0.93193	0.91105	63.037249
4.1.2001	4	0.951	0.952	0.9269	0.859938	0.959053	0.94258	0.93538	0.914155	70.034843
5.1.2001	5	0.9575	0.9596	0.9463	0.860485	0.96459	0.9456	0.93881	0.91764	69.965076
8.1.2001	6	0.9474	0.9592	0.9462	0.863364	0.967336	0.94684	0.94095	0.92109	61.480687

Vir: Lasten prikaz.

V prvem stolpcu (Tabela 3) je datum, na katerega se podatki nanašajo, nato nam (x) označuje x-ti podatkovni zapis. Teh je kot rečeno skupno 1716. Nato imamo »close«, ki nam pove devizni tečaj, pri katerem se je na dotični dan končalo trgovanje, »high« nam pove najvišjo vrednost v dnevu, »low« pa najnižjo vrednost v dnevu. Sledijo pa še vrednosti treh popularnih tehničnih kazalnikov, ki se jih pogosto uporablja v sklopu tehnične analize. Preprosti tehnični

kazalniki naj bi zadoščali kot vhodni podatek v UNM pri problemih napovedovanja (Jingtao, 2000, str. 96). V okviru poglavja 2.6.2. sem omenil, da imamo opravka z velikim številom tehničnih indikatorjev, kljub temu pa z njimi na različne načine merimo le nekaj značilnosti deviznega trga. Izbrani tehnični kazalniki bodo modelu UNM predstavili informacije v zvezi s temi značilnostmi, tako kot je obrazloženo v naslednjih treh podpoglavjih.

4.1.1. Drseča sredina

Drseča sredina (angl. simple moving average) je eden najbolj uporabljenih tehničnih indikatorjev. Izračun le-tega je zelo preprost, saj gre za povprečno vrednost nekega pojava. V mojem primeru gre za povprečno vrednost deviznega para EUR\USD za 5, 10 in 20 dni. V Tabeli 3 so označene kot MA s pripadajočo številko, ki prikazuje število obdobj, na katere se nanaša povprečje. V sklopu tehnične analize se povprečja uporablja z namenom ugotavljanja splošne smeri trenda, saj nam povprečje odstranjuje šum (angl. noise) ali iregularnost v časovni vrsti, ki nastane zaradi različnih nepričakovanih dogodkov (na primer: ECB nenapovedano spremeni temeljno obrestno mero). V praksi se drseča sredina uporablja tudi z namenom ugotavljanja potencialnega obrata smeri trenda (npr. ko hitra drseča sredina seka počasno drsečo sredino).

4.1.2. Bollingerjev trak

Bollingerjev trak (angl. Bollinger bands) je tehnični kazalnik, ki je delo Johna Bollingerja (Leight, 2002, str. 240). Namen indikatorja je prikaz nestanovitnosti (angl. volatility) trga. Prikazujejo ga tri spremenljivke (če dotični kazalnik analiziramo grafično, imamo opravka s tremi črtami, poleg naše časovne vrste); prva nam prikazuje drsečo sredino za želena števila obdobj (vrednost le-te ni upoštevana v moji analizi in zato ni prikazana v Tabeli 3), gornja črta nam prikazuje pozitivni, želeni (običajno drugi) standardni odklon drseče sredine, spodnja pa negativni, želeni (običajno drugi) standardni odklon. Standardni odklon nam prikazuje, kako so cene porazdeljene okoli drseče sredine. Če imamo opravka z normalno porazdelitvijo nekega pojava, se znotraj prvega standardnega odklona nahaja približno 70 % vrednosti nekega pojava. Znotraj drugega standardnega odklona pa je teh vrednosti že 95 % (Kohler, 2002, str. 252). S teoretičnega vidika je zelo majhna verjetnost, da bi se vrednosti deviznega para EUR\USD (kot tudi, kateregakoli drugega finančnega instrumenta) nahajala nad oziroma pod vrednostjo drugega standardnega odklona, zato nam ti podatki predstavljajo podporne in odporne ravni v časovni vrsti. V Tabeli 3 imamo izračunan zgornji, drugi standardni odklon za določen dan, ki je označen BBz (24,2) (odporna raven), in spodnji, drugi standardni odklon, ki je označen BBs (24, 2) (podporna raven). Število 24 v oklepaju nam pove, da je kazalnik izračunan na podlagi 24 preteklih podatkov (torej 24 dni nazaj), število dve pa nam pove, da gre za vrednost drugega standardnega odklona. Enačba za izračun standardnega odklona je naslednja:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - MA)^2} \quad (\text{enačba 16})$$

V enačbi nam (x_i) predstavlja vrednost izbrane spremenljivke (v mojem primeru je to devizni tečaj na koncu dneva), (MA) je predhodno opredeljena drseča sredina, (N) pa število obdobij, za katere izračunavamo kazalnik. V mojem primeru je to 24 dni nazaj, vključno z današnjim dnevom. Naj pa opozorim, da mora biti drseča sredina izračunana za enako število obdobij, kot standardni odklon. Da dobimo pozitivni (BBz) in negativni (BBs) drugi standardni odklon, moramo drseči sredini (MA) dodati (2σ) oziroma odšteti (2σ).

4.1.3. Indeks relativne moči

Tehnični kazalnik indeks relativne moči je delo J. Wellesa Wilderja (Leigh, 2002, str. 255). Gre za relativni kazalnik, ki primerja povprečja dvigov cen s povprečjem padcev cen. Izračunamo ga po naslednji formuli (Murphy, 1999, str. 240):

$$RSI = 100 - \frac{100}{1 + RS}, \text{ kjer se RS izračuna takole:} \quad (\text{enačba 17})$$

$$RS = \frac{MA(\text{dvig})}{MA(\text{padec})} \quad (\text{enačba 18})$$

$MA(\text{dvig})$ pomeni povprečje dvigov cene za zeleno obdobje, $MA(\text{padec})$ pa povprečje padcev, za katerega izračunavamo tehnični indikator. Jasno je, da morata biti drseči sredini v števcu in imenovalcu, izračunani za enako število obdobij. Če je vrednost kazalnika nad 70, pomeni, da je stanje na trgu tako, da kupci počasi izgubljajo moč, pričakuje se padec cen. Obratna logika pa velja, če nam tehnični indikator izpiše vrednost pod 30. V tem primeru so ponudniki že izčrpani. Pobudo na trgu naj bi prevzeli povpraševalci, kar naj bi imelo vpliv na dvig cen. V angleški literaturi se za ta dva scenarija omenja pojma »overbought« in »oversold«. Kazalnik se giblje od vrednosti 0 do 100. Najbolj uporabljen RSI indikator se izračunava za 14 obdobij. Sam sem ga izračunal za 10 obdobij, to je 10 dni. Tehnični kazalnik »indeks relativne moči« sem uporabil kot vhod v UNM, saj nam prikazuje moč trenda.

4.2. Priprava podatkov

V zvezi s pripravo podatkov za potrebe modeliranja UNM sta pomembni dve zadevi. Da bi izboljšali rezultate modela, je potrebno podatkom v časovni vrsti najprej odvzeti trend, nato pa je potrebno podatke še normalizirati, tako da se ujemajo z vrednostmi aktivacijske funkcije v posameznih nevronih. V primeru sigmoidne aktivacijske funkcije je zato potrebno podatke normalizirati med vrednosti 0 in 1. V primeru hiperboličnega tangensa pa se vrednosti normalizirajo med -1 in 1. Enačba za normalizacijo podatkov je lahko taka (Kaastra, 1996, str. 227):

$$n = s + (z - s) \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (\text{enačba 19})$$

Parameter (x) je vrednost, ki jo želimo normalizirati, (x_{\min}) je najmanjša vrednost x-a v neki časovni vrsti, (x_{\max}) je največja vrednost x-a v taisti časovni vrsti, (z) predstavlja zgornjo mejo normalizirane časovne vrste (v primeru sigmoidne aktivacijske funkcije in hiperboličnega tangesa je zgornja meja 1), (s) pa spodnjo mejo normalizirane časovne vrste (v primeru sigmoidne aktivacijske funkcije je spodnja meja 0, v primeru hiperboličnega tangesa pa -1). Izračun nam da parameter (n), ki pa nam predstavlja x-ti normaliziran podatek. Predhodno omenjeni program za delo z UNM samodejno normalizira podatke, glede na vrsto uporabljene aktivacijske funkcije, zato sem lahko tale korak izpustil. Če podatkov ne normaliziramo, se lahko zgodi, da vrednosti aktivacijske funkcije v posameznem nevronu aproksimirajo k spodnji oziroma zgornji meji.

Kot sem omenil, je poleg normalizacije podatkov pomembno tudi odstranjevanje trendnega gibanja posamezne časovne vrste. UNM se bo na tak način lažje naučila generalizacije (Wang, 2006, str. 866) pojava. Eden izmed načinov ugotavljanja trendnega gibanja je iskanje linearnega trenda z izračunom linearne regresijske premice. Celovit postopek izračunavanja linearne regresijske premice lahko najdemo pri Arhu (1998, str. 224). Na srečo pa ima Excel hitrejši način iskanja linearnega trenda, saj lahko s »klikom« pridemo do enačbe regresijske premice, tako kot prikazuje Slika 8, kjer ordinata prikazuje vrednost deviznega tečaja EUR\USD, enota mere na abscisi pa je en dan (oz. x-ti podatkovni zapis).

Slika 8: Devizni tečaj EUR\USD z enačbo linearnega trenda od 1. 1. 2001 do 31. 7. 2007.

