UNIVERZA V LJUBLJANI

EKONOMSKA FAKULTETA

MAGISTRSKO DELO

TEHNIČNA ANALIZA VALUTNEGA TRGA S POMOČJO STROJNEGA UČENJA

Ljubljana, oktober 2009 Darko Bodnaruk

IZJAVA

Študent Darko Bodnaruk izjavljam, da sem avtor tega magistrskega dela, ki sem ga napisal pod mentorstvom doc. dr. Silve Deželan in prof. dr. Matjaža Gamsa, in skladno s 1. odstavkom 21. člena Zakona o avtorskih in sorodnih pravicah dovolim objavo magistrskega dela na fakultetnih spletnih straneh.

V Ljubljani, dne_____

Podpis:_____

VSEBINA

UVOD 1

Problematika magistrskega dela 1

Namen in cilj magistrskega dela 2

Metode dela 3

Vsebinska zasnova magistrskega dela 3

1 GLOBALNI DEVIZNI TRG IN DEVIZNI TEČAJI 4

1.1 Globalni devizni trg 4

1.2 Funkcije deviznega trga 5

1.3 Udeleženci deviznega trga 6

1.4 Vrste deviznih transakcij 6

1.5 Vrste deviznih tečajev 7

1.6 Temeljni dejavniki vpliva na devizne tečaje 8

2 NAPOVEDOVANJE FINANČNIH ČASOVNIH VRST 11

2.1 Hipoteza učinkovitih trgov in teorija naključnega sprehoda 12

2.2 Pregled študij hipoteze učinkovitih trgov 13

2.3 Kritike hipoteze učinkovitih trgov 15

2.4 Težave pri preverjanju učinkovitosti trgov 19

3 TEHNIČNA ANALIZA 20

3.1 Osnove tehnične analize 21

3.2 Zgodovina tehnične analize 22

3.3 Trgovanje s pomočjo grafov 24

3.4 Tehnični indikatorji 28

4 STROJNO UČENJE 31

4.1 Klasifikacija 32

4.2 Ocenjevanje uspešnosti klasifikacije 34
4.3 Izbira atributov 35
4.4 Odločitvena drevesa 37
4.5 Pravila 41
4.6 Genetski algoritmi 42
4.7 Meta metode 43

5 UPORABA STROJNEGA UČENJA ZA PREVERJANJE INDIKATORJEV TEHNIČNE ANALIZE 44
5.1 Vhodni podatki 46
5.2 Zgoščevanje podatkov 46
5.3 Izračun indikatorjev tehnične analize 48
5.4 Predprocesiranje podatkov – neuravnoteženost podatkov 49
5.5 Oblikovanje napovedovanega razreda 50
5.6 Izbira metode strojnega učenja 52
5.7 Proces strojnega učenja 53
5.8 Prevedba rezultatov strojnega učenja v trgovalni algoritem 56
5.9 Rezultati 59

SKLEP 66

LITERATURA IN VIRI 68

UVOD

Problematika magistrskega dela

Globalni devizni trg je najlikvidnejši in po vrednosti največji finančni trg na svetu, devizni tečaji pa so za mednarodno trgovino praktično najpomembnejši ekonomski dejavnik. S povečevanjem mednarodne trgovine postaja tudi napovedovanje gibanja teh tečajev vedno bolj pomembno. Ekonomska teorija pojasnjuje dolgoročna gibanja tečajev s pomočjo razlik v obrestnih merah, trgovinskih in drugih ovir, intervencij centralnih bank in drugih dejavnikov. Vendar pa ti dejavniki ne morejo razložiti kratkoročnega nihanja tečajev. To je predvsem posledica dejstva, da je na trgu veliko število udeležencev, ki nastopajo predvsem s špekulativnimi nameni. Mednje lahko štejemo banke in finančne institucije pa tudi posameznike, saj je v zadnjih letih z razmahom širokopasovnega interneta devizno trgovanje postalo dostopno prav vsakomur, pravi Schlossberg (2006, str. 1).

Eden izmed načinov analize finančnih instrumentov za namene trgovanja, predvsem kratkoročnega, je tehnična analiza. V nasprotju s fundamentalno analizo, ki finančnemu instrumentu poskuša določiti pravilno vrednost (ta se lahko odraža ali ne odraža v tržnem tečaju), se tehnična analiza osredotoča le na predvidevanje gibanja tržnega tečaja. Kot pravi Murphy (1999, str. 5), fundamentalni analitik preučuje vzroke za gibanja tečajev, tehnični analitik pa učinke.

Murphy (1999, str. 2) navaja tudi nekaj ključnih predpostavk, na katerih sloni tehnična analiza. Prva predpostavka pravi, da so vse bistvene informacije že vključene v ceno instrumenta, zato je mogoče uspešno trgovati tudi brez spremljanja fundamentalnih podatkov – tistih, ki po ekonomski teoriji vplivajo na ceno instrumenta (obrestne mere, inflacija, dobički podjetij, dividende…). Druga predpostavka je, da se cene gibljejo v trendih, ki jih je mogoče prepoznati in z njimi skladno trgovati. Tretja predpostavka pa so določeni ponavljajoči se vzorci, ki napovedujejo obrate omenjenih trendov. Ti vzorci izvirajo predvsem iz psihologije množic in so bolj ali manj nespremenljivi, pojavitve vzorcev pa naj bi bilo možno identificirati na grafih tečajev in jih uporabiti za sklepanje o verjetnem gibanju tečajev v prihodnosti. Nekateri izmed vzorcev so med uporabniki tehnične analize znani že desetletja, vendar so podani opisno, zato so še vedno zelo subjektivni – vsak špekulant jih vidi drugače. Poleg vzorcev pa so bili razviti številni numerični indikatorji, katerih skupna lastnost je, da so izpeljani iz preteklih vrednosti tečajev in prometa. Ti indikatorji se uporabljajo kot podpora odločanju o prodajah in nakupih, včasih pa tudi za popolnoma avtomatizirano trgovanje.

Na področju preučevanja veljavnosti tehnične analize so bile narejene že številne študije, ki so dale zelo različne rezultate, odvisno od proučevanega obdobja, vrste finančnega instrumenta, razvitosti finančnega trga in uporabljenih metod tehnične analize. Enega boljših pregledov raziskav na tem področju podajata Park in Irwin (2004). Študije so se osredotočale predvsem

na preverjanje uspešnosti trgovalnih strategij, ki jih tehnični analitiki in trgovci uporabljajo v praksi.

Tudi uporaba metod strojnega učenja, ki sicer izvirajo iz računalništva, ni na finančnih trgih nobena novost. Obsežen pregled različnih tehnik podajajo npr. Yoo, Kim in Jan (2005), pregled uporabe najbolj popularnih nevronskih mrež pa podajajo Zhang, Patuwo in Hu (1998) in Zekić (1998).

Ena smer raziskovanja, ki se po pregledu literature zdi še neraziskana, je preiskovanje prostora parametrov mehanskih tehničnih indikatorjev. Vsi indikatorji namreč vsebujejo določene parametre, za katere literatura navaja najpogosteje uporabljane vrednosti (npr. 200-dnevna drseča sredina ali 14-dnevni indikator RSI). Ob pregledu poročil tistih, ki se s trgovanjem ukvarjajo v praksi, pa ugotovimo, da pri gradnji lastnih trgovalnih strategij uporabljajo tudi druge vrednosti teh parametrov. Vprašamo se lahko, ali so priporočene vrednosti parametrov indikatorjev res tiste prave za določen finančni instrument ali obdobje. Prav mogoče se zdi, da za nek finančni instrument v določenem obdobju indikatorji z drugačnimi parametri od priporočenih dajejo boljše signale za nakup in prodajo. Drugače povedano, možno je, da lahko zasnujemo bolj učinkovite trgovalne strategije na osnovi indikatorjev z drugačnimi parametri od tistih, ki jih običajno navaja literatura. Podobna nedoločenost kot pri parametrih tehničnih indikatorjev je pri interpretaciji indikatorjev. Nekateri indikatorji dajejo signale za nakup oz. prodajo, ko presežejo določen nivo, tega pa v praksi trgovci nastavljajo različno (npr. tipično indikator RSI generira signal za nakup, ko preseže vrednost 80, lahko pa tudi 70 ali 90). V pričujočem magistrskem delu bom raziskal to smer preverjanja uspešnosti tehnične analize na deviznih trgih.

Namen in cilj magistrskega dela

Cilj magistrskega dela je uporabiti metode strojnega učenja z namenom znotraj nabora indikatorjev tehnične analize poiskati tiste, ki imajo najboljšo napovedno moč gibanja tečajev, ter na podlagi teh indikatorjev oblikovati in primerjalno oceniti trgovalno strategijo.

Za uporabo metod strojnega učenja, konkretneje klasifikacijskih algoritmov, potrebujemo čim večjo učno množico. Ta je sestavljena iz učnih primerov, ki vsebujejo atribute (kriterije, iz katerih se gradijo pravila), in so razvrščeni v razrede. Cilj klasifikacijskih algoritmov je na podlagi učne množice oblikovati odločitvena pravila, ki omogočajo s čim večjo natančnostjo v razrede razvrščati bodoče primere.

Iskanje odločitvenih pravil bom izvedel v petih korakih:

1. Iz časovnih podatkov bom izbral določeno podmnožico, ki bo služila kot učna množica.

2. Množici učnih primerov bom na podlagi poznavanja prihodnjih tečajev pripisal razrede (*kupi*, *drži*, *prodaj*). Razred bo dodeljen na podlagi spremembe tečaja v neki omejeni prihodnosti.
3. Množici učnih primerov bom dodal večje število atributov. To bodo signali za nakup oz. prodajo, ki bodo temeljili na različnih indikatorjih pa tudi na enakih indikatorjih z različnimi parametri (npr. križanje 2- in 20-dnevne drseče sredine, križanje 5- in 15-dnevne drseče sredine).
4. Na množici učnih primerov bom zagnal klasifikacijski algoritem, ki bo izbran na podlagi teorije, saj so različni algoritmi primerni za različne vrste podatkov. Algoritem bo na podlagi atributov sestavil model oz. odločitvena pravila. Nekaj najbolj uspešnih pravil bom izbral za ocenjevanje donosnosti.
5. Z uporabo odločitvenih pravil bom simuliral nakupe in prodaje na deviznem trgu ter ugotavljal donosnost takih strategij in primerjal z indeksi oz. preprosto naključno trgovalno strategijo.

Metode dela

Izhodišče magistrskega dela bo preučitev teoretične podlage o temeljnih vzrokih za gibanje deviznih tečajev, teorije finančnih trgov, njihove učinkovitosti ter možnostih za njihovo napovedovanje, teorije, ki stoji za tehnično analizo, teorije strojnega učenja in pripadajočih algoritmih, ter znanstvenih člankov, ki opisujejo poskuse drugih raziskovalcev uporabiti strojno učenje za napovedovanje gibanj deviznih tečajev in drugih finančnih instrumentov. Pri tem bom uporabljal predvsem knjige in znanstveno-raziskovalne članke tujih avtorjev, saj pri nas tako literaturo najdemo v zelo omejenem obsegu.

V empiričnem delu bom kot metodo dela uporabljal simulacijo realnega trgovanja s pomočjo računalniškega programa. Po izbiri vhodnih podatkov in klasifikacijskega algoritma bom z uporabo odprtih programov in knjižnic za strojno učenje ugotovil indikatorje oz. signale, ki najbolje napovedujejo donose. Na podlagi teh indikatorjev ter z upoštevanjem pravil za omejevanje tveganja bom simuliral trgovanje, vključno s transakcijskimi stroški.

Podatke bom pridobil iz storitve FX Ticks ponudnika Oanda, ki za akademske namene ponuja triletne podatke glavnih valutnih križev. Podatki vsebujejo ponudbo in povpraševanje (ang. *bid/ask*), ločljivost pa je en *tick*, torej je prikazan vsak premik. S takimi podatki bo mogoče natančno upoštevati stroške trgovanja, ki so ponavadi odvisni od dogajanja na trgu.