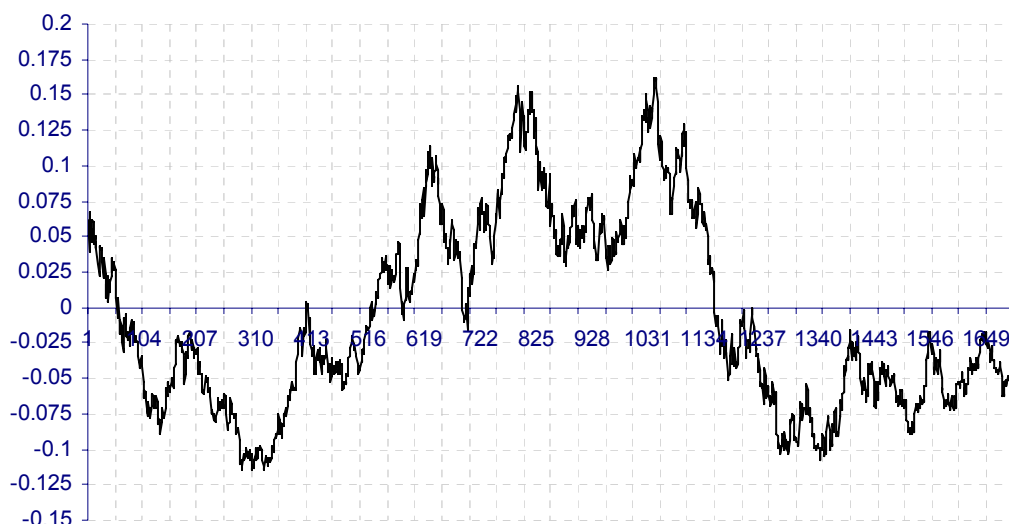


Vir: Lasten prikaz na podlagi podatkov pridobljenih s programom Metatrader.

Če želimo dobiti vrednost linearnega trenda za vsako opazovano obdobje, moramo v enačbo vnesti vrednost x-a, ki ga najdemo tako, kot je prikazano v Tabeli 3. Linearni trend pa odstranimo tako, da vsakemu opazovanemu obdobju (devizni tečaj na koncu dne v mojem

primeru) odštejemo vrednost linearnega trenda (oziroma vrednost linearne regresijske premice). Ko to storimo, dobimo devizni tečaj EUR\USD z odstranjenim trendnim gibanjem (glej Sliko 9):

Slika 9: Grafična predstavitev deviznega tečaja EUR\USD z odvzetim linearnim trendom za isto obdobje od 1. 1. 2001 do 31. 7. 2007



Vir: Lasten prikaz na podlagi izračuna.

Pri tem pa opozarjam, da je postopek odstranjevanja trenda potrebno izvesti za vse podatke, razen za tiste tehnične kazalnike, ki že po definiciji zajemajo drugačne vrednosti kot sama časovna vrsta EUR\USD. V mojem primeru je to tehnični kazalnik RSI, ki se giblje od vrednosti 0 do vrednosti 100 in v njem ni mogoče zaznati trendnega gibanja.

4.3. Ugotavljanje uspešnosti modela

Pri napovedovanju ekonomskih pojavov je jasno, da bo dejanska vrednost zelo težko enaka napovedani. Da bi vedeli, kateri model je najboljši, je potrebno izpostaviti merila uspešnosti. Na tak način lahko modele medsebojno primerjamo in tako ugotovimo, kateri je najboljši. Takih meril je precej, kot jih na primer najdemo tudi pri Zhangu (1998, str. 51). V okviru modeliranja nevronske mreže bom uporabil naslednja merila, ki so vključena v programskem paketu Neurosolutions (njihovo izpeljavo najdemo v rubriki »pomoč«):

- srednja kvadratna napaka (angl. mean squared error – MSE)

$$MSE = \frac{\sum_{j=0}^P \sum_{i=0}^N (d_{ij} - y_{ij})^2}{N * P} \quad (\text{enačba 20})$$

Spremenljivka (P) pomeni število izhodnih nevronov, (N) število podatkovnih zapisov, (y_{ij}) izhod mreže za i-ti podatkovni zapis na j-tem izhodnem nevronu in (d_{ij}) želeno

(dejansko) vrednost i -tega podatkovnega zapisa na j -tem izhodnem nevronu. Najboljši model bo tisti z najmanjšim MSE. V mojem primeru (P) in (j) iz enačbe 20 odpadeta, ker imam le en izhodni podatek (to pomeni en nevron v izhodnem sloju).

- normalizirana srednja kvadratna napaka (angl. normalized mean squared error – NMSE)

$$NMSE = \frac{P * N * MSE}{\sum_{j=0}^P \frac{N \sum_{i=0}^N d_{ij}^2 - (\sum_{i=0}^N d_{ij})^2}{N}} \quad (\text{enačba 21})$$

Spremenljivka (P), (N) in (d_{ij}) pomenijo enako kot v enačbi 20. MSE je predhodno opredeljena srednja kvadratna napaka. Najboljši model bo tisti z najmanjšim NMSE. Tudi v tem primeru (P) in (j) odpadeta zaradi enega izhodnega nevrona.

- korelacijski koeficient (angl. correlation coefficient)

$$r = \frac{\sum_i (x_i - \bar{x})(d_i - \bar{d})}{\sqrt{\frac{\sum_i (d_i - \bar{d})^2}{N}} * \sqrt{\frac{\sum_i (x_i - \bar{x})^2}{N}}} \quad (\text{enačba 22})$$

MSE nam pove, kako dobro se izhod mreže prilagaja želeni (dejanski) vrednosti proučevanega pojava, ne pove pa, če se taisti dve spremenljivki spreminjata v enaki smeri. Prav tukaj odigra svojo vlogo korelacijski koeficient. Vrednost le-tega se giblje med -1 in 1. Če je vrednost ($r=1$) pomeni, da gre za perfektno pozitivno linearno korelacijo med (x) in (d), kar pomeni, da gre za enake spremembe med njima. Če pa je vrednost ($r = -1$), pomeni, da gre za perfektno linearno negativno korelacijo med (x) in (d), to pa dalje pomeni, da sta spremembi nasprotni. Korelacijski koeficient nad 0.80 naj bi pomenil, da je model kar dober pri napovedovanju. V enačbi 22 nam (x) predstavlja izhodno vrednost UNM, (d) nam predstavlja želeno (dejansko) vrednost in (N) število podatkovnih zapisov.

4.4. Gradnja modelov in napovedana spremenljivka

Zgradil bom večslojni perceptron z enim skritim slojem, kjer bo število nevronov v skitem sloju vselej enako številu vhodnih podatkov v model. Preizkusil bom učinkovitost modela s sigmoidno aktivacijsko funkcijo in s hiperboličnim tangensom, ki bosta uporabljeni tako v skitem kot tudi v izhodnem sloju UNM. Na začetku učenja bom določil stopnjo učenja in inercijo in ju med postopkom učenja ne bom spreminjal. Uporabil bom devet kombinacij stopnje učenja (0,1 0,5 0,9) in inercije (0,1 0,5 0,9). Za učenje bom uporabil 30.000 ciklov.

Vhodnim podatkom bom odstranil trend na tak način, kot sem prikazal v okviru poglavja 4.2. V eni skupini preizkusov bom za vhodne vrednosti v model uporabil vrednost deviznega tečaja na koncu določenega dne ($close_t$), isto vrednost za en ($close_{t-1}$), dva ($close_{t-2}$) in tri dni nazaj ($close_{t-3}$). V drugi skupini preizkusov pa bom tem spremenljivkam dodal še vrednosti tehničnih indikatorjev, ki sem jih predstavil v okviru poglavja 4.1. Učna množica bo vsebovala približno 70 odstotkov podatkov, validacijska množica bo vsebovala približno 20 odstotkov podatkov, testna pa 10 odstotkov podatkov. Napovedane vrednosti bom primerjal s podatki v testni množici. Na tak način bom modele lahko tudi ocenil. Vrednost, ki jo bom skušal napovedati, pa bo povprečje med najvišjim (»high«) in najnižjim (»low«) deviznim tečajem EUR\USD za en dan vnaprej. To vrednost sem označil takole:

$$p(HL) = \frac{High_{t+1} + Low_{t+1}}{2} \quad (\text{enačba 23})$$

Verjetno se pojavi vprašanje, zakaj ne napovedovati preprosto vrednost deviznega tečaja na koncu dneva za en dan vnaprej (torej » $close_{t+1}$ «). Opravil sem tudi nekaj takih preizkusov, kjer sem napovedoval devizni tečaj na koncu dneva za en dan vnaprej (rezultatov ne bom prikazal). Ne glede na to, kakšni so bili vhodni podatki, so se napovedane vrednosti vedno prikazale z zamikom. UNM »ugotovi«, da je najboljša možna napoved za želeno spremenljivko v prihodnosti kar enaka vrednost spremenljivke danes. S pomočjo povprečja $p(HL)$ se rezultati napovedi bistveno izboljšajo in tudi zamik deloma izgine. Iz uporabnega vidika je zamik vrednosti seveda nezaželen, saj je napoved povsem nerelevantna. V praksi se uporablja tudi različne matematične filtre, ki zamike napovedi zaradi uporabe povprečij (drseče sredine kot vhodni podatki) in podatkovnih zapisov s časovnim zamikom (angl. time lagged data) izničijo (Problems with moving averages, 2008).

4.5. Rezultati

Opravil sem 36 preizkusov, kjer sem uporabil dve najbolj popularni aktivacijski funkciji, najprej pa tabelarični prikaz rezultatov z uporabo sigmoidne aktivacijske funkcije. Rezultate sem proučeval z merili, ki so predstavljena v okviru poglavja 4.3. Sistematično sem spreminjal vrednosti stopnje učenja in inercije. Vse skupaj je prikazano v Tabelah 4 in 5.

Tabela 4: Prikaz rezultatov za prvih 18 poizkusov od skupno 36 poizkusov

Model UNM	Vhodni podatki	Pr.	SU	IN	MSE	NMSE	r
Večslojni perceptron z enim skritim slojem, kjer je število nevronov v skritem sloju enako številu vhodnih podatkov, Sigmoidna aktivacijska funkcija . Učna množica cca. 70 odstotkov (1202 podatka), validacijska množica cca. 20 odstotkov (343 podatkov), Testna množica cca. 10 odstotkov (172 podatkov), 30000 ciklov učenja	close(t), close(t-1), close(t-2), close(t-3)	1	0.1	0.1	0.000034082	0.153119832	0.95110833
		2	0.5	0.1	0.000033834	0.152004057	0.968381594
		3	0.9	0.1	0.000044008	0.197714845	0.95130536
		4	0.1	0.5	0.000032829	0.147488664	0.948795936
		5	0.5	0.5	0.000031075	0.139609354	0.971952578
		6	0.9	0.5	0.00004145	0.186223296	0.955312838
		7	0.1	0.9	0.000038847	0.174527203	0.956882996
		8	0.5	0.9	0.00003503	0.157381189	0.960729583
		9	0.9	0.9	0.000036754	0.165124789	0.957142539
	Min MSE, NMSE in max r			0.000031075	0.139609354	0.971952578	
	Povprečje			0.000036434	0.163688137	0.957956862	
	close(t), close(t-1), close(t-2), close(t-3), RSI, MA5, MA10, MA20, BBz, BBs	10	0.1	0.1	0.000038886	0.174704714	0.948139463
		11	0.5	0.1	0.000030805	0.138395254	0.960150228
		12	0.9	0.1	0.000026692	0.119919798	0.967920665
		13	0.1	0.5	0.000034948	0.157012833	0.958381497
		14	0.5	0.5	0.000027044	0.121501381	0.968529382
		15	0.9	0.5	0.000022644	0.101730467	0.96629702
		16	0.1	0.9	0.000026411	0.118654823	0.969524246
17		0.5	0.9	0.0000123	0.055259465	0.975240761	
18		0.9	0.9	0.000011566	0.051964687	0.973703104	
Min MSE, NMSE in max r			0.000011566	0.051964687	0.975240761		
Povprečje			0.000025700	0.11546038	0.965320707		

Legenda: Pr. – zaporedno število preizkusa, SU – stopnja učenja, IN – inercija, MSE – srednja kvadratna napaka, NMSE – normalizirana srednja kvadratna napaka, r – korelacijski koeficient

Vir: Lasten prikaz na podlagi izvedenih preizkusov.

Najprej bi rad poudaril, da je model konvergirala do 30000 cikla pri skoraj vseh poizkusih, razen pri prvem in tretjem preizkusu, kjer je začela validacijska množica divergirati pri 6609 oziroma 6341 ciklu učenja. To pa pomeni, da bi pri ostalih 16-ih poizkusih lahko povečali število ciklov učenja, saj bi na tak način dosegli še boljše rezultate. Iz Tabele 4 je razvidno, da se je v povprečju bolje izkazala nevronska mreža, kjer sem kot vhodne podatke vnesel tudi vrednosti tehničnih indikatorjev (preizkusi 10-18), saj lahko vidimo, da imamo nižje povprečne vrednosti MSE in NMSE ter višjo povprečno vrednost korelacijskega koeficienta. Z vidika minimalne vrednosti MSE in NMSE bi se odločili za model v preizkusu 18, z vidika maksimalnega korelacijskega koeficienta pa za model v preizkusu številka 17. V Tabeli 5 pa je prikaz rezultatov z uporabo aktivacijske funkcije hiperbolični tangens.

Tabela 5: Prikaz rezultatov za ostalih 18 poizkusov (od 19 do 36)

Model UNM	Vhodni podatki	Pr.	SU	IN	MSE	NMSE	r
Večslojni perceptron z enim skritim slojem, kjer je število nevronov v skritem sloju enako številu vhodnih podatkov, aktivacijska funkcija je hiperbolični tangens , Učna množica cca. 70 odstotkov (1202 podatka), validacijska množica cca. 20 odstotkov (343 podatkov), Testna množica cca. 10 odstotkov (172 podatkov), 30000 ciklov učenja	close(t), close(t-1), close(t-2), close(t-3)	19	0.1	0.1	0.000020528	0.092225171	0.985427972
		20	0.5	0.1	0.000006711	0.030150009	0.986773768
		21	0.9	0.1	0.000006476	0.029096345	0.987594142
		22	0.1	0.5	0.000020538	0.092270009	0.985885706
		23	0.5	0.5	0.000006476	0.029096119	0.987729193
		24	0.9	0.5	0.000006079	0.027311989	0.987579703
		25	0.1	0.9	0.000006299	0.02829963	0.98753809
		26	0.5	0.9	0.000005572	0.025033626	0.987473719
		27	0.9	0.9	0.000005625	0.025272225	0.987382512
	Min MSE, NMSE in max r			0.000005572	0.025033626	0.987729193	
	Povprečje			0.000009367	0.042083903	0.987042756	
	close(t), close(t-1), close(t-2), close(t-3), RSI, MA5, MA10, MA20, BBz, BBs	28	0.1	0.1	0.000009687	0.043521416	0.98379992
		29	0.5	0.1	0.000008992	0.040396291	0.985782514
		30	0.9	0.1	0.000006917	0.031074971	0.987097988
		31	0.1	0.5	0.000008530	0.038324284	0.986399656
		32	0.5	0.5	0.000007062	0.03172894	0.986391987
		33	0.9	0.5	0.000007241	0.032531289	0.986266487
		34	0.1	0.9	0.000006275	0.028189508	0.98745598
35		0.5	0.9	0.000005815	0.026126905	0.987011547	
36		0.9	0.9	0.000005759	0.025875684	0.987103667	
Min MSE, NMSE in max r			0.000005759	0.025875684	0.98745598		
Povprečje			0.000007364	0.033085477	0.986367749		

Legenda: Pr. – zaporedno število preizkusa, SU – stopnja učenja, IN – inercija, MSE – srednja kvadratna napaka, NMSE – normalizirana srednja kvadratna napaka, r – korelacijski koeficient

Vir: Lasten prikaz na podlagi izvedenih preizkusov.

Pri preizkusih od 19 do 36, kjer sem uporabil aktivacijsko funkcijo hiperbolični tangens, sta pri vseh modelih tako učna kot tudi validacijska množica konvergirali do 30000-ega učnega cikla. Tudi tukaj bi dosegli boljše rezultate, če bi povečali število ciklov učenja. V smislu povprečnih vrednosti MSE in NMSE lahko opazimo, da se je najbolje izkazala UNM, kjer sem kot vhodne podatke vnesel vrednosti deviznega tečaja za tri dni nazaj in za dan opazovanja (torej: close(t), close(t-1), close(t-2), close(t-3)) ter vrednost tehničnih indikatorjev. Kar se tiče povprečne vrednosti korelacijskega koeficienta lahko opazimo, da so se bolje odnesli modeli UNM brez tehničnih indikatorjev. Če bi upoštevali najmanjšo vrednost MSE in NMSE bi se tako odločili za model v preizkusu 26. Če pa bi upoštevali najvišjo vrednost korelacijskega koeficienta pa bi izbrali model v preizkusu 23.

Smiselno je primerjati rezultate tudi iz vidika uporabljenih aktivacijskih funkcij. Glede na Tabelo 4 in Tabelo 5 lahko ugotovimo, da se je očitno boljše izkazala aktivacijska funkcija hiperbolični tangens. Poudaril bi rad, da bomo težko dobili enake rezultate, če bi ponovili preizkuse z enakimi »nastavitvami« modela UNM. Pri vsakem novem preizkusu so uteži (w) na začetku učenja slučajno izbrane, zato lahko prilagajanje le-teh poteka vedno znova drugače. Kljub temu pa lahko pričakujemo zelo podobne rezultate. Omenil sem, da je v okviru 36 preizkusov učna in validacijska konvergirala do 30000-ega cikla učenja (izjema sta bila preizkus številka 1 in preizkus številka 3). To pa pomeni, da je bila napaka učne in validacijske množice, ki sem jo izrazil v enačbi 11, najmanjša prav pri zadnji predstavitvi učnih oziroma validacijskih vzorcev (v zadnjem ciklu učenja). Zaradi tega je smiselno

povečati število ciklov učenja, saj tako lahko pričakujemo izboljšane rezultate. Ker bi bila ponovitev vseh 36 preizkusov s povečanim številom ciklov učenja zamudna in vsebinsko nesmiselna, bom to storil le za tiste modele, ki so se do sedaj izkazali najboljše. To pa so modeli v preizkusu številka 17, 18 s sigmoidno aktivacijsko funkcijo ter 23 in 26 z aktivacijsko funkcijo hiperbolični tangens. Število ciklov učenja bom povečal s 30000 na 60000. Rezultate ponovljenih preizkusov prikazuje Tabela 6.