Vsebinska zasnova magistrskega dela

V prvem poglavju predstavljam globalni devizni trg, njegovo strukturo in udeležence, ekonomske funkcije in temeljne dejavnike, ki dolgoročno vplivajo na devizne tečaje. Drugo poglavje je namenjeno utemeljitvi smiselnosti ukvarjanja z napovedovanjem deviznih tečajev. Predstavljam hipotezo učinkovitih trgov in jo soočam z nekaterimi kritikami, povzemam pa

tudi empirične rezultate preverjanja učinkovitosti s poudarkom na deviznih trgih. V tretjem poglavju opisujem filozofijo in osnovne predpostavke tehnične analize, njeno zgodovino in različne načine uporabe. Opisujem vzorce in indikatorje, ki jih bom kasneje uporabil v empiričnem delu. Četrto poglavje na kratko predstavi široko področje strojnega učenja, predvsem osnovne koncepte, ki so enotni vsem metodam, podrobneje pa predstavi metode, ki bodo uporabljene v empiričnem delu. Peto poglavje vsebuje predstavitev priprave podatkov za uporabo z metodami strojnega učenja in s tem povezano izbiro konkretnih metod v uporabljenem programskem paketu. Predstavljena je izbira parametrov tehničnih indikatorjev, izračun nakupno-prodajnih signalov in izračun napovedovanega razreda. Povzeti so rezultati strojnega učenja in iz rezultatov pridobljena pravila. V istem poglavju opisujem tudi trgovalno strategijo, algoritem za simulacijo trgovanja in predstavljam rezultate simulacij na različnih deviznih parih in z različnimi časovnimi enotami. V zadnjem poglavju zaključim in predlagam smer morebitnega nadaljnjega raziskovanja.

1 GLOBALNI DEVIZNI TRG IN DEVIZNI TEČAJI

V tem poglavju je predstavljen globalni devizni trg in njegova funkcija v finančnem sistemu, njegova struktura, glavne skupine udeležencev ter vrste transakcij, ki se opravljajo na tem trgu. Devizni trg je bil kot predmet pričujoče raziskave izbran zaradi dostopnosti podrobnih podatkov, dostopnosti trgovanja fizičnim osebam ter zaradi prevladujočega mnenja, da so devizni tečaji med vsemi instrumenti najbolj pod vplivom tehnične analize. Taylor in Allen (1992) namreč navajata rezultate ankete, po kateri več kot 90 odstotkov deviznih trgovcev pri svojem delu uporablja neko obliko tehnične analize. Neformalna lastna poizvedba v nekaj domačih bankah in borzno-posredniških hišah podobno kaže, da vsaj v določeni meri tehnično analizo uporabljajo vsi.

1.1 Globalni devizni trg

Globalni devizni trg (tudi trg *Forex* ali *FX*) ni en sam trg, temveč poteka preko telekomunikacijskih omrežij med prodajalci in kupci deviz, ki so večinoma locirani v velikih finančnih centrih. Največji med njimi je London, sledijo pa mu New York, Tokio, Singapur in drugi. Trgovanje poteka 24 ur na dan od ponedeljka zjutraj po vzhodnoazijskem času do petka popoldan po času ameriške zahodne obale, efektivno 6 dni na teden. Trg je najbolj likviden zgodaj popoldan po evropskem času, ko so hkrati odprti evropski finančni centri in New York. Devizne trge lahko delimo na medbančne in klientske. Medbančni so po obsegu transakcij v ospredju, tipične transakcije obsegajo nekaj milijonov USD. Trgovanje je izredno koncentrirano, saj po zadnji raziskavi revije Euromoney (2009) prve štiri banke po deviznem prometu opravijo preko 50% vsega trgovanja, prvih 10 pa kar 80%. Na klientskih trgih gre za transakcije med bankami in podjetji oz. posamezniki. Prevladujejo podjetja, vendar pa se zadnja leta vse več velikih podjetij odloča za samostojno trgovanje na deviznem trgu, brez posredovanja bank. Hkrati so številne banke in borznoposredniške hiše izkoristile razmah

širokopasovnega interneta in ponudile trgovanje (v špekulativne namene) na deviznem trgu tudi posameznikom.
Na deviznih trgih je v zadnjih letih prišlo do velikih sprememb. Obseg finančnih transakcij se izredno povečuje, po zadnji raziskavi Triennial Central Bank Survey (2007) znaša preko 3.200 mrd. USD dnevno in je največji finančni trg na svetu. Rast prometa v obdobju 2004-2007 znaša 63%, kar presega rast obsega svetovne trgovine v enakem obdobju (52%). Od razpada sistema fiksnih deviznih tečajev Bretton Woods devizni so tečaji postali zelo spremenljivi. To je privedlo do povečanja tečajnih tveganj za podjetja, ki poslujejo mednarodno. Hkrati je prišlo do finančnih inovacij, ki omogočajo različne načine zavarovanja pred temi tveganji, pa tudi špekulacije in morebiten dobiček na račun prevzemanja tveganja.

1.2 Funkcije deviznega trga

Mrak (2002, str. 111) kot glavne funkcije deviznih trgov navaja tri: funkcija kliringa valut in kreditiranja, funkcija zavarovanja pred tečajnim tveganjem ter funkcija špekuliranja oz. zavestnega sprejemanja tečajnih tveganj.

Funkcija kliringa valut omogoča podjetjem in posameznikom, da eno valuto zamenjajo za drugo. Npr. turisti potrebujejo valuto obiskane države in za njo menjajo svoj nacionalni denar. Izvozna podjetja od tujih partnerjev običajno zahtevajo plačilo v svoji valuti, s čimer povzročajo povpraševanje partnerjev po njej. V funkcijo kliringa valut včasih vstopajo tudi banke, ki s krediti omogočajo izvoznikom, da svoje plačilo dobijo takoj, banke pa v zameno dobijo terjatev, ki jo realizirajo po 90-dnevnem plačilnem roku, ki je ustaljena praksa v mednarodni trgovini.

Podjetja, ki poslujejo s tujino, se ponavadi ne želijo izpostavljati tveganju neugodne spremembe deviznega tečaja, zato se zavarujejo z ustreznimi finančnimi instrumenti (ang. *hedging*). Pod tem pojmom razumemo vse »aktivnosti, s katerimi se udeleženci na deviznem trgu izognejo prevzemu tečajnega tveganja, oziroma aktivnosti z katerimi zapirajo svojo odprto devizno pozicijo« (Mrak, 2002, str. 112). Odprta devizna pozicija pomeni, da ima subjekt v neki valuti drugačno količino obveznosti kot terjatev, kar pomeni, da sprememba tečaja različno vpliva na dve strani bilance. Na deviznih trgih se je pred tem mogoče zavarovati na več načinov. Podjetje lahko za svojo bodočo obveznost v tuji valuti takoj kupi devize. S tem odpravi negotovost glede cene deviz v prihodnosti, vendar to zahteva vezavo denarnih sredstev ali zadolžitev na domačem denarnem trgu. Druga možnost je zavarovanje na terminskem deviznem trgu. Podjetje tako lahko kupi ali proda devize danes, transakcija pa se izvede čez določen čas. Drugi finančni instrumenti, ki jih podjetje lahko uporabi, so standardizirane terminske pogodbe in opcije. Opcije dajejo le možnost nakupa ali prodaje deviz po določeni ceni na določen trenutek, zato se z njimi podjetje lahko zavaruje le v eno (neugodno) smer gibanja tečaja.

Zadnja omenjena funkcija deviznih trgov je omogočanje udeležencem, da zavestno prevzemajo tveganje oz. špekulirajo. Špekulanti deviz, ki jih kupujejo in prodajajo, ne potrebujejo za poslovanje, temveč trgujejo z namenom predvideti gibanje tečajev in s tem zaslužiti. Tudi oni lahko uporabljajo vse omenjene vrste instrumentov deviznega trga.

1.3 Udeleženci deviznega trga

Udeležence deviznega trga lahko razdelimo glede na omenjene funkcije v katerih nastopajo. Druga možna delitev je glede na transakcijske stroške in likvidnost, ki jih lahko dosežejo. Waring (2009) tako udeležence uvršča v tri nivoje: prvi nivo je medbančni trg, v katerem je le okrog 10 največjih mednarodnih bank. Ti opravljajo največje transakcije in imajo zato najnižje transakcijske stroške. Hkrati imajo na voljo največjo likvidnost: možnost opravljati velike posle pri danem tečaju. Na drugem nivoju se nahajajo hedge skladi, brokerji in srednje velike banke, katerih stroški so višji, likvidnost pa nižja. Na tretjem nivoju so podjetja in manjše finančne institucije.

Mrak (2002, str. 116) udeležence razdeli glede na obliko institucije: komercialne banke, njihove stranke (podjetja in posamezniki) ter centralne banke. Stranke komercialnih bank so podjetja in posamezniki, ki devize potrebujejo za tekoče poslovanje. Na deviznih trgih ne sodelujejo neposredno, ampak svoja naročila oddajajo bankam. Komercialne banke trgujejo po naročilu strank, pa tudi za svoj račun. Določene velike banke se specializirajo za vlogo vzdrževalcev deviznega tečaja (ang. *market maker*). Vedno so pripravljene trgovati z določenim deviznim parom, za katerega so specializirani. Trgovanje z devizami je za nekatere banke izredno pomemben del dejavnosti, saj z njim delajo velike dobičke (Mrak, 2002, str. 118). Tečaji na medbančnem trgu se prenašajo večinoma preko dveh elektronskih brokerjev, to sta Reuters Dealing in Electronic Brokerage Service (Lien, 2006). Ti v svojem sistemu zbirajo ponudbe in povpraševanja po določenih valutah in s tem bankam prihranijo odvečno medsebojno poizvedovanje.

1.4 Vrste deviznih transakcij

Na deviznem trgu potekajo različne vrste transakcij: promptne devizne transakcije, enostavne terminske transakcije, terminske zamenjave, standardizirane terminske pogodbe ter opcije (Mrak, 2002, str. 125).

- Najbolj enostavne so **promptne devizne transakcije**. Pri teh se posel realizira takoj po sklenitvi, kar v praksi pomeni še isti dan ali največ dva dni kasneje.
- **Enostavne terminske transakcije** so tiste, kjer se stranki dogovorita, da na točno določen dan v prihodnosti (ponavadi 30, 90, 180, 270 ali 360 dni kasneje) realizirata transakcijo po danes določeni ceni. Obe stranki sta na določeni dan obvezani izpolniti svoj del pogodbe.

- Pod **terminske zamenjave** štejemo tiste sestavljene transakcije, kjer pogodba obsega nakup in prodajo enake količine valute, vendar ob različnih časih. Najpogosteje se prva transakcija realizira danes, povratna pa čez nekaj mesecev. Redkejše so pogodbe, kjer se obe transakciji realizirata v prihodnosti.
- **Standardizirane terminske pogodbe** (v nadaljevanju STP) so na nek način podobne enostavnim terminskim transakcijam, vendar imajo ponavadi več elementov standardiziranih. Medtem ko so pri enostavnih terminskih transakcijah vsi parametri (valuta, ročnost, količina) predmet dogovora, so pri STP določeni vnaprej. V primerjavi z enostavnimi terminskimi transakcijami STP niso uporabne prav za vsako situacijo, po drugi strani pa je razmah STP omogočil nastanek sekundarnega trga, na katerem se s pogodbami trguje praktično vse do časa dospetja. Zaradi standardiziranosti so tudi precej cenejše kot terminske pogodbe, ki jih banke sestavljajo po meri. Razlika v stroških povzroči tudi, da se enostavne terminske pogodbe v veliki večini primerov držijo do realizacije, standardizirane pa večinoma ne. Standardizirane terminske pogodbe se le redko uporabljajo za zavarovanje pred valutnimi tveganji, uporabljajo jih le velika podjetja, ki poslujejo v standardiziranih valutah in delajo z dovolj velikimi količinami le-teh.
- Najbolj kompleksni instrumenti med vsemi so **opcije**. Glavna razlika v primerjavi z ostalimi vrstami instrumentov je v tem, da k realizaciji obvezujejo le eno pogodbeno stran, druga pa se ima možnost odločiti, ali bo pogodba realizirana ali ne. Drugače povedano, opcija daje eni strani možnost kupiti oz. prodati po vnaprej določeni ceni, ni pa to nujno. Realizacija opcije je seveda odvisna od promptnega deviznega tečaja v trenutku zapadlosti. Prav tako kot standardizirane terminske pogodbe so valute, roki zapadlosti in količine standardizirane, zato se tudi z opcijami aktivno trguje preko klirinških hiš. Opcije so dober instrument za zavarovanje pred tečajnim tveganjem, saj podjetjem omogočajo zaslužek ob ugodnem gibanju tečaja in zavarovanje ob negativnem. So pa temu primerno tudi dražje od ostalih terminskih pogodb, tipično se njihova cena giblje od 1 do 5 odstotkov vrednosti transakcije. Cena je odvisna od ročnosti opcije, volatilnosti deviznega para, netvegane obrestne mere in še česa. Vrednotenje opcij je eden od najtežjih in do danes še ne povsem rešenih problemov financ.