Tabela 6: Prikaz rezultatov ponovljenih preizkusov 17 (pr.37), 18 (pr.38), 23 (pr.39) in 26 (pr.40) s povečanim številom ciklov učenja iz 30000 na 60000 ciklov

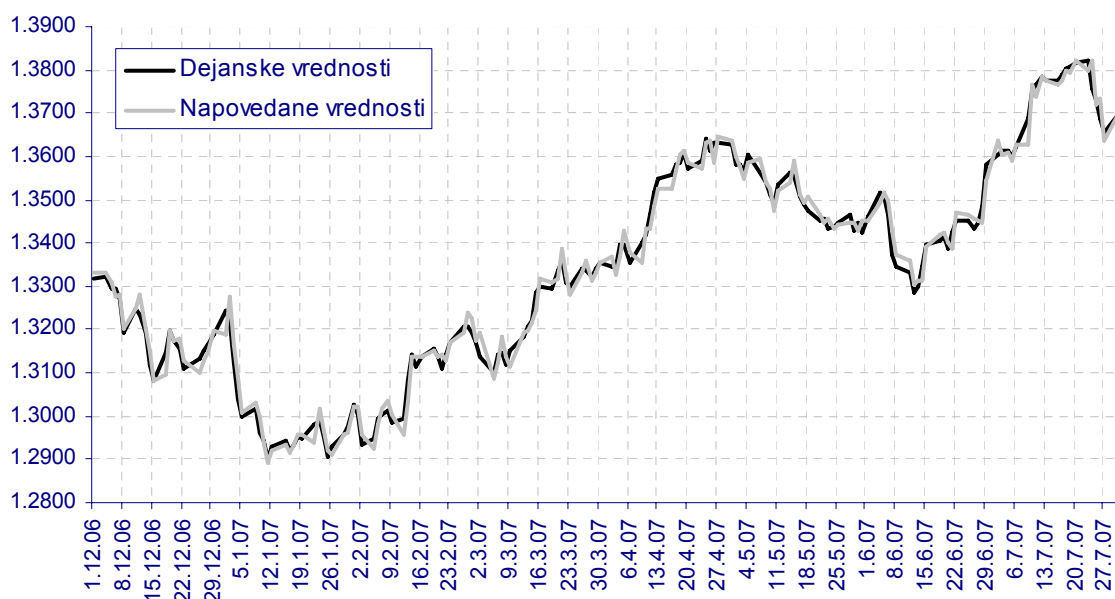
Model UNM	Vhodni podatki	Pr.	SU	IN	MSE	NMSE	R
Večslojni perceptron z enim skritim slojem, kjer je število nevronov v skritem sloju enako številu vhodnih podatkov, sigmoidna aktivacijska funkcija , Učna množica cca. 70% (1202 podatka), validacijska množica cca. 20% (343 podatkov), Testna množica cca. 10% (172 podatkov), 60000 ciklov učenja	close(t), close(t-1), close(t-2), close(t-3), RSI, MA5, MA10, MA20, BBz, BBs	37 (17)	0.5	0.9	0.000007095	0.031877087	0.984013514
					Rezultati pr. 17	Rezultati pr. 17	Rezultati pr. 17
					0.000012300	0.055259465	0.975240761
		38 (18)	0.9	0.9	0.000009074	0.040765456	0.980339483
					Rezultati pr. 18	Rezultati pr. 18	Rezultati pr. 18
					0.000011566	0.051964687	0.973703104
Večslojni perceptron z enim skritim slojem, kjer je število nevronov v skritem sloju enako številu vhodnih podatkov, aktivacijska funkcija je hiperbolični tangens , Učna množica cca. 70% (1202 podatka), validacijska množica cca. 20% (343 podatkov), Testna množica cca. 10% (172 podatkov), 60000 ciklov	close(t), close(t-1), close(t-2), close(t-3)	39 (23)	0.5	0.5	0.000006168	0.027712283	0.987652794
					Rezultati pr. 23	Rezultati pr. 23	Rezultati pr. 23
					0.000006476	0.029096119	0.987729193
		40 (26)	0.5	0.9	0.000005571	0.02502174	0.98747489
					Rezultati pr. 26	Rezultati pr. 26	Rezultati pr. 26
					0.000005572	0.025033626	0.987473719

Legenda: Pr. – zaporedno število preizkusa, SU – stopnja učenja, IN – inercija, MSE – srednja kvadratna napaka, NMSE – normalizirana srednja kvadratna napaka, r – korelacijski koeficient

Vir: Lasten prikaz na podlagi izvedenih preizkusov.

S povečanjem števila ciklov učenja sem v vseh štirih dodatnih preizkusih dosegel boljše rezultate v smislu MSE in NMSE, kar je razvidno iz Tabele 6. Korelacijski koeficient se je tudi povečal, izjema je le preizkus 39, kjer je le-ta malce upadel. Naj poudarim, da se vrednosti za MSE, NMSE in r izračunavajo na podlagi podatkov, ki sem jih med postopkom gradnje modela označil kot testno množico. Podatki v testni množici so v fazi učenja, po definiciji modelu neznani. Na podlagi vhodnih podatkov v testni množici se izračunajo izhodne napovedane vrednosti modela in se nato primerjajo z dejanskimi vrednostmi. Tako dobimo izračun MSE, NMSE in r na podlagi enačb 20, 21 in 22. Razlike med dejanskimi in napovedanimi vrednostmi pa lahko analiziramo tudi s pomočjo grafa. Izbral sem model v preizkusu 40, saj ima najnižje vrednosti MSE in NMSE. Korelacijski koeficient pa se bistveno ne razlikuje od tistega v preizkusu 39 (v tem preizkusu je korelacijski koeficient največji). Napovedane in dejanske vrednosti testne množice podatkov so prikazane v Sliki 10.

Slika 10: Dejanske in z modelom UNM napovedane vrednosti povprečnega deviznega tečaja med EUR in USD, izraženega z enačbo 21, za testno množico (od 1. 12. 2006 do 31. 7. 2007)



Vir: Lasten prikaz na podlagi izvedenih preizkusov.

Ker so v model vneseni podatki z odvzetim trendom, nam tudi izhodne vrednosti ne prikazujejo trendnega gibanja. Da dodamo časovni vrsti trend, je potrebno napovedanim vrednostim dodati vrednost trenda (obratni postopek od odvzemanja trenda). Številčni podatki Slike 10 so predstavljeni v Prilogi A.

4.6. Dosedanje študije in primerjava z ostalimi metodami napovedovanja

Smiselno bi bilo primerjati pridobljene napovedi z drugimi tehnikami napovedovanja, tako da lahko ocenimo, ali so UNM primernejše od klasičnih tehnik napovedovanja. Stvarnost pozna ogromno orodij ali tehnik, s katerimi se skuša napovedovati prihodnost. Na grobo lahko metode napovedovanja razdelimo na kvalitativne in kvantitativne (Lavrih, 2005, str. 38). Med prve spadajo predvsem tehnike, ki temeljijo na subjektivnem ocenjevanju (na podlagi izkušenj in znanja) posameznika ali skupine posameznikov, med druge, kamor spadajo tudi UNM, pa uvrščamo tudi trendne analize, drseča povprečja, eksponentno izgajevanje (angl. exponential smoothing), Holt Winters metode in Box-Jenkins tehnike (Lavrih, 2005, str. 41). Raziskovalci niso enotni. Nekateri menijo, da so UNM na splošno prav tako dobre kot druge tehnike napovedovanja, v nekaterih primerih celo boljše (Hill et. al., 1993, str. 1). Nekateri pa menijo, da je bila sposobnost napovedovanja UNM malce precenjena in prikazana kot neka čudežna tehnika. Preprostejše tehnike napovedovanja naj bi zagotovile boljše rezultate (Gooijer, 2006, str. 453). Namen tega poglavja je pregled nekaterega dosedanjega raziskovanja v zvezi z napovedovanjem finančnih časovnih vrst z UNM in primerjava z drugimi metodami napovedovanja:

- Jingtao je v svoji študiji pripravil model UNM, s katerim napoveduje gibanje deviznih tečajev med petimi valutami. Kot vhodne podatke je uporabil nekatere tehnične indikatorje. Na koncu primerja rezultate napovedi UNM z rezultati ARIMA¹ tehniko in ugotavlja, da so se UNM bistveno boljše izkazale (Jingtao, 2000, str. 93).
- Tudi raziskovalci Kohzadi in drugi primerjajo učinkovitost napovedovanja med UNM in ARIMA metodologijo za ceno živine in pšenice. Rezultat njihove raziskave je, da so UNM primernejše za napovedovanje takšne časovne vrste (Zhang, 1998, str. 52).
- Poleg finančnih časovnih vrst so UNM primerne tudi za napovedovanje ekonomskih časovnih vrst (npr. BDP). Aminian in drugi (2006, str. 86) ugotavljajo, da so napovedi rasti BDP na podlagi UNM boljše kot klasične tehnike linearne regresije.
- Avtor Weigend in drugi ugotavljajo, da so UNM bistveno uspešnejše pri napovedovanju dnevnega deviznega tečaja kot pa tradicionalne statistične metode (Zhang, 1998, str. 54).
- Refenes primerja model UNM s tehnikami eksponentnega glajenja in metodo ARIMA za urne podatke deviznih tečajev. Ugotavlja, da so rezultati napovedi bistveno boljši z uporabo nevronske mreže (Zhang, 1998, str. 53).
- Hann in Steuer primerjata UNM in linearne modele. Gre za napovedovanje tedenskega in mesečnega deviznega tečaja med nemško marko in ameriškim dolarjem. Ugotovitve pa kažejo, da se UNM bolje izkažejo v primeru napovedovanja tedenskega deviznega tečaja. V primeru mesečnih podatkov pa sta glede deviznega tečaja metodi ekvivalentni (Hann, 1996, str. 337).