1.5 Vrste deviznih tečajev

Poznamo več vrst deviznih tečajev, ki so uporabni za različne namene (Mrak, 2002, str. 44). Devizni tečaj, ki ga vidimo najpogosteje v časopisih, je nominalni bilateralni devizni tečaj. Pove nam, koliko ene valute lahko kupimo z enoto druge valute. Običajno je podan kot vrednost enote tujega denarja, ki je izražena s številom enot domačega denarja. Redkeje je tečaj podan obratno, kot število enot tujega denarja, ki jih lahko kupimo za eno enoto domačega denarja. Razlika je pomembna, kadar začnemo govoriti o apreciaciji oz. depreciaciji valute napram drugi. Tečaj predstavlja razmerje med valutama v določenem trenutku, ponavadi pa gre tudi za neko povprečje med nakupnim in prodajnim tečajem. Ta dva

tečaja se nekoliko razlikujeta zaradi zaslužka, ki ga z menjavo ustvarjajo banke. Nominalni tečaj je mogoče izražati tudi z indeksom, ki bolj jasno prikazuje gibanje ene valute glede na drugo skozi čas. Tak indeks običajno tečaj v nekem trenutku označi kot bazni, ki ima indeks 100, v kasnejših obdobjih pa indeks narašča in pada za točko ob vsaki odstotni spremembi tečaja.

Realni bilateralni devizni tečaj je ekonomska spremenljivka, ki upošteva spreminjanje cen v obeh državah. Običajno je izražen v obliki indeksa, ki ga dobimo tako, da nominalni tečaj množimo z razmerjem indeksov cen med državama.

$$S_t = \frac{sp^*}{p} \tag{1}$$

Pri tem je S_t indeks realnega bilateralnega tečaja, s nominalni bilateralni devizni tečaj, p^* in p pa indeksa cen v tuji in domači državi. Realni tečaj odraža spreminjanje konkurenčne sposobnosti države v primerjavi z drugo. Zviševanje tega indeksa kaže na realno depreciacijo valute in izboljševanje konkurenčne sposobnosti.

Ob bilateralnih tečajih, ki podajajo le delno sliko vrednosti valute, imamo še efektivne tečaje, ki v z enim tečajem to vrednost zajemajo za državo kot celoto. Nominalni efektivni devizni tečaj je izražen z indeksom, ki je razmerje med domačo valuto in košarico valut tujih držav. V tej košarici so valute trgovinskih partnerjev, vrednostno utežene glede na količino trgovanja, ki poteka s posamezno državo.

Še ena vrsta efektivnega tečaja je realni efektivni tečaj. To je efektivni tečaj, ki upošteva tudi razmerje gibanja cen. Tudi v tem primeru indekse trgovinskih partnerjev utežimo glede na pomembnost.

$$R_t = \frac{Rp^*}{p} \tag{2}$$

R_t je indeks realnega efektivnega deviznega tečaja, R indeks nominalnega efektivnega deviznega tečaja, p^* in p pa tako kot prej indeksa cen v tuji in domači državi. Ta tečaj nam govori o globalni konkurenčni sposobnosti države, upoštevajoč vse trgovinske partnerje.

1.6 Temeljni dejavniki vpliva na devizne tečaje

Devizni tečaj se na trgu, tako kot vsako drugo blago, oblikuje pod vplivom ponudbe in povpraševanja. Na trgu nastopajo različni subjekti, ki povprašujejo po tuji valuti zaradi raznih motivov. Uvozna podjetja plačujejo kupljeno blago, podjetja s presežnimi sredstvi oblikujejo finančne naložbe v tujini, posamezniki potrebujejo gotovino za obisk tuje države. Na drugi

strani tujo valuto ponujajo izvozniki, tuji investitorji, prejemniki pokojnin iz tujine in podobni.

Dolgoročnejši vplivi na spremembe deviznega tečaja so praktično vse ekonomske spremembe v državi ali njeni okolici. Mrak (2002, str. 57) dejavnike vpliva deli na dva načina. Prvi je s stališča plačilne bilance in na podlagi posameznih postavk v njej ločuje vplive na tečaj. Drugi način je delitev glede na makroekonomske dejavnike.

Pri **delitvi s stališča plačilne bilance** so v tekočem delu najbolj pomembne spremembe uvoza in izvoza blaga in storitev, po pomembnosti naraščajo denarni tokovi v finančno-kapitalskem delu, vplivne pa so tudi spremembe v mednarodnih denarnih rezervah.

Povečan uvoz, bodisi zaradi nižjih cen tujega blaga, bodisi zaradi višje kakovosti ali česa tretjega, bo privedel k večjemu povpraševanju po devizah in s tem k zviševanju tečaja. Denarni tokovi, izkazani v finančno-kapitalskem delu plačilne bilance, imajo danes že večji vpliv na menjalne tečaje kot tisti iz tekočega dela. Globalni kapital je namreč vedno bolj mobilen in se v iskanju višjih stopenj donosa hitro seli na podlagi razlik med obrestnimi merami, pričakovanih bodočih tečajev, makroekonomskih indikatorjev in podobno. Tretji pomemben vpliv na menjalne tečaje je iz tretjega segmenta plačilne bilance, to so mednarodne devizne rezerve. S prodajami tuje valute iz rezerv oz. z nakupi valute za lasten denar centralne banke poskušajo preprečiti odvečno depreciacijo oz. apreciacijo valute. Pri tem so omejene z razpoložljivimi rezervami na eni strani oz. s preveliko količino izdanega denarja na drugi. Še posebej je vpliv mednarodnih denarnih rezerv pomemben med državami razvitega sveta in državami v razvoju.

Med temeljne **makroekonomske dejavnike**, ki vplivajo na spreminjanje tečajev, štejemo razlike v stopnjah inflacije, razlike v obrestnih merah, razlike v nacionalnem dohodku, politične in druge dogodke. Pri vseh omenjenih vplivih so še bolj kot trenutno stanje pomembna pričakovanja o prihodnjih gibanjih.

Spremembe v relativnih stopnjah inflacije pomembno vplivajo na devizni tečaj. Z inflacijo vse valute izgubljajo na vrednosti, saj je z eno enoto mogoče kupiti vedno manj blaga in storitev. Če valute primerjamo med seboj, valute držav z relativno višjo stopnjo inflacije izgubljajo na vrednosti hitreje kot tiste z nižjo stopnjo. Iz tega sledi, da morajo prve relativno izgubljati na vrednosti napram drugim. Za to poskrbi arbitraža, saj bi ob nespremenjenem deviznem tečaju kupci v državi z visoko inflacijo raje kot drage domače izdelke kupovali cenejše izdelke iz države z nižjo inflacijo. S tem bi kupci ustvarjalo presežno ponudbo domače valute, ki bi povzročila nižanje tečaja.

Razlike v obrestnih merah močno vplivajo na kapitalske tokove med državama. Za kapitalske tokove so pomembne realne obrestne mere, torej brez vpliva inflacije. Višje realne obrestne mere pritegnejo kapital iz druge države, kar ustvarja povpraševanje po domači valuti in

povzroči zvišanje tečaja. Praksa potrjuje povezanost razlike v obrestnih merah in deviznega tečaja (Mrak, 2002, str. 60). V zadnjih desetletjih se je ameriški dolar napram nemški marki gibal v skladu z obrestnimi merami v ZDA. Vpliv razlik v obrestnih merah je kratkoročnejši od vpliva razlik v inflaciji, a vseeno zelo velik.

Razlike v nacionalnem dohodku vplivajo na devizni tečaj podobno kot spremembe v inflaciji, le da vplivajo le na eno stran bilateralnega tečaja. Pri vsem drugem nespremenjenem bo višji dohodek v domači državi povzročil več povpraševanja po uvozu blaga in storitev in s tem večjo ponudbo domače valute, kar bo povzročilo depreciacijo le-te.

Različni politični in psihološki dejavniki občasno močno vplivajo na devizne tečaje. Izbruhi oboroženih spopadov in političnih kriz povzročijo zmanjšanje varnosti naložb (vsaj v glavah investitorjev), zato jim tipično sledi odliv kapitala iz prizadetih držav, ki pa za seboj potegne depreciacijo njihovih valut. V preteklosti je kapital ponavadi bežal v ameriški dolar, saj je njegova vrednost rasla ob vseh večjih regionalnih krizah. Učinek je posledica dejstva, da je bil dolar dolgo sprejet kot *de facto* svetovna valuta. Ta vloga ameriškega dolarja pa je pod vplivom svetovne gospodarske krize vedno bolj pod vprašajem (Zhou, 2009).

Ker vsi vlagatelji v želji po dobičkih poskušajo predvideti gibanja makroekonomskih indikatorjev, so za vse omenjene vplive zlasti pomembna pričakovanja (Mrak, 2002, str. 62). Objavljeni indikatorji npr. o večji količini denarja v obtoku v ZDA vplivajo na pričakovanja o bodoči višji inflaciji, ki že danes premaknejo tečaje v skladu s pričakovanji. Trgovci na deviznem trgu bodo že danes prodajali ameriški dolar, s čimer bodo tudi sami tečaj potisnili navzdol. Podobne vplive imajo recimo informacije o povečanju plač ali stroškov proizvodnje. Zelo opazovane ekonomske novice so spremembe obrestnih mer s strani centralnih bank. Tudi tukaj že samo pričakovanja o spremembah lahko povzročijo velike kapitalske tokove pred samo objavo, pogosto pa so tudi neizpolnjena pričakovanja ob objavi vzrok za kapitalske tokove v nasprotno smer. Zelo pomemben dejavnik je tudi psihologija udeležencev na deviznih trgih. Dolgotrajen trend apreciacije valute bo povzročil pričakovanja o nadaljevanju trenda in s tem nakupe s strani špekulantov, ti pa bodo tečaj valute pognali še višje.

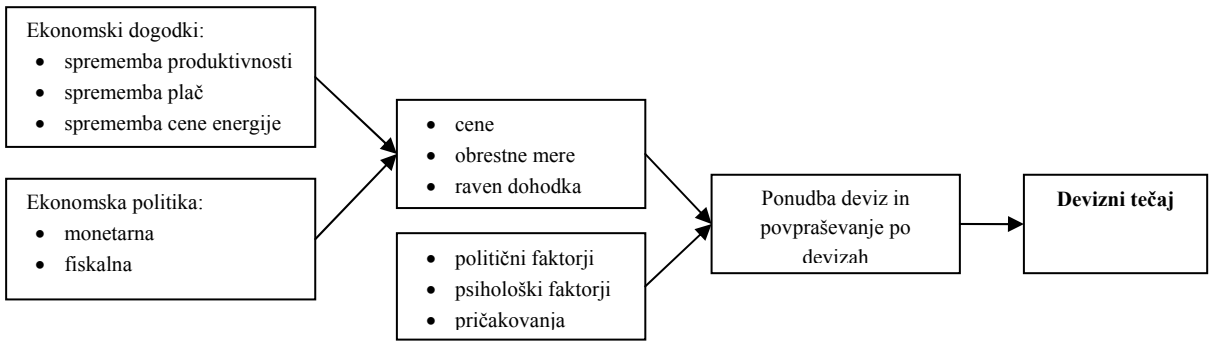
Vplive temeljnih dejavnikov lahko ilustriramo na nekaj primerih:

- V primeru nenadnega povečanja inflacije v ZDA, medtem ko v Evropski uniji raven cen ostane enaka, nastaneta dva vpliva. Na eni strani bodo v ZDA začeli povpraševati po relativno cenejšem blagu iz Evropske unije in s tem povečali ponudbo ameriškega dolarja (na domačem deviznem trgu). Drugi vpliv je zmanjšano povpraševanje evropskih subjektov po ameriškem blagu in storitvah, ki so zdaj relativno dražje. Zato se bo zmanjšalo povpraševanje po ameriškem dolarju. Vpliva delujeta v isto smer in po osnovni logiki ponudbe in povpraševanja privedeta do nižje cene ameriškega dolarja. Empirične raziskave vpliva razlik v inflaciji kažejo, da je ta izredno pomemben na dolgi rok.

- Če v nekem trenutku npr. Evropska centralna banka dvigne svojo obrestno mero in s tem obrestne mere v gospodarstvu, bo to vplivalo na povečane neto kapitalske tokove v območje Evropske monetarne skupnosti. Tujim investitorjem so postale investicije v evropske vrednostne papirje bolj privlačne, domačim pa so postale naložbe zunaj Evrope manj privlačne. To premakne krivulji ponudbe in povpraševanja, kar privede do apreciacije evra napram vsem ostalim valutam.

- Če se dohodek v Evropski uniji nenadno dvigne, bo to vplivalo na povečano povpraševanje po uvozu blaga in storitev (skupaj s povečanim povpraševanjem po domačem blagu in storitvah). To bo vplivalo na povečano ponudbo evra. Tuje povpraševanje po evropskem blagu bo ostalo enako, zato bo tudi povpraševanje po evru ostalo enako. Povečana ponudba ob nespremenjenem povpraševanju privede do depreciacije evra.