5. Sklep

Pri svoji raziskavi sem se osredotočil le na nekatere vidike modeliranja UNM. Spreminjal sem le izbrane vhodne podatke, uporabil sem le dve aktivacijski funkciji in devet kombinacij stopnje učenja in inercije. Končne ugotovitve so naslednje:

- Devizni trg je velik, izredno likviden in nestanovitni trg. Napovedovalci deviznih tečajev uporabljajo tako temeljno kot tudi tehnično analizo za ugotavljanje gibanja deviznih tečajev v prihodnosti. Tehnična analiza temelji na analizi preteklih podatkov, ki naj bi se obnašali po ustaljenih vzorcih. Nevronske mreže so zato dober kandidat za napovedovanje, saj odkrivajo na prvi pogled nejasne vzorce med podatki. Kljub temu ne smemo pozabiti, da devizne tečaje premikajo gospodarski dejavniki (vsaj na dolgi rok), zato je poznavanje le-teh pri napovedovanju zaželeno.
- Tehnični kazalniki so preprosti in razumljivi. Pridobimo jih lahko s pomočjo svetovnega spleta. Njihova uporaba (kot vhodni podatek) pri napovedovanju z UNM je smiselna, saj že po definiciji kvantificirajo določene značilnosti deviznih trgov.
- Če kot vhod v model uporabimo podatke, za katere je značilen časovni zamik (oziroma tehnične indikatorje, ki so izračunani na podlagi takih podatkov) in če kot izhod želimo vrednost podatka, za katerega je značilen enak časovni zamik obstaja možnost, da se bodo

¹ ARIMA (angl. auto-regressive integrated moving average) je delo avtorjev po imenu George Box in Gwilym Jenkins (Lavrih, 2005, str. 107).

napovedane vrednosti prikazale kot zamik dejanskih vrednosti. V izogib tej težavi sem napovedoval spremenljivko, ki je izpeljana v enačbi 23.

- Stopnja učenja in inercija prispevata pri uspešnosti napovedi. Kljub temu ne moremo jasno določiti, kakšne nastavitve teh spremenljivk so najboljše. Pomembni sta pri iskanju globalnega minimuma funkcije napake, ki je odvisna od vseh uteži v UNM. Uteži pa so pri vsakem novem učenju UNM naključno generirane, zato je tudi prispevek stopnje učenja in inercije pri iskanju globalnega minimuma vselej drugačen.
- Na podlagi podatkov v Tabelah 4 in 5 lahko trdim, da je aktivacijska funkcija hiperbolični tangens, v primerjavi s sigmoidno aktivacijsko funkcijo, boljši kandidat za napovedovanje deviznega tečaja EUR\USD, saj v povprečju dosega nižje vrednosti MSE, NMSE in višje vrednosti korelacijskega koeficienta. Naj poudarim, da to velja le v mojem primeru. Če bi proces modeliranja potekal na drugačen način (npr. uporaba drugačnih vhodnih podatkov, različne arhitekture ipd.) bi lahko sigmoidna aktivacijska funkcija dala boljše rezultate. Generalno gledano ne moremo trditi, da je hiperbolični tangens vselej boljši kandidat.
- Povečanje ciklov učenja modela UNM lahko izboljša rezultate, vendar pa je potrebno spremljati učenje, saj lahko model v neki točki nepričakovano divergira.
- Pravilo vzratnega učenja temelji na optimizacijski metodi padajočih gradientov. Gre za relativno preprost način iskanja minimuma funkcije napake. Ne zahteva velikih procesnih zmogljivosti. Ne more pa zagotoviti globalnega minimuma funkcije napake, kar pa na splošno velja za vse do danes znane optimizacijske metode.
- Če modeliranje z UNM razdelimo le na tri faze, to je priprava podatkov, učenje mreže in analiza rezultatov, lahko trdim, da največ časa vzame priprava podatkov. Poleg tega zahteva priprava podatkov večjo pozornost (vključno z odvzemanjem trenda, normalizacijo ipd.), saj se prav z vhodnimi podatki predstavi kompleksnost pojava. Kljub temu, da so ostali dejavniki pri modeliranju pomembni (npr. stopnja učenja, inercija, aktivacijska funkcija itn.), ugotavljam, da je za večje izboljšanje modela ključno prav ustrezno prikazovanje podatkov. Stopnja učenja, inercija, aktivacijska funkcija (in drugi elementi) pa zagotavljajo »fino« izboljševanje modela.
- Generalno gledano ocenjujem, da so nevronske mreže zanimiv in smiseln pristop pri napovedovanju gibanja deviznih tečajev (in posledično finančne časovne vrste).

Smiselno bi bilo nadaljnje raziskovanje, predvsem v smislu:

- Kombiniranja različnih vhodnih podatkov. Zanimivo bi bilo uporabiti in kombinirati dodatne tehnične kazalnike kot tudi nekatere temeljne dejavnike, kot so obrestne mere, inflacija, cena nafte, cena zlata. Vse to je v stvarnosti močno povezano z gibanjem deviznih tečajev.
- Uporabe različnih tehnik priprave podatkov. Različne tehnike odstranjevanja trenda in normalizacije podatkov lahko pripomorejo k boljšim rezultatom. Nekaj na to temo najdemo pri Kaastru (1996, str. 200) in Zhangu (1998, str. 49,50).
- Uporabe različnih arhitektur UNM. Uporaba UNM s povezavami nazaj, z večjim številom skritih slojev, s spreminjanjem števila nevronov v posameznem skritem sloju, s spreminjanjem vrste aktivacijske funkcije itn. Sicer ni rečeno, da bo UNM z večjo in

kompleksnejšo arhitekturo bolje napovedala željen pojav. Po drugi strani lahko manjša arhitektura onemogoči zaznavo povezanosti med vhodnimi in izhodnimi podatki (Wang, 2006, str. 867).

- Uporabe različnega pravila učenja in funkcije napake. Algoritem vzratnega učenja temelji na metodi padajočih gradientov. Metodo padajočih gradientov lahko zamenjamo z drugimi optimizacijskimi metodami, ki naj bi zagotavljale hitrejšo konvergenco. Njihova slabost je večja uporaba računalniških zmogljivosti. Najbolj poznana sta t.i. metoda konjugiranih gradientov (angl. conjugate gradient) in metoda Levenberg-Marquardt (Wang, 2006, str. 867). Poleg samega pravila učenja je pomembno tudi določanje funkcije napake, ki jo nevronska mreža ustvari. V diplomskem delu sem minimiziral funkcijo napake, izraženo z enačbo 11. V praksi se lahko uporabi še druge kriterije, najdemo jih pri Zhangu (1998, str. 51).

Rad pa bi še enkrat poudaril, da je pri modeliranju z UNM ključnega pomena dobro poznavanje problemskega področja. Na začetku je potrebno dobro premisliti, kateri podatki ali spremenljivke bi utegnile vplivati na podatek oziroma spremenljivko, ki je nam neznana (in jo skušamo napovedati). Pri takem razmišljanju je zelo dobrodošla velika mera abstrakcije, saj se z nevronskimi mrežami išče skrite vzorce med podatki, ki so na prvi pogled nejasni (npr. upoštevanje položaja Lune pri napovedovanju deviznega tečaja). Na koncu se postavi še vprašanje uporabne vrednosti napovedovanja. Vedno, ko skušamo ugotoviti gibanje nečesa v prihodnosti, se soočamo z odmikom dejanskih vrednosti od napovedanih (tak odmik je predstavljen v sedmem stolpcu v Prilogi A). Potrebna je tudi pravilna interpretacija napovedane spremenljivke.

V svojem diplomskem delu napovedujem povprečje med najvišjo in najnižjo vrednostjo deviznega tečaja EUR\USD za en dan vnaprej. Ena izmed značilnosti deviznih tečajev je, da so izredno nestanovitni, zato se na deviznem trgu v enem dnevu lahko zgodi marsikaj. Da bi moje napovedi dobile uporabno vrednost, bi bilo potrebno izdelati natančno strategijo trgovanja (angl. trading strategy). To pomeni, da bi morali določiti pravila obnašanja (oz. trgovanja) na deviznem trgu, na podlagi napovedanih vrednosti, z namenom maksimiziranja profita. Taka pravila bi morala odgovoriti na vprašanje, kdaj odpreti pozicijo, kakšno pozicijo odpreti, kdaj zapreti pozicijo v primeru pozitivnega donosa (angl. take profit), oziroma kdaj zapreti pozicijo v primeru izgube (angl. stop loss). Če bi se na dolgi rok tako ravnanje izkazalo za dobičkonosno, bi to pomenilo, da ima napoved deviznega tečaja z nevronskimi mrežami tudi uporabno vrednost.

Literatura

1. Aminian Farzan et al.: Forecasting Economic Data with Neural Networks. Computational Economics, Hingham, 28(2006), 1, str. 71-88.
2. Arh Franc, Pfajfar Lovrenc: Statistika 1. Ljubljana : Ekonomska fakulteta, 1998, 251 str.
3. Batagelj Teja: Napoved porabe električne energije z nevronske mreže. Diplomsko delo. Ljubljana : Ekonomska fakulteta, 2003. 47 str.
4. Baillie Richard, McMahon Patrick: The foreign exchange market. New York : Cambridge University press, 1992. 259 str.
5. Berry J.A. Michael, Linoff S. Gordon: Data mining techniques, druga izdaja. Indianapolis : Wiley publishing, Inc., 2004. 643 str.
6. Bigus P. Joseph: Data mining with neural networks. New York : McGraw Hill, 1996. 215 str.
7. De Gooijer J.G., Hyndman J. Rob: 25 years of time series forecasting. International Journal of Forecasting 22(2006), 3, str. 443-473.
8. Dobnikar Andrej: Nevronske mreže. Radovljica : Didakta, 1997. 157 str.
9. Dunis Christian, Feeny Michael: Exchange rate forecasting. New York : Woodhead-Faulkner limited, 1989. 356 str.
10. Fabozzi J. Frank, Steven M. Mann, Moorad Choudhry: The global money markets guide. New Jersey : John Wiley & Sons, Inc., 2002. 328 str.
11. Fama F. Eugene: Market efficiency, long term returns and behavioral finance. Chicago: Journal of financial economics 49(1998), 3, str. 283-306.
12. Ghassem A. Homafair: Managing global, financial and foreign exchange rate risk. New Jersey : John Wiley & Sons Inc., 2004. 379 str.
13. Hann Tae Horn, Steurer Elmar: Much ado about nothing? Exchange rate forecasting, Neural networks vs. Linear models using monthly and weekly data. Journal of Neurocomputing 10(1996), 4, str. 323-339.
14. Haykin Simon: Neural Networks, druga izdaja. Upper Saddle River (New Jersey) : Prentice Hall. 1999, 821 str.
15. Hill Tim et al.: Artificial neural networks models for forecasting and decision making. International Journal of forecasting 10(1994), 1, str. 5-15.
16. Jain K. Anil, Mao Jianchang, K. M. Mohiuddin: Artificial Neural Networks. IEEE Computer 29(1996), 3, str. 31-44.
17. Jingtao Yao, Chew Lim Tan: A case study on using neural networks to preform technical analysis of forex. Journal of neurocomputing 34(2000), 1, str. 79-98.
18. Kaastra Iebeling, Boyd Milton: Designing a neural network for forecasting financial and economic time series. Journal of neurocomputing 10(1996), 3, str. 215-236.
19. Kamruzzaman Joarder, Sarker A. Rahul, Rezaul Begg: Artificial neural networks, applications in finance and manufacturing. Hershey : Idea Group Inc., 2006. 27 str.
20. Kohler Heinz: Statistics for business and economics. Cincinnati : South Western, 2002. 1226 str.
21. Kokol Peter et al.: Inteligentni sistemi. Maribor : Univerza v Mariboru, 2000. 211 str.

22. Kononenko Igor: Strojno učenje. Ljubljana : Založba FE in FRI, 1997. 309 str.
23. Krose Ben, Van Der Smagt Patrick: An introduction to neural networks. Amsterdam : The university of Amsterdam, 1996. 135 str.
24. Krugman R. Paul, Obstfeld Maurice: International economics. Boston : Addison Wesley, 2003. 754 str.
25. Larose T. Daniel: Discovering knowledge in data. New Jersey : John Wiley & Sons, Inc., 2005. 222 str.
26. Lavrih Rado: Poslovno napovedovanje. Grosuplje : Samozaložba, 2005. 194 str.
27. Leigh Stevens: Essential technical analysis. New York : John Wiley & Sons, Inc., 2002. 379 str.
28. Lukič Borut: Uporaba nevronske mreže za napovedovanje tečajev vrednostnih papirjev. Diplomsko delo : Ekonomska fakulteta, 2003. 44. str.
29. McDonald Michael: Predict market swings with technical analysis. New York : John Wiley & Sons Inc., 2002. 208 str.
30. Mishkin Frederic: The economics of money, banking and financial markets, sedma izdaja. Boston : Pearson, 2004. 679 str.
31. Moffett H. Michael, Stonehill I. Arthur, Eitman K. David: Fundamentals of multinational finance. London : Addison Wesley, 2003. 556 str.
32. Mrak Mojmir: Mednarodne finance. Ljubljana : GV založba, 2002. 682 str.
33. Murphy J. John: Technical analysis of financial markets. New York : New York institute of finance, 1999. 542 str.
34. Nison Steve: Japanese candlestick charting techniques. New York : New York institute of finance, 1991, 315 str.
35. Oberlechner Thomas: The psychology of the foreign exchange market. New Jersey : John Wiley & Sons Inc., 2004. 258 str.
36. Pilbeam Keith: Finance & financial markets. London : Macmillan Business, 1998. 488 str.
37. Ribnikar Ivan: Monetarna ekonomija 2. Ljubljana : Ekonomska fakulteta, 1999. 169 str.
38. Rockefeller Barbara: The global trader. New York : John Wiley & Sons, Inc., 2002. 256 str.
39. Royas Raul: Neural networks. Berlin : Springer Verlag, 1996. 453 str.
40. Šmigič Dragan: Uporaba strojnega učenja pri analizi vrednostnih papirjev. Magistrsko delo : Ekonomska fakulteta, 2006. 88. str.
41. Trippi R. Robert, Turban Efraim: Neural networks in finance and investing. London : Irwin publishing, 1996. 821 str.
42. Walmsley Julian: The foreign exchange and money markets guide. New York : John Wiley & Sons, Inc., 2000. 520 str.
43. Wang John: Encyclopedia of data warehousing and data mining. Hersey : Idea Group, 2006. 1248 str.
44. Weissman L. Richard: Mechanical trading systems. Hoboken (New Jersey) : John Wiley & Sons, Inc., 2005. 217 str.
45. Železnik Tanja: Neučinkovitosti trga kapitala. Diplomsko delo. Ljubljana : Ekonomska fakulteta, 2002. 41. str.

46. Zhang G. Peter: Neural networks in business forecasting. Hershey : Idea group publishing, 2004. 350 str.
47. Zhang Guoqiang, Patuwo B. Eddy, Hu Michael Y.: Forecasting with artificial neural networks. International Journal of Forecasting 14(1998), 1, str. 35-62.

Viri

1. Bear Market. (URL: http://en.wikipedia.org/wiki/Bear_market#Bear_market), 22.1.2008
2. Foreign Exchange. (URL: http://en.wikipedia.org/wiki/foreign_exchange_market), 21.11.2007
3. International banking and financial market developments. Basel: Bank for international settlements, 2007, 102. str
4. ISO 4217. (URL: http://www.iso.org/iso/support/faqs/faqs_widely_used_standards/widely_used_standards_other/currency_codes/currency_codes_list-1.html), 21.11.2007
5. Market Trends. (URL: http://en.wikipedia.org/wiki/market_trends), 21.11.2007
6. Metatrader. (URL: www.metaquotes.net), 24.01.2008
7. Problems with moving averages. (URL: <http://ai-quant.com/2007/09/22/the-problem-with-moving-averages/>), 24.1.2008
8. Technical Indicators. (URL: [Http://www.mta.org/eweb/Dynamicpage.aspx?webkey=282454aa-658f-46bb-9fc3-f05bc625ff8b](http://www.mta.org/eweb/Dynamicpage.aspx?webkey=282454aa-658f-46bb-9fc3-f05bc625ff8b)), 22.1.2008
9. Triennial Central Bank Survey. Basel: Bank for international settlements, 2007, 53 str.

Priloge

(A) Številčni podatki Slike 10

Prikaz in primerjava dejanskih in z UNM napovedanih vrednosti povprečnega tečaja EUR\USD, izraženega z enačbo 23, za testno množico podatkov.

Datum	1. Podatkovni zapis (x)	2. Vrednost trenda (t)	3. Dejanske vrednosti z odstranjenim trendom	4. Napovedane vrednosti z odstranjenim trendom	5. Dejanske vrednosti (2.+ 3.)	6. Napovedane vrednosti (2.+ 4.)	7. Napaka napovedi
1.12.2006	1545	1.3516	-0.0197	-0.018337137	1.3319	1.3333	0.0014
4.12.2006	1546	1.3519	-0.01985	-0.018554506	1.3321	1.3333	0.0013
5.12.2006	1547	1.3522	-0.0228	-0.021373265	1.3294	1.3308	0.0014
6.12.2006	1548	1.3525	-0.0229	-0.025084364	1.3296	1.3274	-0.0022
7.12.2006	1549	1.3528	-0.02545	-0.02493244	1.3274	1.3279	0.0005
8.12.2006	1550	1.3531	-0.03385	-0.033098226	1.3193	1.3200	0.0008
11.12.2006	1551	1.3534	-0.02855	-0.028740499	1.3249	1.3247	-0.0002
12.12.2006	1552	1.3537	-0.03015	-0.025730487	1.3236	1.3280	0.0044
13.12.2006	1553	1.354	-0.0347	-0.033585676	1.3193	1.3204	0.0011
14.12.2006	1554	1.3543	-0.04235	-0.039260499	1.3120	1.3150	0.0031
15.12.2006	1555	1.3546	-0.0465	-0.046462746	1.3081	1.3081	0.0000
18.12.2006	1556	1.3549	-0.0404	-0.045169732	1.3145	1.3097	-0.0048
19.12.2006	1557	1.3552	-0.03535	-0.035333022	1.3199	1.3199	0.0000
20.12.2006	1558	1.3555	-0.0382	-0.037931284	1.3173	1.3176	0.0003
21.12.2006	1559	1.3558	-0.0402	-0.038004104	1.3156	1.3178	0.0022
22.12.2006	1560	1.3561	-0.04505	-0.043199661	1.3111	1.3129	0.0019
26.12.2006	1561	1.3564	-0.04315	-0.046242676	1.3133	1.3102	-0.0031
27.12.2006	1562	1.3567	-0.0418	-0.044014375	1.3149	1.3127	-0.0022
28.12.2006	1563	1.357	-0.04035	-0.042300737	1.3167	1.3147	-0.0020
29.12.2006	1564	1.3573	-0.0387	-0.037432006	1.3186	1.3199	0.0013
1.1.2007	1565	1.3576	-0.03305	-0.038672115	1.3246	1.3189	-0.0056
2.1.2007	1566	1.3579	-0.03645	-0.030347377	1.3215	1.3276	0.0061
3.1.2007	1567	1.3582	-0.0458	-0.041791659	1.3124	1.3164	0.0040
4.1.2007	1568	1.3585	-0.0546	-0.049570987	1.3039	1.3089	0.0050
5.1.2007	1569	1.3588	-0.0588	-0.05816592	1.3000	1.3006	0.0006
8.1.2007	1570	1.3591	-0.0576	-0.056015068	1.3015	1.3031	0.0016
9.1.2007	1571	1.3594	-0.06325	-0.059756443	1.2962	1.2996	0.0035
10.1.2007	1572	1.3597	-0.06525	-0.06582714	1.2945	1.2939	-0.0006
11.1.2007	1573	1.36	-0.06985	-0.070728432	1.2902	1.2893	-0.0009
12.1.2007	1574	1.3603	-0.06715	-0.068264994	1.2932	1.2920	-0.0011
15.1.2007	1575	1.3606	-0.06615	-0.067169703	1.2945	1.2934	-0.0010
16.1.2007	1576	1.3609	-0.06895	-0.069534204	1.2920	1.2914	-0.0006
17.1.2007	1577	1.3612	-0.068	-0.067664334	1.2932	1.2935	0.0003
18.1.2007	1578	1.3615	-0.06625	-0.065714999	1.2953	1.2958	0.0005
19.1.2007	1579	1.3618	-0.06715	-0.065898304	1.2947	1.2959	0.0013
22.1.2007	1580	1.3621	-0.06395	-0.068156201	1.2982	1.2939	-0.0042
23.1.2007	1581	1.3624	-0.0636	-0.060503293	1.2988	1.3019	0.0031
24.1.2007	1582	1.3627	-0.06735	-0.066255989	1.2954	1.2964	0.0011
25.1.2007	1583	1.363	-0.07235	-0.070947804	1.2907	1.2921	0.0014