Slika 1: Dejavniki vpliva na devizne tečaje



Vir: Mrak, 2002, str. 64

Opisani vplivi na deviznem tečaje so nekoliko idealizirani. Potrebno je omeniti, da so vplivi veljavni ob nespremenjenosti drugih dejavnikov. V realnosti se vplivi stalno medsebojno prepletajo in je enega težko ločiti od ostalih. Razen tega vplivi veljajo za režime čistega fleksibilnega deviznega tečaja, ki so v realnosti redki. V praksi večina držav ne dopušča popolne fleksibilnosti deviznega tečaja. Režim, ki z intervencijami centralnih bank na deviznem trgu vzdržuje tečaj v nekih okvirih, je temelj današnje mednarodne denarne ureditve (Mrak, 2002, str. 91).

2 NAPOVEDOVANJE FINANČNIH ČASOVNIH VRST

Ni presenetljivo, da napovedovanje finančnih časovnih vrst vedno znova privablja ogromno število raziskav. V primerjavi z ostalimi znanstveno-raziskovalnimi področji so morebitni rezultati zelo oprijemljivi. Danes so finančni instrumenti izredno raznoliki, na voljo so praktično vsakomur in omogočajo velike zaslužke, če le lahko obrnemo verjetnost napovedovanja v svojo prid - če imamo pri »ugibanju« konsistentno večkrat prav kot narobe.

Prva stvar, ki se jo moramo nujno vprašati, je, ali je napovedovanje časovnih vrst, konkretneje gibanja cen finančnih instrumentov, sploh smiselno. O tem se mnenja akademikov in praktikov že dolgo razhajajo in ni videti, da bil na obzorju kak konsenz. Med akademiki pa tudi mnogimi praktiki (predvsem profesionalnimi upravljavci) prevladuje mnenje, da ni mogoče konsistentno pravilno napovedovati. Razlog za to naj bi bil predvsem v dejstvu, da so ljudje tisti, ki vplivajo na gibanje tečajev. Obnašanje ljudi naj bi se stalno spreminjalo in ga nikoli ne bo mogoče modelirati. Po drugi strani pa vedno nova dognanja psihologije, nevrologije in vedenjskih financ dokazujejo, da ljudje redno delamo zelo predvidljive napake pri mnogih odločitvah, ki so povezane z denarjem in negotovostjo. Če stvar poenostavimo do skrajnosti, naj bi gibanje finančnih trgov povzročali le dve čustvi: strah in pohlep.

2.1 Hipoteza učinkovitih trgov in teorija naključnega sprehoda

Hipoteza učinkovitih trgov je nastala na podlagi prelomnega članka, ki ga je objavil Eugene Fama (1970). V njem definira tri oblike učinkovitosti:

1. šibka učinkovitost pomeni, da investitor ne more doseči nadpovprečnih rezultatov na podlagi informacij o preteklih cenah in donosnostih;
2. srednje močna učinkovitost pomeni, da investitor ne more doseči trajne nadpovprečne donosnosti na podlagi javno dostopnih informacij;
3. močna učinkovitost pomeni, da investitor ne more doseči trajnih nadpovprečnih donosnosti na podlagi nobenih informacij, torej niti notranjih.

Odtlej so številni raziskovalci preverjali veljavnost učinkovitosti različnih trgov, predvsem šibko obliko učinkovitosti. Ta je za preverjanje najlažja, saj ne zahteva predpostavk o tem, na kakšni osnovi je investitor dosegal morebitne nadpovprečne rezultate. Dobljeni rezultati so različni, saj so nekatere študije na razvitih trgih hipotezo potrdile, nekatere pa ovrgle. Fama je leta 1991 šibko obliko učinkovitosti preimenoval v teste časovnih vrst (ang. *time series tests*) oziroma v teste napovedljivosti donosnosti (ang. *tests of return predictability*).

Veljavnost srednje močne učinkovitosti trgov ugotavljamo s pomočjo analize dogodkov, pri čemer analiziramo donosnost pred dogodki in po njih. Nenapovedljivi dogodki (npr. naravne katastrofe) nam zagotovijo pomembne informacije, ki zagotovo nikomur niso bile dostopne pred samim dogodkom. Preverjanje veljavnosti močne oblike učinkovitosti trgov pa je pravzaprav preverjanje uporabe notranjih informacij in se uporablja v gospodarskem pravu za dokazovanje zlorab le-teh. V kolikor se donosnosti institucionalnih investitorjev in tistih, za katere sumimo, da zlorabljajo notranje informacije, značilno razlikujejo, je to lahko eden od indicev, da so bile te informacije dejansko uporabljene.

Tesno povezana s hipotezo učinkovitih trgov je teorija naključnega sprehoda (ang. *random walk theory*). Ta pravi, da se cene gibljejo povsem naključno, avtorji pa pogosto vlečejo vzporednice s t.i. Brownovim gibanjem, ki opisuje gibanje molekul. Zaradi naključnosti naj

bodočega gibanja ne bi bilo mogoče napovedati na podlagi preteklega. Teorijo je populariziral prof. Burton Malkiel, pri katerem pa velja omeniti, da je večji del svoje kariere preživel kot član nadzornega odbora v enem največjih ameriških podjetij za upravljanje skladov in indeksnih delnic. O tem, ali gre za vpliv poslovnih interesov na akademsko razmišljanje ali obratno, si lahko vsak ustvari svoje mnenje.

Debata o učinkovitih trgih je spodbudila zelo veliko empiričnih študij, ki ugotavljajo, kako učinkoviti so posamezni trgi v resnici. Študije so bile opravljene na različnih trgih, tako na razvitih in nerazvitih delniških kot na deviznih trgih. Razlikujemo lahko dva tipa študij. Pri prvem gre za različne statistične in ekonometrične teste hipoteze naključnega sprehoda, pri drugem pa za preverjanje uporabnosti pravil tehnične analize, saj bi veljavnost hipoteze ovrgla smiselnost tehnične analize. Veliko študij je dejansko pokazalo neuporabnost mnogih tehničnih pravil, hkrati pa so nekatere dokumentirale določene tehnične anomalije.

2.2 Pregled študij hipoteze učinkovitih trgov

Bodie, Kane in Marcus (2003, str. 357) predstavljajo rezultate raziskav, ki se preverjanja hipoteze učinkovitih trgov lotijo s preverjanjem, ali so napovedljive donosnosti na delniških trgih, in sicer na treh nivojih: kratkoročne donosnosti, dolgoročne donosnosti ter donosnosti celotnega delniškega trga. Pri prvem načinu med pomembnimi študijami navajajo preverjanja različnih pravil filtra, pri katerih gre za sledenje kratkoročnemu trendu (Alexander, Fama & Blume). Čeprav študije ugotavljajo obstoj *momenta*[1] pri gibanju delniških tečajev, se izkaže, da je učinek premajhen za dobičkonosno trgovanje ob upoštevanju transakcijskih stroškov. Jegadeesh in Titman pa nasprotno ugotavljata, da so portfelji v bližnji preteklosti najbolj donosnih delnic na srednji rok (držanje od 3 do 12 mesecev) še naprej donosnejši od portfeljev v bližnji preteklosti manj donosnih delnic.

Študije dolgoročne donosnosti kažejo na obstoj negativne avtokorelacije – daljšim obdobjem rasti tečajev sledijo obdobja padanja tečajev in obratno, kar pripisujejo točno določeni anomaliji. Tečaji naj bi se pretirano odzivali na relevantne novice, saj so vlagatelji nagnjeni h kupovanju popularnih delnic. To povzroči težko napovedljive kratkoročne trende, bolj uspešno pa naj bi bilo napovedovanje povratka k normalnim dolgoročnim donosnostim, zato se izmenjujejo obdobja nadpovprečne in podpovprečne donosnosti. Bodie et al. (2003, str. 358) pa omenjajo, da opaženo obnašanje ne dokazuje nujno hipoteze o popularnosti posameznih delnic, temveč ga je mogoče razložiti tudi s spreminjanjem tržne premije za tveganje. Poleg tega je problematično tudi število opažanj, ki je pri preverjanju dolgoročnih donosnosti neizogibno majhno.

Kar se tiče donosnosti celotnega trga, Bodie et al. (2003, str. 358) navajajo študije, ki ugotavljajo napovedno moč preprostih spremenljivk za vrednotenje trga. Fama in French

[1] *moment* je pojem v tehnični analizi, ki pomeni vztrajnost oz. tendenco, da rastoči tečaji nadaljujejo z rastjo

ugotavljata višjo donosnost trga, kadar je višja dividendna donosnost, Campbell in Shiller ugotavljata višjo donosnost pri višjih razmerjih med dobički in tečaji, Keim in Stambaugh pa napovedno moč razlike med donosnostmi podjetniških obveznic z visokimi in nizkimi bonitetnimi ocenami. Spet pa naj bi bilo mogoče te navidezne anomalije razložiti z variacijami v tržni premiji za tveganje in zato te ne dokazujejo nujno neučinkovitosti trgov.

2.2.1 Učinkovitost delniških trgov

V enem od vplivnejših člankov Lo in Mackinlay (1988, str. 41-66) ugotavljata neveljavnost teorije naključnega sprehoda s preprostim specifikacijskim testom volatilnosti. Če je gibanje cen zares naključno, bi morala biti varianca donosov *n* obdobij *n*-krat večja od variance donosov enega obdobja. To se v njunih testih na tedenskih podatkih 23-letnega obdobja različnih delniških indeksov ne izkaže, zato zavrneta hipotezo naključnega sprehoda. S tem sicer ne moreta potrditi neučinkovitosti trgov, lahko pa omejita nabor možnih modelov za razlago oblikovanja cen delnic. Ti morajo razložiti vzorec serijske korelacije, ki se pojavlja v podatkih.

V študiji azijskih trgov Kim in Shamsuddin (2007) preučujeta razvoj učinkovitosti, še posebej pod vplivom azijske finančne krize leta 1997. Pri tem uporabljata statistične teste razmerja varianc donosov, po zgledu Lo in Mackinlay (1988), vendar s kar nekaj izboljšavami, nastalimi v zadnjih letih. Ugotavljata, da bolj zreli delniški trgi (Hong Kong, Japonska, Koreja in Tajvan) kažejo šibko učinkovitost, nekateri drugi ne kažejo znakov učinkovitosti (Indonezija, Malezija, Filipini), medtem ko naj bi singapurski in tajski delniški trg postala učinkovita v zadnjih desetih letih po finančni krizi.

Na slovenskem delniškem trgu je bilo z različnimi testi ugotovljeno (Deželan, 1999), da šibka oblika učinkovitosti ne velja, kar kaže tudi na neveljavnost močnejših oblik, za testiranje katerih pa ni bilo dovolj relevantnih podatkov.

2.2.2 Učinkovitost deviznih trgov

Na področju deviznih trgov so študije predvsem preverjale dobičkonosnost različnih mehaničnih strategij na podlagi pravil tehnične analize. Dve izmed najpogostejših pravil sta pravilo filtra in pravilo drseče sredine. Prvo lahko poenostavljeno predstavimo kot: »kupi valuto, ko se dvigne za *x* odstotkov nad zadnje dno ter prodaj, ko pade za *x* odstotkov pod zadnji vrh«. Pri drugem pravilu definiramo dve drseči sredini z različnima številoma preteklih obdobij. Nakupni signal dobimo, ko kratkoročna drseča sredina zraste čez dolgoročno in prodajni, ko kratkoročna drseča sredina pade pod dolgoročno. Sledi pregled študij, ki so preverjale dobičkonosnost tehničnih pravil.

Dooley in Shafer (2002) preverjata dobičkonosnost pravil filtra za 9 valutnih križev za obdobje od 1973 do 1981. Ugotavljata dobičkonosnost, vendar opozarjata na tveganje, saj so

vsa testirana pravila za vsaj eno izmed podobdobij vseh valut generirala izgube. Prav tako študija ne podaja mere statistične značilnosti rezultatov.

Sweeney (1986) s podobnim pravilom za 10 valut in obdobje med letoma 1973 in 1980 primerja donose z donosi preproste strategije *kupi in drži*. Ugotavlja, da so bila pravila filtra z različnimi parametri dobičkonosna v več kot 80 odstotkih preučevanih obdobij. Pod predpostavko konstantne volatilnosti je bila približno tretjina primerov statistično značilna. Neely (1997) na podatkih med letoma 1975 in 1980 uporablja genetsko programiranje za optimizacijo pravil filtra in drseče sredine ter izkazuje statistično značilne nadpovprečne donose.

Nguyen (2004) podaja dober pregled empiričnih študij tehničnih pravil. Če povzamemo ta pregled, ugotovimo, da je kar nekaj študij iz osemdesetih in devetdesetih let ugotovilo statistično značilne nadpovprečne donose z uporabo preprostih tehničnih pravil, tudi ko vključimo transakcijske stroške. Razen pravila filtra in drseče sredine, so se za dobičkonosne izkazala tudi pravila na osnovi stohastičnega indikatorja, ki temelji na najvišji, najnižji in zaključni vrednosti preteklega dne. Prav tako se je pokazalo, da so nivoji podpore in odpora, ki jih izračunavajo in objavljajo posredniki na trgu z valutami, bolje kot naključno predvidevali obrate kratkoročnih trendov. Omenjeni ugotovitvi kažeta na to, da imajo nekateri udeleženci na deviznem trgu določeno sposobnost predvidevanja gibanja cen, kar je v očitnem nasprotju s hipotezo učinkovitosti. Seveda pa so določene študije kazale tudi nasprotne rezultate. Študija urnih cen dveh valutnih križev znotraj leta 1989 je pokazala, da obstaja določena dobičkonosnost, ki pa je izginila po vključitvi transakcijskih stroškov. Še ena študija zelo uporabljanega vzorca *glava in ramena* ugotavlja, da pravilo za obrat trenda, ki temelji na takem vzorcu, ni dobičkonosno na štirih izmed šestih valutnih križev.

Novejša široko zastavljena študija (Rubio, 2004) je testirala pet valutnih križev z ameriškim dolarjem in osem različnih tehničnih trgovalnih pravil. Ugotovljeno je bilo, da je ob upoštevanju transakcijskih stroškov najboljša strategija prinesla le 2,75 odstotka več kot strategija *kupi in drži*. Za ostale strategije je bilo povprečje le 0,06 odstotka boljše od primerjalne pasivne strategije. Glavna pomanjkljivost strategij naj bi bilo preveliko število generiranih transakcij, ki naj bi povzročile, da se večina dobičkov izgubi v transakcijskih stroških.

2.3 Kritike hipoteze učinkovitih trgov

Skozi leta preverjanja hipoteze učinkovitih trgov se je v literaturi nabralo kar nekaj kritik hipoteze. Ta med drugim predpostavlja racionalnega investitorja z jasno določeno funkcijo koristnosti, ki se obnaša tej funkciji primerno. V nasprotju s tem pa so psihologi in eksperimentalni ekonomisti odkrili številne vzorce človeškega obnašanja v pogojih negotovosti, ki so v nasprotju z omenjenim modelom. Ti vzorci obnašanja so dovolj pogosti in konsistentni, da se je znotraj finančne teorije oblikovalo novo raziskovalno področje –

vedenjske finance (ang. *behavioral finance*). Dober pregled literature podajata Barberis in Thaler (2003), ki za temeljna gradnika nove teorije postavljata ovire za arbitražo in psihologijo. Racionalni udeleženci trgov bi po tradicionalni teoriji morali popravljati odstopanja, ki jih povzročajo neracionalni udeleženci. Ovire za tako arbitražo preprečujejo, da bi se to zgodilo, zato ima »lahko iracionalnost znaten in dolgotrajen vpliv na tečaj« (Barberis in Thaler, 2003, str. 1053). Avtorja kot najpomembnejše ovire navajata:

- **fundamentalno tveganje**: na izkoriščanje neracionalnih odstopanj tečajev lahko vplivajo spreminjajoči se fundamentalni dejavniki;
- **tveganje neracionalnih udeležencev trga** (ang. *noise traders*): ti lahko tečaj, ki odstopa od racionalne vrednosti potisnejo še bolj v neracionalno območje (npr. podcenjena delnica postane še cenejša);
- **stroški implementacije** arbitražnih strategij: poleg transakcijskih stroškov obstajajo še mnoge institucionalne ovire, ki otežujejo nekatere vrste arbitraže (npr. večina delniških skladov morebiti precenjene delnice ne sme prodati na kratko)

Med psihološkimi vzorci, ki vplivajo na človeško vedenje v zvezi s financami, naštevata (Barberis in Thaler, 2003, str. 1063):

- **previsoko samozaupanje:** ljudje smo pri napovedih preveč natančni, prav tako pa radi pogoste dogodke ocenjujemo kot gotove in redke dogodke kot nemogoče;
- **optimizem:** večina ljudi precenjuje svoje sposobnosti (vozniške sposobnosti, zmožnost ujemanja z ljudmi, smisel za humor), časovno zahtevne naloge pa sistematično ocenjujemo kot krajše;
- **reprezentativnost:** ljudje ocenjujemo pripadnost subjekta *A* nekemu razredu *R* z ocenjevanjem, kako podoben je subjekt *A* tipičnemu predstavniku razreda *R*. Taka ocena vodi v pogosto izbiro preveč specifičnih razredov nasproti bolj splošnim. Prav tako na podlagi takega sklepanja pretirano zaupamo majhnim vzorcem;
- **konservativnost:** v določenih primerih pri ocenjevanju pripadnosti subjekta razredu ne upoštevamo novih opažanj in preveč upoštevamo predhodne verjetnosti, verjetno kadar je verjetnostni model neintuitiven;
- **ohranjanje prepričanj:** ko enkrat oblikujemo prepričanja ljudje nismo nagnjeni k iskanju nasprotnih dokazov, dobljene dokaze premalo upoštevamo oz. jih v celoti napačno interpretiramo;
- **sidranje:** pri ocenjevanju numeričnih vrednosti na nas podzavestno močno vplivajo številke, slišane ali videne malo pred ocenjevanjem, tudi če vemo, da ne morejo in ne smejo vplivati na oceno;
- **dostopnost:** pri ocenjevanju verjetnosti preveliko težo dajemo dogodkom, ki se jih bolje spominjamo, ker so se zgodili pred kratkim, nekomu bližnjemu ali smo se na njih odzvali zelo čustveno.

Podobno Lo (2004, str. 17) navaja pojave kot so: prevelika samozavest, pretirane reakcije, averzija do izgube, čredno obnašanje, psihološko računovodstvo, neusklajenost verjetnosti,

hiperbolično diskontiranje in obžalovanje. Vsi ti vzorci pogosto privedejo do rezultatov, ki so za udeležence trgov slabi, vendar jih ti kljub temu konsistentno ponavljajo. Gre za zelo napovedljivo in finančno uničujoče obnašanje. Znani so eksperimenti, ki dokazujejo, da smo ljudje pri morebitnih dobičkih precej manj nagnjeni k tveganju kot pri morebitnih izgubah. Znan primer iz literature je predstavljen v okvirju (Primer 1).

Primer 1: Nenaklonjenost tveganju pri dobičkih in naklonjenost pri izgubah

Ponujeni sta naslednji situaciji, kjer lahko izbiramo med A in B ter ločeno med C in D.

A:	gotov dobitek $240	C:	gotova izguba -$750
B:	$0 z verjetnostjo 75% $1.000 z verjetnostjo 25%	D:	-$1.000 z verjetnostjo 75% $0 z verjetnostjo 25%

Eksperimenti pokažejo, da v prvi situaciji večina izbere A, kljub nižjemu pričakovanemu donosu ($240 napram $250), kar označujemo kot poznano nenaklonjenost tveganju. V drugi situaciji pa večina izbere D, kljub večji tveganosti in enakemu pričakovanemu donosu (-$750).

Če seštejemo obe popularni izbiri (A in D) ter obe nepopularni izbiri (B in C), dobimo naslednjo situacijo:

A + D:	-$760 z verjetnostjo 75% $240 z verjetnostjo 25%	B + C:	-$750 z verjetnostjo 75% $250 z verjetnostjo 25%

Bolj popularni izbiri pri istih verjetnostih ponujata višjo izgubo in nižji dobiček kot manj popularni izbiri. Avtor priznava, da je tak primer na prvi pogled privlečen za lase, vendar ima lahko posamezna finančna institucija trgovce s prav takimi človeškimi napakami na različnih koncih sveta. Na konsolidirani bilanci so te napake lahko zelo pomembne.

Vir: Lo (2004, str. 17) po Kahneman in Tversky

Za obstojnost in sprejetost hipoteze učinkovitih trgov kljub številnim nasprotnim dokazom (ali vsaj anomalijam, ki bi morale vzbuditi dvome) podaja isti avtor razlago, da je v teoretični ekonomiji in financah čutiti precejšnjo zavist do fizike in podobnih egzaktnih ved. Je zelo preprosta in lepa, pojasnjuje pa tudi veliko število dejansko opaženih pojavov. Hkrati pa je povzročila, da so mnogi ekonomisti popolnoma spregledali ali namerno prezrli številne dokaze ne ravno popolne učinkovitosti trgov. Kot alternativo hipotezi učinkovitih trgov predlaga (Lo, 2004, str. 21) hipotezo prilagodljivih ali adaptivnih trgov (ang. *adaptive markets hypothesis*). Ta niti ne poskuša popolnoma ovreči hipoteze učinkovitih trgov, ampak jo želi uskladiti z velikokrat opaženim dejstvom, da se lahko iracionalne razmere na trgih ohranjajo precej dlje, kot to predvideva hipoteza učinkovitih trgov. Kot obetavno smer raziskav vidi uporabo evolucijskih principov na finančnih trgih. Pri tem se precej sklicuje na nobelovca Herberta Simona in njegovo teorijo omejene racionalnosti. Po njej naj bi bili udeleženci omejeni s časom in zmožnostmi tehtanja alternativ, zato iščejo le zadovoljive

približke optimalnih izbir (ang. *satisficing*). Moramo se vprašati, kaj pomeni zadovoljivo, če ne poznamo optimalne rešitve. Omenjeni evolucijski pogled nam ponudi odgovor: točka, kjer se pri optimiziranju ustavimo, je določena s poskušanjem in naravno selekcijo. Posamezniki o optimalni odločitvi ugibajo na osnovi preteklih izkušenj in odzivov, ki so jih dobili na pretekle odločitve. Tako razvijejo hevristike, ki jim v stabilnem okolju prinašajo zadovoljive odločitve. Problem nastane, ko se okolje spremeni in stare hevristike ne prinašajo več dobrih odločitev. Takrat lahko opazimo prej omenjene pristranosti in posledično napačne odločitve. Takemu obnašanju ne moremo reči iracionalno, temveč ga lahko imenujemo neprilagojeno.

Nova hipoteza gre še dlje v primerjavi z evolucijskimi principi, saj različne skupine udeležencev imenuje *vrste* (ang. *species*). Take vrste so npr. institucionalni vlagatelji, mali vlagatelji ali pokojninski skladi in ti se v marsičem obnašajo podobno. Če se več vrst bori za redke vire, lahko pričakujemo precej učinkovit trg, npr. trg z državnimi obveznicami. Po drugi strani bo manj učinkovit trg tisti, kjer se za dovolj virov bori manj vrst, npr. trg s slikami iz obdobja italijanske renesanse. Tržna učinkovitost je tako zelo odvisna od konteksta in je dinamična lastnost. Hkrati pa posamezne vrste spreminjajo svoje okolje s tem, ko izčrpavajo priložnosti za dobiček. Tako pridemo do mejnih primerov, kjer izčrpavanje virov povzroči drastično zmanjšanje določene populacije. Znotraj hipoteze adaptivnih trgov je navidez iracionalnih vzorcev obnašanja dovolj (Lo, 2004, str. 23).

Primer so spektakularne izgube določenih *hedge* skladov jeseni 1998, ko so se razmere na obvezniških trgih drastično spremenile, predvsem zaradi posledic ruske finančne krize. Priložnosti za arbitražo med različnimi obveznicami, ki so bile posledica majhnih iracionalnih dejanj investitorjev, so hitro izginile, ko se je večina investitorjev umaknila v likvidne naložbe. Izgube so privedle do propada nekaterih hedge skladov, manjšega odpiranja novih, zmanjšanja sredstev pod upravljanjem, skratka zaton vrste.

Tudi v trenutni krizi opazimo, da ni nič drugače. V letu 2008 je propadlo kar 1.500 hedge skladov (The Economist, 2009a). Če jih razvrstimo po uporabljanih strategijah, ugotovimo, da so nekateri ustvarjali donose in pridobivali tržni delež (npr. skladi, nagnjeni k prodajam na kratko, ang. *short bias*), drugi pa so v pretežni meri tvorili omenjeno število propadlih skladov, npr. skladi, ki nalagajo v trge v razvoju ali skladi, ki se ukvarjajo z arbitražo med konvertibilnimi obveznicami in delnicami (ang. *convertible arbitrage*) (Le Sourd, 2009, str. 10). Tudi tokrat bodo verjetno nekatere »vrste« izumrle, druge se bodo prilagodile, uveljavile pa se bodo tudi povsem nove.