(A) Številčni podatki Slike 10

Datum	1. Podatkovni zapis (x)	2. Vrednost trenda (t)	3. Dejanske vrednosti z odstranjenim trendom	4. Napovedane vrednosti z odstranjenim trendom	5. Dejanske vrednosti (2.+ 3.)	6. Napovedane vrednosti (2.+ 4.)	7. Napaka napovedi
26.1.2007	1584	1.3633	-0.07055	-0.072065613	1.2928	1.2912	-0.0015
29.1.2007	1585	1.3636	-0.0678	-0.068088835	1.2958	1.2955	-0.0003
31.1.2007	1587	1.3642	-0.0617	-0.062206621	1.3025	1.3020	-0.0005
1.2.2007	1588	1.3645	-0.06425	-0.062250054	1.3003	1.3022	0.0020
2.2.2007	1589	1.3648	-0.0713	-0.069047465	1.2935	1.2958	0.0023
5.2.2007	1590	1.3651	-0.07035	-0.072600599	1.2948	1.2925	-0.0023
6.2.2007	1591	1.3654	-0.06605	-0.067237341	1.2994	1.2982	-0.0012
7.2.2007	1592	1.3657	-0.06515	-0.064166351	1.3006	1.3015	0.0010
8.2.2007	1593	1.366	-0.06495	-0.062460278	1.3011	1.3035	0.0025
9.2.2007	1594	1.3663	-0.06795	-0.065733762	1.2984	1.3006	0.0022
12.2.2007	1595	1.3666	-0.06715	-0.070800389	1.2995	1.2958	-0.0037
13.2.2007	1596	1.3669	-0.05865	-0.063613131	1.3083	1.3033	-0.0050
14.2.2007	1597	1.3672	-0.0531	-0.053512275	1.3141	1.3137	-0.0004
15.2.2007	1598	1.3675	-0.05605	-0.053734177	1.3115	1.3138	0.0023
16.2.2007	1599	1.3678	-0.05405	-0.054196994	1.3138	1.3136	-0.0001
19.2.2007	1600	1.3681	-0.05265	-0.05299541	1.3155	1.3151	-0.0003
20.2.2007	1601	1.3684	-0.05485	-0.054673681	1.3136	1.3137	0.0002
21.2.2007	1602	1.3687	-0.05785	-0.054351889	1.3109	1.3143	0.0035
22.2.2007	1603	1.369	-0.0549	-0.056058636	1.3141	1.3129	-0.0012
23.2.2007	1604	1.3693	-0.0522	-0.052520139	1.3171	1.3168	-0.0003
26.2.2007	1605	1.3696	-0.0489	-0.050366568	1.3207	1.3192	-0.0015
27.2.2007	1606	1.3699	-0.04925	-0.045784979	1.3207	1.3241	0.0035
28.2.2007	1607	1.3702	-0.05085	-0.047583683	1.3194	1.3226	0.0033
1.3.2007	1608	1.3705	-0.05365	-0.052904433	1.3169	1.3176	0.0007
2.3.2007	1609	1.3708	-0.057	-0.051547233	1.3138	1.3193	0.0055
5.3.2007	1610	1.3711	-0.06085	-0.062517171	1.3103	1.3086	-0.0017
6.3.2007	1611	1.3714	-0.057	-0.058833852	1.3144	1.3126	-0.0018
7.3.2007	1612	1.3717	-0.05715	-0.053232097	1.3146	1.3185	0.0039
8.3.2007	1613	1.372	-0.06005	-0.058420151	1.3120	1.3136	0.0016
9.3.2007	1614	1.3723	-0.05715	-0.060968749	1.3152	1.3113	-0.0038
12.3.2007	1615	1.3726	-0.0541	-0.053406057	1.3185	1.3192	0.0007
13.3.2007	1616	1.3729	-0.05215	-0.05329321	1.3208	1.3196	-0.0011
14.3.2007	1617	1.3732	-0.0513	-0.051522577	1.3219	1.3217	-0.0002
15.3.2007	1618	1.3735	-0.045	-0.049338824	1.3285	1.3242	-0.0043
16.3.2007	1619	1.3738	-0.0439	-0.041945936	1.3299	1.3319	0.0020
19.3.2007	1620	1.3741	-0.0447	-0.043303017	1.3294	1.3308	0.0014
20.3.2007	1621	1.3744	-0.0408	-0.042736687	1.3336	1.3317	-0.0019
21.3.2007	1622	1.3747	-0.039	-0.035804435	1.3357	1.3389	0.0032
22.3.2007	1623	1.375	-0.04415	-0.042396681	1.3309	1.3326	0.0018
23.3.2007	1624	1.3753	-0.0456	-0.047161311	1.3297	1.3281	-0.0016
26.3.2007	1625	1.3756	-0.0414	-0.042522806	1.3342	1.3331	-0.0011
27.3.2007	1626	1.3759	-0.04215	-0.039873952	1.3338	1.3360	0.0023
28.3.2007	1627	1.3762	-0.0438	-0.044742174	1.3324	1.3315	-0.0009
29.3.2007	1628	1.3765	-0.04245	-0.043398535	1.3341	1.3331	-0.0009
30.3.2007	1629	1.3768	-0.0414	-0.041210456	1.3354	1.3356	0.0002

(A) Številčni podatki Slike 10

Datum	1. Podatkovni zapis (x)	2. Vrednost trenda (t)	3. Dejanske vrednosti z odstranjenim trendom	4. Napovedane vrednosti z odstranjenim trendom	5. Dejanske vrednosti (2.+ 3.)	6. Napovedane vrednosti (2.+ 4.)	7. Napaka napovedi
2.4.2007	1630	1.3771	-0.0425	-0.040431783	1.3346	1.3367	0.0021
3.4.2007	1631	1.3774	-0.0428	-0.044526669	1.3346	1.3329	-0.0017
4.4.2007	1632	1.3777	-0.0383	-0.040777195	1.3394	1.3369	-0.0025
5.4.2007	1633	1.378	-0.0385	-0.034964918	1.3395	1.3430	0.0035
9.4.2007	1635	1.3786	-0.0387	-0.043096564	1.3399	1.3355	-0.0044
10.4.2007	1636	1.3789	-0.03685	-0.035713938	1.3421	1.3432	0.0011
11.4.2007	1637	1.3792	-0.03275	-0.035746827	1.3465	1.3435	-0.0030
12.4.2007	1638	1.3795	-0.02805	-0.031128341	1.3515	1.3484	-0.0031
13.4.2007	1639	1.3798	-0.025	-0.027331192	1.3548	1.3525	-0.0023
16.4.2007	1640	1.3801	-0.0245	-0.027580475	1.3556	1.3525	-0.0031
17.4.2007	1641	1.3804	-0.0221	-0.023461431	1.3583	1.3569	-0.0014
18.4.2007	1642	1.3807	-0.02205	-0.020104984	1.3587	1.3606	0.0019
19.4.2007	1643	1.381	-0.02025	-0.019810365	1.3608	1.3612	0.0004
20.4.2007	1644	1.3813	-0.0243	-0.022868505	1.3570	1.3584	0.0014
23.4.2007	1645	1.3816	-0.0224	-0.02439476	1.3592	1.3572	-0.0020
24.4.2007	1646	1.3819	-0.0179	-0.018719825	1.3640	1.3632	-0.0008
25.4.2007	1647	1.3822	-0.02065	-0.018478494	1.3616	1.3637	0.0022
26.4.2007	1648	1.3825	-0.0195	-0.023980714	1.3630	1.3585	-0.0045
27.4.2007	1649	1.3828	-0.01975	-0.018187091	1.3631	1.3646	0.0016
30.4.2007	1650	1.3831	-0.02025	-0.019430078	1.3629	1.3637	0.0008
1.5.2007	1651	1.3834	-0.0251	-0.023588573	1.3583	1.3598	0.0015
2.5.2007	1652	1.3837	-0.0256	-0.025844097	1.3581	1.3579	-0.0002
3.5.2007	1653	1.384	-0.02705	-0.029212596	1.3570	1.3548	-0.0022
4.5.2007	1654	1.3843	-0.02375	-0.025570519	1.3606	1.3587	-0.0018
7.5.2007	1655	1.3846	-0.02815	-0.025259349	1.3565	1.3593	0.0029
8.5.2007	1656	1.3849	-0.031	-0.03096084	1.3539	1.3539	0.0000
9.5.2007	1657	1.3852	-0.03415	-0.032775983	1.3511	1.3524	0.0014
10.5.2007	1658	1.3855	-0.0362	-0.037922233	1.3493	1.3476	-0.0017
11.5.2007	1659	1.3858	-0.0321	-0.033537997	1.3537	1.3523	-0.0014
14.5.2007	1660	1.3861	-0.0297	-0.032158062	1.3564	1.3539	-0.0025
15.5.2007	1661	1.3864	-0.0311	-0.027499565	1.3553	1.3589	0.0036
16.5.2007	1662	1.3867	-0.036	-0.035465051	1.3507	1.3512	0.0005
17.5.2007	1663	1.387	-0.03805	-0.037535648	1.3490	1.3495	0.0005
18.5.2007	1664	1.3873	-0.0396	-0.036577085	1.3477	1.3507	0.0030
21.5.2007	1665	1.3876	-0.04225	-0.041250444	1.3454	1.3463	0.0010
22.5.2007	1666	1.3879	-0.0424	-0.043000766	1.3455	1.3449	-0.0006
23.5.2007	1667	1.3882	-0.04475	-0.042559591	1.3435	1.3456	0.0022
24.5.2007	1668	1.3885	-0.04465	-0.045246625	1.3439	1.3433	-0.0006
25.5.2007	1669	1.3888	-0.0442	-0.044611965	1.3446	1.3442	-0.0004
28.5.2007	1670	1.3891	-0.0425	-0.044213052	1.3466	1.3449	-0.0017
29.5.2007	1671	1.3894	-0.04655	-0.044676978	1.3429	1.3447	0.0019
30.5.2007	1672	1.3897	-0.045	-0.046661834	1.3447	1.3430	-0.0017
31.5.2007	1673	1.39	-0.0476	-0.044670265	1.3424	1.3453	0.0029
1.6.2007	1674	1.3903	-0.0441	-0.045291897	1.3462	1.3450	-0.0012
4.6.2007	1675	1.3906	-0.0389	-0.041208092	1.3517	1.3494	-0.0023

(A) Številčni podatki Slike 10

Datum	1. Podatkovni zapis (x)	2. Vrednost trenda (t)	3. Dejanske vrednosti z odstranjenim trendom	4. Napovedane vrednosti z odstranjenim trendom	5. Dejanske vrednosti (2.+ 3.)	6. Napovedane vrednosti (2.+ 4.)	7. Napaka napovedi
5.6.2007	1676	1.3909	-0.04005	-0.039068913	1.3509	1.3518	0.0010
6.6.2007	1677	1.3912	-0.0448	-0.041498138	1.3464	1.3497	0.0033
7.6.2007	1678	1.3915	-0.0544	-0.048783023	1.3371	1.3427	0.0056
8.6.2007	1679	1.3918	-0.0573	-0.054398311	1.3345	1.3374	0.0029
11.6.2007	1680	1.3921	-0.05895	-0.056121697	1.3332	1.3360	0.0028
12.6.2007	1681	1.3924	-0.0638	-0.061889351	1.3286	1.3305	0.0019
14.6.2007	1683	1.393	-0.0586	-0.061861541	1.3344	1.3311	-0.0033
15.6.2007	1684	1.3933	-0.05385	-0.054288897	1.3395	1.3390	-0.0004
18.6.2007	1685	1.3936	-0.05295	-0.051787293	1.3407	1.3418	0.0012
19.6.2007	1686	1.3939	-0.0526	-0.051492203	1.3413	1.3424	0.0011
20.6.2007	1687	1.3942	-0.05565	-0.054030044	1.3386	1.3402	0.0016
21.6.2007	1688	1.3945	-0.05225	-0.055759006	1.3423	1.3387	-0.0035
22.6.2007	1689	1.3948	-0.04955	-0.047591334	1.3453	1.3472	0.0020
25.6.2007	1690	1.3951	-0.04995	-0.048524033	1.3452	1.3466	0.0014
26.6.2007	1691	1.3954	-0.0521	-0.049577208	1.3433	1.3458	0.0025
27.6.2007	1692	1.3957	-0.0508	-0.050393232	1.3449	1.3453	0.0004
28.6.2007	1693	1.396	-0.04775	-0.051199432	1.3483	1.3448	-0.0034
29.6.2007	1694	1.3963	-0.0384	-0.041921787	1.3579	1.3544	-0.0035
2.7.2007	1695	1.3966	-0.03605	-0.033121155	1.3606	1.3635	0.0029
3.7.2007	1696	1.3969	-0.03545	-0.036316029	1.3615	1.3606	-0.0009
4.7.2007	1697	1.3972	-0.03565	-0.036242532	1.3616	1.3610	-0.0006
5.7.2007	1698	1.3975	-0.0374	-0.03830952	1.3601	1.3592	-0.0009
6.7.2007	1699	1.3978	-0.0357	-0.035094544	1.3621	1.3627	0.0006
9.7.2007	1700	1.3981	-0.0294	-0.03553385	1.3687	1.3626	-0.0061
10.7.2007	1701	1.3984	-0.02315	-0.021753509	1.3753	1.3766	0.0014
11.7.2007	1702	1.3987	-0.0221	-0.024668022	1.3766	1.3740	-0.0026
12.7.2007	1703	1.399	-0.0205	-0.020770099	1.3785	1.3782	-0.0003
13.7.2007	1704	1.3993	-0.02155	-0.021599193	1.3778	1.3777	0.0000
16.7.2007	1705	1.3996	-0.0222	-0.0229657	1.3774	1.3766	-0.0008
17.7.2007	1706	1.3999	-0.021	-0.022209177	1.3789	1.3777	-0.0012
18.7.2007	1707	1.4002	-0.01975	-0.020234805	1.3805	1.3800	-0.0005
19.7.2007	1708	1.4005	-0.0197	-0.021256879	1.3808	1.3792	-0.0016
20.7.2007	1709	1.4008	-0.01925	-0.018808853	1.3816	1.3820	0.0004
23.7.2007	1710	1.4011	-0.01895	-0.021054068	1.3822	1.3800	-0.0021
24.7.2007	1711	1.4014	-0.0255	-0.019313895	1.3759	1.3821	0.0062
25.7.2007	1712	1.4017	-0.0289	-0.029624503	1.3728	1.3721	-0.0007
26.7.2007	1713	1.402	-0.0333	-0.028421809	1.3687	1.3736	0.0049
27.7.2007	1714	1.4023	-0.03695	-0.038790295	1.3654	1.3635	-0.0018
30.7.2007	1715	1.4026	-0.03315	-0.033140942	1.3695	1.3695	0.0000
31.7.2007	1716	1.4029	-0.0359	-0.035127903	1.3670	1.3678	0.0008

(B) Seznam uporabljenih kratic

KRATICA	OPIS	ANGLEŠKI IZRAZ
ARIMA	avto regresivna integrirana drseča sredina	auto-regressive integrated moving average
BBs(24,2) in BBz(24,2)	boillingerjev trak izračunan na podlagi drugega standardnega odklona za 24 preteklih dni	Bollinger bands
BDP	bruto družbeni produkt	gross domestical product
BIS	banka za mednarodne poravnave	bank for international settlements
CB	Centralna banka	Central bank
CHF	švicarski frank	Swiss Franc
CPI	indeks cen življenjskih potrebščin	consumer price index
ECB	evropska centralna banka	European central bank
EMH	hipoteza o učinkovitosti trgov	efficiency market hypothesis
EUR	evro	euro
GBP	angleški funt	Great Britain Pound
IMM	mednarodni denarni trg	International monetary market
IN	inercija nevronske mreže	momentum
ISO	mednarodna organizacija za standardizacijo	International standard organization
JPN	japonski jen	Yen
MA5, MA10, MA20	drseča sredina izračunana za obdobje preteklih 5, 10 oziroma 20 dni	moving average
MSE	srednja kvadratna napaka	mean squared error
NMSE	normalizirana srednja kvadratna napaka	normalized mean squared error
OTC	trg preko okenca	over the counter market
PKM	pariteta kupne moči	purchasing power parity
POS	paritete obrestnih mer	interest rate parity
Pr.	število zaporednega preizkusa	-
RSI10	indeks relativne moči izračunan za preteklih 10 dni	relative strength index
STP	standardizirana terminska pogodba	futures
SU	stopnja učenja nevronske mreže	learning rate
SWIFT	služba za svetovne, medbančno-finančne telekomunikacije	Society for Worldwide Interbank Financial Telecommunication
UNM	umetna nevronska mreža	artificial neural network
USD	ameriški dolar	United States Dollar