Prav tako je kriza zamajala prepričanja mnogih, ki so prisegali na hipotezo učinkovitih trgov. Malokdo je danes pripravljen zagovarjati tezo, da sta vrednost delniškega indeksa S&P 500 preko 1.500 točk oktobra 2007 in vrednost tega indeksa okrog 850 točk oktobra 2008 (45% nižje) enako dobro vsebovala vse znane informacije in upoštevala vse prihodnje denarne tokove. Tudi prof. Burton Malkiel, ki je med najbolj zaslužnimi za popularizacijo hipoteze,

priznava obstoj borznih in nepremičninskih balonov, s katerimi načelno veljavnost hipoteze ni združljiva (Nocera, 2009).

V eni, za to delo zelo relevantni študiji Neely, Weller in Ulrich (2006) preučujejo veljavnost hipoteze adaptivnih trgov na deviznih trgih. Lotijo se ponovnega preverjanja številnih študij, ki so pokazale, da uporaba preprostih tehničnih pravil prinese statistično značilne nadpovprečne dobičke. V njej poskušajo ugotoviti, ali so ti dobički le posledica podatkovnega rudarjenja (ang. *data mining* oz. *data snooping*) ali so resnični in kako se pravila obnesejo na novih podatkih. Ker se izkaže, da v novih obdobjih pravila ne prinašajo več nadpovprečnih donosnosti, postavijo dve hipotezi:

1. nadpovprečnih donosov nikoli ni bilo, opažanja so posledica gledanja nazaj
2. priložnosti za nadpovprečne donosnosti obstajajo, a z razkrivanjem hitro izginejo

Prva hipoteza trdi, da je navidezna nadpovprečna donosnost nekaterih tehničnih pravil posledica izbire le-teh iz velikega nabora možnih. Raziskovalci naj bi izbirali tehnična pravila, ki jih v tistem trenutku v praksi uporabljajo devizni trgovci, ti pa favorizirajo pravila, ki so zgolj po slučajnosti v obdobju pred tem delovala bolje kot ostala. Neely et al. prvo hipotezo testirajo s testom obstoja strukturnega preloma v povprečni donosnosti v trenutku, ko se obdobje originalnih študij konča. Obstoj preloma bi kazal na to, da je model le slučajno prilagojen za konkretno obdobje in neuporaben v kasnejših. Le pri eni izmed študij najdejo podporo za obstoj takega preloma in iz tega sklepajo na obstoj resničnih možnosti za presežne donose v sedemdesetih in osemdesetih letih. Z dodatnim testom za iskanje preloma ob poljubnem času ugotovijo obstoj preloma v kasnejših obdobjih pri nekaterih pravilih oz. za nekatere izmed študij. Prelom ugotovijo predvsem pri preprostejših pravilih filtra in pravilih drseče sredine, ne najdejo pa ga pri pravilih, izpeljanih iz ARIMA modelov, Markovovih modelih in modelih genetskega programiranja.

Druga hipoteza je skladna s hipotezo adaptivnih trgov, po kateri naj bi priložnosti za nadpovprečne donosnosti obstajale, vendar izginjajo tako hitro, kakor hitro se tovrstna pravila razširijo v strokovni javnosti. Neely et al. preverjajo pravila iz originalnih študij v novih časovnih obdobjih in ugotavljajo, ali in kako hitro priložnosti izginjajo. To izginjanje poskušajo povezati s poznanostjo študij in pravil med trgovci. Kot primer navajajo pravilo filtra, ki ga je že leta 1986 prvič opisal Sweeney, vendar je kljub javni objavi presežne donose ustvarjalo še kar nekaj let. Kot možen razlog za padec donosnosti pravila okrog leta 1993 avtorji navajajo slabo poznanost omenjenega članka v prvih letih po izdaji, približno do leta 1992. Poznanost aproksimirajo s številom citatov v posameznih letih, ki jih zberejo iz različnih baz citatov in pregledov literature.

2.4 Težave pri preverjanju učinkovitosti trgov

S preverjanjem hipoteze učinkovitih trgov je kar nekaj težav. Prva je t.i. paradoks združene hipoteze (ang. *joint hypothesis paradox*). Farmer in Lo (1999, str. 9992) navajata, da hipoteza

sama po sebi ni dobro definirana in ne empirično ovrgljiva. Za operativno obliko potrebujemo dodatno strukturo, npr. preference investitorjev, strukturo informacij, pogoji za poslovanje ipd. S tem pa testiranje hipoteze postane hkrati testiranje teh pomožnih hipotez in zavrnitev celotne hipoteze nam pove malo o tem, kateri aspekt združene hipoteze je neskladen s podatki. Če so cene na trgih bolj volatilne, kot bi po hipotezi morale biti, je to lahko zaradi različnih razlogov: neučinkovitost trgov, nenaklonjenost tveganju ali napačen model preferenc investitorjev.

Težava s preverjanjem učinkovitosti trgov pa je tudi v tem, da obstoj upravljavcev, ki premagujejo trg, še ni dokaz, da je trg neučinkovit. Njihovo uspešno je namreč potrebno ocenjevati v okviru vseh udeležencev. Pogosto je zelo težko ločiti med posebnim znanjem in navadno srečo. S tem v zvezi se pojavljata pojma preživitvena pristranost (ang. *survivorship bias*) in stvaritvena pristranost (ang. *creation bias*). Gre za neke vrste selektivno pozornost, saj opazimo le uspešne upravljavce, številni neuspešni pa utonejo v pozabo. Za ilustracijo lahko omenimo, da bi z dovolj velikim začetnim številom ljudi, ki napovedujejo rezultat meta kovanca, dobili nekaj takih, ki desetkrat zapored rezultat pravilno napovedo. Kot cinično pravi Taleb (2001, str. 80): »če potegnemo analogijo s finančnimi trgi, bi take napovedovalce lahko razglasili za genije s posebnimi sposobnostmi. Če bi med njimi uspeli najti še kake skupne lastnosti, bi že imeli temelje za teorijo o napovedovanju meta kovanca.« Podobnega trika se poslužujejo tudi veliki upravljavci skladov. Desetim upravljavcem dajo na voljo nek manjši začetni kapital, po enem letu pa izberejo enega ali dva, ki sta imela najboljši rezultat, lahko da tudi povsem po naključju. Ta dva sklada začnejo tržiti vlagateljem, ostale sklade tiho ugasnejo (Taleb, 2001, str. 128).

Značilnost hipoteze učinkovitih trgov je, da izvira iz akademskega okolja, medtem ko jo mnogi investitorji in trgovci zavračajo. Profesionalni upravljavci premoženja jo morajo zavračati že po službeni dolžnosti, saj jih konkurenčni boj sili, da svojim strankam obljubljajo boljše donose od povprečja. V današnjem času razmaha raznolikosti finančnih instrumentov, posebej indeksnih skladov, ki omogočajo cenovno učinkovito dolgoročno investiranje, je še bolj kot prej pomembno, da stranke prepričajo, da njihove storitve za višjo ceno prinesejo tudi boljše rezultate.

3 TEHNIČNA ANALIZA

Po Murphyju (1999, str. 1) je tehnična analiza finančnih trgov »preučevanje tržnega dogajanja z namenom predvidevanja prihodnjih cenovnih trendov, pretežno skozi uporabo grafov«. Namesto pojma tržno dogajanje se pogosto uporablja tudi pojem cenovno dogajanje, vendar tržno dogajanje zajema vse tri vrste podatkov, ki jih tehnična analiza uporablja: poleg tečajev še promet in odprti interes (ta je na voljo le za terminske trge).

Poglavje predstavlja osnove tehnične analize in predpostavke za njeno veljavo, kot jih je podal utemeljitelj tovrstne analize vrednostnih papirjev Charles Dow. Predstavljena sta

trgovanje s pomočjo grafov, ki je bolj subjektivne narave, in trgovanje s pomočjo bolj mehaničnih tehničnih indikatorjev. Na podlagi slednjih bom skušal v delu z uporabo metod strojnega učenja oblikovati dobičkonosno trgovalno strategijo.

3.1 Osnove tehnične analize

Murphy (1999, str. 2) pravi, da celotna tehnična analiza temelji na treh predpostavkah:

1. vsi dejavniki vpliva so že upoštevani v ceni,
2. cene se gibljejo v trendih,
3. zgodovina se ponavlja.

Predpostavka, da so vsi dejavniki, ki vplivajo na gibanje cen, že vključeni v ceni, je temelj tehnične analize. Tehnični analitik ve, da je cenovno gibanje le odraz sil ponudbe in povpraševanja. Na podlagi naraščajočih cen sklepa, da obstajajo neznani fundamentalni razlogi za to in preko gibanja cen posredno sklepa o njih, ne da bi jih poznal. Tehnični analitik ne poskuša biti bolj pameten od trga in prepoznavati drugačno vrednost vrednostnih papirjev kot jo vidi trg, temveč dovoljuje trgu, da mu pokaže smer, v katero se bo najverjetneje premikal. Ve, da za gibanje cen obstajajo fundamentalni razlogi, vendar je prepričan, da jih ni potrebno poznati za napovedovanje prihodnjega gibanja. Zanimajo ga le učinki teh razlogov.

Druga ključna predpostavka je obstoj trendov: tečaji se večji del časa gibljejo v eno smer. Večji del tehnične analize je zgodnje prepoznavanje trenda in trgovanje v smeri tega. Iz te predpostavke sledi, da je za vzpostavljen trend bolj verjetno, da se bo nadaljeval, kot da bo prekinjen. Iz tega izhaja eno izmed osnovnih pravil, da je treba trgovati s trendom in ne proti njemu (ang. *trend is your friend*).

Predpostavka, da se zgodovina ponavlja, temelji na velikem vplivu psihologije na gibanje tečajev. Človeški motivi, ki najbolj vplivajo na tržno obnašanje (predvsem strah in pohlep), se ne spreminjajo in zato ustvarjajo prepoznavne vzorce. Tako lahko pričakujemo, da se bodo ti vzorci ponavljali in si s študijem pridobimo prednost pri trgovanju.

Tehnična analiza je deležna veliko kritik, saj za njo ne stoji oprijemljiv ekonomski model. Ena pogostejših je, da gre morebitne uspehe tehnične analize pripisati samoizpolnjujoči prerokbi (ang. *self-fulfilling prophecy*). Ker vsi praktiki gledajo enake grafe in upoštevajo enaka ali podobna pravila, na trgu nastopajo hkrati v isto smer in sami ustvarjajo valove kupovanja in prodajanja ter s tem premikajo ceno. Murphy (1999, str. 16) odgovarja, da že različni slogi trgovanja povzročajo, da ne trgujejo vsi udeleženci enako. Tisti bolj agresivni poskušajo predvideti signal (npr. za obrat trenda), ki ga ustvari nek tehnični vzorec, bolj konservativni pa počakajo na potrditev obrata. Razen tega pravi, da bi v primeru, če bi tehnični analitiki zares premikali trge, to tudi spoznali in popravili svoje strategije, npr. tako, da bi poskušali prehiteti druge udeležence. S tem bi povzročili izničenje samoizpolnjujoče prerokbe. Še en zanimiv pomislek pa je, da lahko tako prerokbo vzamemo kot kompliment

namesto kot kritiko. Če je namreč kaka tehnika trgovanja tako popularna, da začne vplivati na trg, lahko sklepamo, da mora biti precej dobra.

Pogosta pripomba nasprotnikov gre tudi na račun napovedovanja prihodnosti na podlagi preteklosti. Uporaba tehnične analize za napovedovanje naj bi bilo podobno kot voziti avto le z gledanjem v vzvratno ogledalo. Murphyjev odgovor je, da drugih podatkov pač ni ter da je tehnična analiza le še ena vrsta analize časovnih vrst, ki se uporabljajo na številnih področjih v ekonomiji in drugih znanostih. Zavračanje možnosti napovedovanja verjetnega gibanja v prihodnosti na podlagi preteklih podatkov pomeni zavračanje tudi drugih ekonomskih in temeljnih analiz.

Napovedovanje tečajev na podlagi preteklih je prav tako v neskladju s hipotezo učinkovitih trgov (ang. *efficient markets hypothesis*), ki je ena izmed najpopularnejših teorij finančnih trgov v akademskih krogih. Hipoteza na prvi pogled zavrača možnost za uspešnost tehnične analize, saj po njej gibanje tečajev opisuje t.i. naključni sprehod (ang. *random walk*). Vendar Murphy (1999, str. 21) pravi, da je v svojem bistvu hipoteza učinkovitih trgov precej blizu predpostavki tehnične analize, da so vsi dejavniki vpliva že vključeni v tečaje. Razlika je v interpretaciji hipoteze: akademiki iz tega sklepajo, da je pretekle cenovne informacije nemogoče izkoriščati za donosnosti, boljše od povprečnih. Tehnični analitiki pa pravijo, da tečaji vključijo fundamentalne informacije še preden so te širše znane (npr. objavljene v najpomembnejših finančnih medijih), zato že akademska teorija zahteva pozorno spremljanje cenovnega gibanja, vsaj pri trgovanju na krajši rok (Murphy, 1999, str. 6).

3.2 Zgodovina tehnične analize

Večina konceptov tehnične analize izhaja iz dela Charlesa Dowa na prelomu iz 19. v 20. stoletje. Dow je takrat napisal nekaj vplivnih člankov za Wall Street Journal, v katerih je predstavil svoje ideje o prepoznavanju trendov. Sam se ni ukvarjal z napovedovanjem gibanja cen delnic, temveč je trende na borznem trgu uporabljal kot indikator splošnih ekonomskih gibanj. Za te namene je leta 1884 objavil prvi indeks, ki je združeval gibanje cen dveh proizvodnih in devetih železniških podjetij. Kasneje je indeks ločil na dva, industrijskega in železniškega. Razširjena in spremenjena industrijski in transportni indeks sta sicer še danes med najbolj opazovanimi pokazatelji stanja celotnega ameriškega trga.

Osnovne ideje Dowove teorije so naslednje (Murphy, 1999, str. 24-28):

- V indeksih so **vključene vse relevantne informacije**: ni potrebe po preučevanju cen surovin, bančnih podatkov, razmerja domačega in tujega trgovanja, vse to naj bi trgovci z Wall Streeta že upoštevali v ceni. Hitro naj bi se prilagodili tudi na naravne katastrofe in druge dogodke, ki jih sicer ni mogoče predvideti.
- **Trg se giblje v treh trendih**: dolgoročni (primarni), srednjeročni (sekundarni) in kratkoročni. Trende primerja z gibanjem morja. Dolgoročni ustreza plimovanju, srednjeročni valovanju, kratkoročni pa razburkanosti gladine valov. Tako lahko

opazovalec smer plimovanja določi z opazovanjem, do kam sežejo posamezni valovi. Če vsak val seže dlje na obalo, gre za plimo, kadar vsak val zajame manj obale, pa za oseko. V Dowovi teoriji trgov naj bi primarni trend trajal od enega do več let, sekundarni od treh tednov do treh mesecev, kratkoročni pa manj kot tri tedne. Sekundarni trendi predstavljajo popravke, ki ponavadi sežejo od ene do dveh tretjin prejšnjega premika primarnega trenda, pogosto pa se ustavijo okrog polovice. Kot bomo videli kasneje, to ustreza Fibonaccijevim številom, ki se pogosto pojavljajo v naravi in se precej uporabljajo tudi v sodobni tehnični analizi.

- **Primarni trendi imajo tri faze**: akumulacija, participacija širše javnosti in distribucija. Faza akumulacije naj bi predstavljala kupovanje s strani informiranih investitorjev v trenutku, ko so v cene vključene že vse negativne informacije. V fazi participacije širše javnosti se pozitivne informacije širijo po številnih časopisih, špekulativni prilivi pa dvigujejo cene. V zadnji fazi isti informirani investitorji, ki so prej kupovali, začnejo prodajati, preden se tega zave javnost.
- **Trend morata potrditi oba indeksa**. Dow je smatral, da morata za potrditev vzpostavitve primarnega trenda navzgor oba indeksa seči čez vrh prejšnjega sekundarnega premika navzgor. Bolj kot sta ta dogodka časovno usklajena, bolj gotova je vzpostavitev trenda. Če trenda kažeta različno sliko, je Dow predpostavljal ohranitev prejšnjega trenda.
- **Trend mora potrditi tudi promet**. Promet je pomemben dejavnik pri potrjevanju signalov. Za dodatno potrditev se mora promet gibati v smeri primarnega trenda. Če smo v primarnem trendu navzgor, mora promet naraščati ob naraščanju cen in padati ob korekcijah (padanju cen). V primarnem trendu navzdol mora promet naraščati ob padanju cen in padati ob sekundarnih popravkih (rasti cen).
- Predpostavljati moramo **ohranjanje trenda, dokler ni jasnih znakov za prenehanje**. Vzporednice lahko potegnemo s fizikalnim zakonom ohranjanja gibanja, ki pravi, da telo vztraja v gibanju, dokler mu gibanja ne prepreči zunanja sila. Najtežji del tehnične analize je pravilno prepoznavanje obrata trenda, vendar to pravilo pravi, da je običajno več možnosti, da se trend nadaljuje, kot da se obrne. Dow definira dva vzorca obrata trenda, ang. *failure swing* in *nonfailure swing*. Pri enem gibanje prekrši pravilo, da mora biti vsak vrh vsakega sekundarnega sunka navzgor višji od prejšnjega, pri drugem pa pravilo, da mora biti vsako dno sekundarne korekcije višje od prejšnjega. Primer začetka in konca primarnega bikovskega trenda je prikazan na sliki 2.

Slika 2: Bikovski trend po Dowovi teoriji

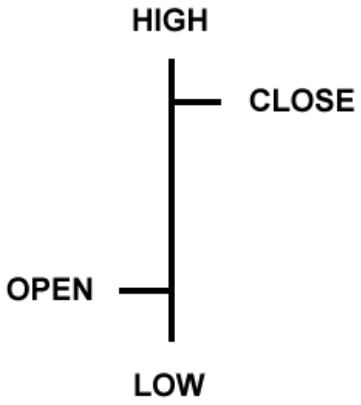
Vir: prirejeno po Pring, 2002, str. 41

Zgodnja empirična preverjanja Dowove teorije kažejo, da trgovanje po njenih principih uspe zajeti kakih 65 do 70 odstotkov celotnega premika tečaja v dolgoročnem trendu (Murphy, 1999, str. 32). Dejanski začetek in konec trenda in s tem celotni premik tečaja v trendu lahko ugotovimo le naknadno, zato je težko pričakovati strategijo, ki bi uspela zajeti veliko večji del vsakega premika.

3.3 Trgovanje s pomočjo grafov

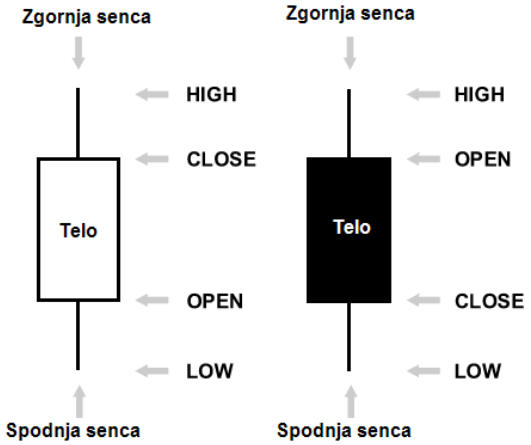
Eden od načinov uporabe tehnične analize je opazovanje vzorcev na grafih. Pri tem običajni črtni graf ni najbolj primeren, saj v vsaki časovni točki prikazuje le eno vrednost. Pogosteje se uporabljajo t.i. grafi OHLC (ang. *open-high-low-close*) oz. svečniki (ang. *candlestick*), ki na kompakten način v vsaki točki podajajo štiri podatke – tečaj ob začetku in koncu obdobja ter najvišji in najnižji dosežen tečaj znotraj obdobja.

Slika 3: Osnovni element grafa OHLC



Vir: Babypips.com (2009)

Slika 4: Svečnik



Vir: Babypips.com (2009)

3.3.1 Območja podpore in odpora

Pod najpogosteje uporabljane pojme v tehnični analizi spadata območje podpore in odpora (ang. *support and resistance levels*). Območje podpore je nek tečaj (oz. manj natančno definirano območje) pod trenutnim tečajem, pri katerem tehnični trgovci zaradi različnih razlogov pričakujejo, da se bo padanje tečaja ustavilo oz. obrnilo. Nasprotno je pri naraščajočem trendu območje odpora nek tečaj nad trenutnim, pri katerem se pričakuje konec rasti ali obrat.

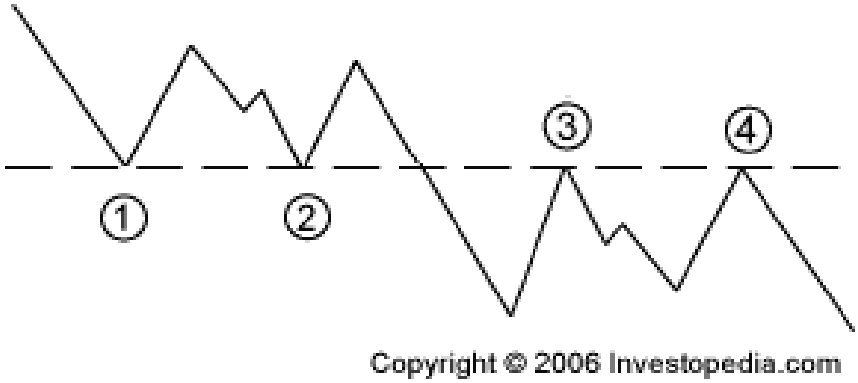
Kot razloge, da nek tečaj predstavlja območje podpore ali odpora, Pring (2002, str. 289) omenja: psihološki vpliv okroglih številk, večkraten odboj tečaja od območja v bližnji preteklosti, pomembno dno ali vrh iz preteklega obdobja, tečaj ob prvi javni izdaji delnic in podobno.

Razlog za odpor v bližini okroglih številk je v vnaprejšnjih odločitvah investitorjev in trgovcev, da bodo prodali, ko tečaj zraste do neke ciljne vrednosti. Pri tem ljudje ciljnih tečajev ne razporejamo naključno, ampak smo nagnjeni k okroglim številkam, zato se okrog teh nabere večja količina prodajnih naročil, ki poskrbi, da se rast tečaja okrog te vrednosti zares ustavi oz. obrne v padanje.

Pogosto se tečaj ne giblje v trendu, ampak se dalj časa zadržuje v določeni coni. Ker se pri tem večkrat odbije od spodnje meje cone, postaja ta meja vedno bolj pomembno območje podpore in tudi nadalje gre pričakovati odboje v tem območju. Kadar pa se zgodi preboj območja podpore, je ponavadi sunkovit. Druga značilnost teh tehničnih območij je, da se ob preboju območje podpore spremeni v območje odpora. Murphy (1999, str. 59) razlaga psihologijo, ki stoji za območji podpore in odpora, tako, da udeležence trga razdeli v odločene kupce, odločene prodajalce (obe skupini sta že investirali), tiste, ki so že izstopili iz dolge pozicije, ter neodločene (skupini še nista investirali). Če si zamislimo primer, da tečaj po daljšem odbijanju od nekega območja podpore začne rasti, si lahko predstavljamo

razmišljanje posameznih skupin. Odločeni kupci so kupovali okrog območja podpore in so zadovoljni, vendar si želijo, da bi kupili več, zato so ob morebitnem ponovnem padcu do območja nakupa (oz. podpore) pripravljeni ponovno kupovati. Prodajalci na kratko so se znašli v izgubi in upajo na padec tečaja vsaj do območja podpore, kjer bodo lahko brez izgube izstopili. Tisti, ki so izstopili iz dolge pozicije, so jezni nase in prav tako pripravljeni kupovati ob prvem (začasnem) padcu tečaja, enako pa tudi neodločeni, ki so »ugotovili« smer tečaja. Opisani efekt je tem močnejši, čim dlje se tečaj zadržuje v območju podpore. Prav tako efekt krepi visok promet v območju, saj naznanja večje pozicije oz. večje število igralcev z interesom pri tem tečaju. Spodnji sliki prikazujeta preboj območja podpore, ki postane območje odpora, ter območje odpora, kjer se padanje tečaja vedno znova obrne v rast.

Slika 5: Območje podpore oz. odpora



Vir: Investopedia (2009)

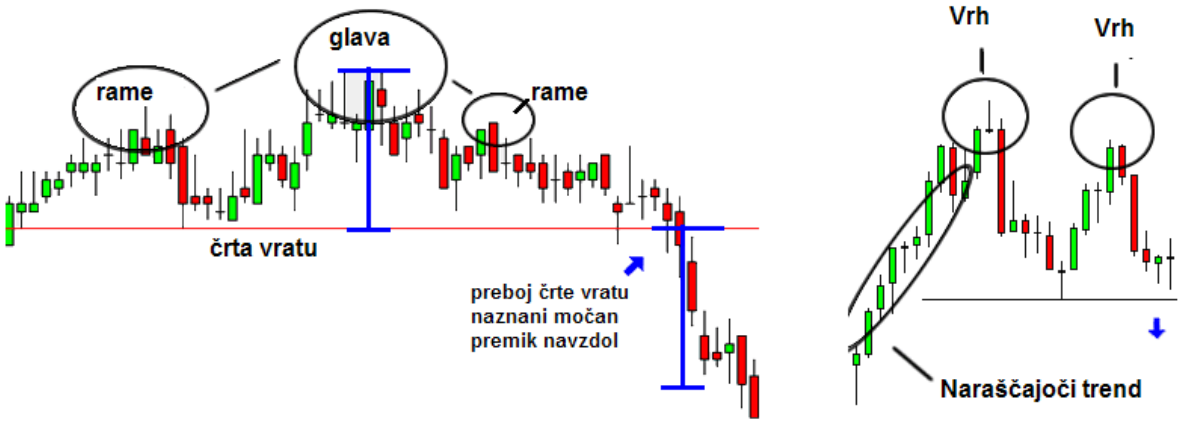
Slika 6: Območje močne podpore

Vir: FINVIZ (2009)

3.3.2 Vzorci obrata in vzorci nadaljevanja

Pri trgovanju, ki temelji na opazovanju grafov, gre predvsem za iskanje vzorcev, za katere je bilo skozi pretekle izkušnje ugotovljeno, da jim pogosto sledi premik v določeno smer. Vzorce delimo na dve veliki skupini: vzorce obrata in vzorce nadaljevanja. Med najbolj znane vzorce obrata spadata vzorca *glava in ramena* (ang. *head and shoulders*) ter *dvojno dno* oz. *dvojni vrh* (ang. *double top* oz. *double bottom*). Po takem vzorcu tečaj najpogosteje obrne smer. Primera sta prikazana na spodnji sliki.

Slika 7: Vzorca obrata: glava in ramena ter dvojni vrh



Vir: Babypips.com (2009)

Med vzorce nadaljevanja štejemo različne zastavice in trikotnike, signalizirajo pa nadaljevanje trenda v smeri, v kateri je tečaj v vzorec vstopil. Trije primeri vzorcev nadaljevanja so prikazani na spodnji sliki.

Slika 8: Vzorci nadaljevanja: zagozda, zastavica, trikotnik

Vir: Investopedia.com (2009)

Vzorci so že po svoji definiciji dokaj subjektivna kategorija, zato jih je relativno težko kvantificirati oz. ugotoviti pravila, po katerih bi jih lahko izračunavali avtomatsko (čeprav

nekatere študije počnejo tudi to, npr. Lo, Mamayasky in Wang, 2000). To je glavni razlog, da vzorcev v nalogi ne bom uporabil kot vhodne podatke za strojno učenje, temveč bom to pustil za morebitno nadaljnje delo na področju.

3.3.3 Svečniki

Razen prepoznavanja vzorcev na grafu, ki je lahko v obliki črte ali svečnikov, poznamo še način iskanja vzorcev, ki je specifičen za svečniške grafe. Ta išče vzorce velikosti le nekaj svečnikov. Majhni vzorci in celo posamezne oblike samostojnih svečnikov imajo posebna imena in točno določene pomene.

Če pravkar zaključeni svečnik »objema« prejšnjega (njegov trgovalni razpon sega višje od vrha prejšnjega in nižje od dna prejšnjega), je to lahko znak obrata. Bolj ko ima svečnik širok razpon, več preteklih svečnikov kot objema in bolj kot je hiter kratkoročni trend pred tem svečnikom, močnejši signal predstavlja. Podobno velja za svečnik, katerega razpon je v celoti znotraj prejšnjega, tudi ta namreč predstavlja morebiten obrat trenda. Poznamo še številne druge svečnike, ki vsi po vrsti predstavljajo zelo kratkoročen signal, pretežno pa označujejo obrat trenda. Na sliki 9 je prikazano nekaj majhnih svečniških vzorcev in njihova imena.

Slika 9: Nekaj svečnikov: dva objemajoča vzorca, kladivo, tri črne vrane, padajoča zvezda

Vir: Babypips.com

3.4 Tehnični indikatorji

Če smo za vzorce na grafih dejali, da so dokaj subjektivni, so numerični tehnični indikatorji primernejši za analizo, ki jo v tem delu želim izvesti, saj so določeni z natančnimi formulami, prostor za interpretacijo pa puščajo le v numeričnih parametrih. Tehnične indikatorje delimo na indikatorje momenta, ki so uporabni v času trenda (ang. *momentum indicators* oz. *trend-following indicators*), in oscilatorje, ki so bolj uporabni v času, ko se tečaji gibljejo znotraj nekega razpona. Seveda ni niti najmanj lahka naloga ugotoviti, v katerem obdobju se nahajamo. V delu bom predpostavljal, da tega ne moremo ugotoviti, in bom hkrati uporabljal obe vrsti indikatorjev.

3.4.1 Indikatorji momenta

Med najpogosteje uporabljane indikatorje momenta spadajo **drseče sredine**. Drseča sredina je aritmetična sredina zadnjih N časovnih enot. Na dnevnih grafih delniških trgov se najpogosteje uporabljajo drseče sredine dolžine 20, 50 in 200 dni. Lahko rečemo, da drseče sredine »mehčajo« naključno gibanje iz dneva v dan in dajejo boljši vpogled v daljše trende.

Večje kot je število dni, ki jih drseča sredina zajema, dolgoročnejši trend prikazuje. Kot signali za trgovanje se uporabljajo predvsem na dva načina. Posamezna drseča sredina pogosto služi kot nivo podpore oz. odpora in torej določa nivo, od katerega se tečaj pogosto odbije, ko se mu približa. Drug način uporabe je signal ob križanju dveh drsečih sredin različne dolžine. Najbolj znamenit je t.i. *zlati križ* – križanje 50-dnevne in 200-dnevne drseče sredine. Kadar 50-dnevna sredina prekriža 200-dnevno od spodaj, je to signal za nakup, saj je kratkoročni trend naraščajoč. Signal za prodajo dobimo, če 50-dnevna sredina prekriža 200-dnevno od zgoraj. Poleg običajnih drsečih sredin se včasih uporabljajo tudi eksponentne drseče sredine, pri katerih namesto aritmetične sredine izračunavamo uteženo sredino, pri čemer imajo tečaji dlje v preteklosti eksponentno padajočo utež.

Indikator **stopnje spremembe (**ang. *Rate of Change* - *ROC***)** je enostaven indikator, ki kaže spremembo tečaja v odstotkih glede na tečaj izpred *N* časovnih enot:

$$ROC - \frac{P_{danes} - P_{pred\ N\ časovnimi\ enotami}}{P_{pred\ N\ časovnimi\ enotami}} x100 \qquad (3)$$

Podobno kot druge indikatorje momenta tudi ta indikator interpretiramo z vizualnim iskanjem trenda in divergenc med gibanjem indikatorja in gibanjem cene. Druga interpretacija je uporaba pozitivnih vrednosti kot znamenja momenta navzgor in negativnih vrednosti kot znamenja momenta navzdol.

3.4.2 Oscilatorji

Oscilatorji so druga skupina indikatorjev, ki so povezani z nasprotovalnim (ang. *contrarian*) načinom trgovanja. So sekundarni indikatorji, ki jih uporabljamo po analizi glavnega trenda, in so skonstruirani tako, da se vedno gibljejo med dvema ekstremnima vrednostma (npr. 0 in 100 ali -100 in 100). Najbolj uporabni so, kadar dosegajo skrajne vrednosti, saj takrat opozarjajo na prenakupljenost ali preprodanost. Drug način uporabe je pojav t.i. divergence – različnega trenda tečaja in oscilatorja. Če na oscilatorju že opazimo trend navzdol, tečaj pa še vedno narašča, lahko to pomeni izčrpavanje pozitivnega trenda in bližanje vrhu. Tretji način uporabe oscilatorja je ustvarjanje signala, ko ta prečka srednjo vrednost med obema skrajnostma.

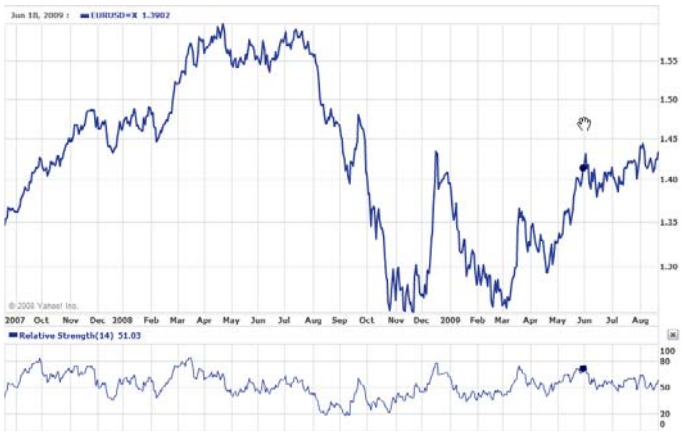
Najbolj uporabljan oscilator je **indeks relativne moči** (ang. *Relative Strength Index* oz. *RSI*), ki se izračuna kot:

$$RS = \frac{povprečna\ rast\ tečaja\ poz.\ zaključenih\ dni\ v\ zadnjih\ N\ dneh}{povprečni\ padec\ tečaja\ neg.\ zaključenih\ dni\ \ v\ zadnjih\ N\ dneh} \qquad (4)$$

$$RSI = 100 - \frac{100}{1 + RS} \qquad (5)$$

Pri tem so kot *pozitivni zaključni tečaji* mišljeni tečaji v tistih dneh, ko je tečaj zaključil nad tečajem prejšnjega dne. Originalno je bil RSI uporabljen na dnevnih delniških tečajih in s 14-dnevnimi sredinami, interpretacija pa je bila naslednja: kadar 14-dnevni RSI preseže vrednost 70 je delnica prenakupljena (ang. *overbought*). Poenostavljeno povedano, v preteklih dneh je tečaj delnice precej bolj rasel kot padal, zato naj bi bil čas za popravek v drugo smer. Obratno velja, da je delnica preprodana (ang. *oversold*), ko RSI pade pod 30. Slika 10 prikazuje linijski grafikon gibanja tečaja in pod njim gibanja indikatorja RSI.

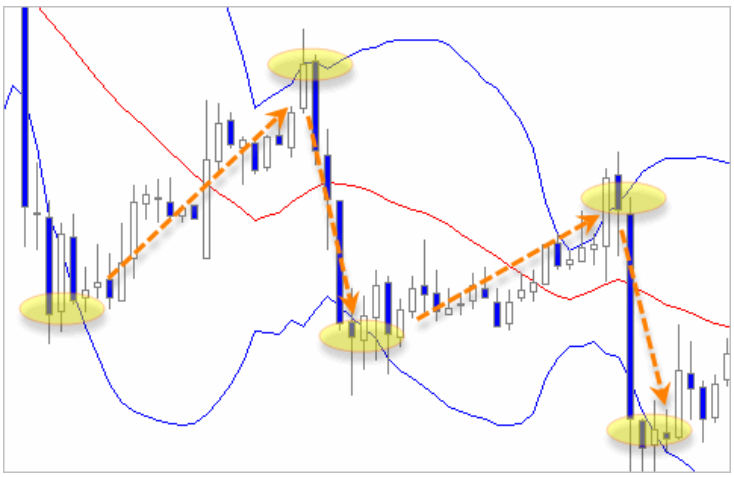
Slika 10: Indikator RSI



Vir: Yahoo! Finance (2009)

Skupaj z drsečimi sredinami se pogosto uporabljajo tudi **Bollingerjevi pasovi** (ang. *Bollinger bands*). Gre za črti, ki ju narišemo dva standardna odklona višje in nižje od neke drseče sredine, in ju ponavadi interpretiramo kot ciljno območje. Kadar se tečaj dotakne spodnjega pasu, pričakujemo vzpon do zgornjega in obratno. Primer Bollingerjevih pasov je prikazan na sliki 11.

Slika 11: Bollingerjevi pasovi



Vir: ForeignExchange.com (2009)

3.4.3 Kombinirani indikator - MACD

Še en popularen indikator, ki je kombinacija indikatorja momenta in oscilatorja, je indikator MACD (ang. *Moving Average Convergence/Divergence*). Gre za dve črti: prva je razlika med dvema eksponentnima drsečima sredinama (t.i. *črta MACD*, običajno vzamemo 26-dnevno in 12-dnevno drsečo sredino) ter drseča sredina črte MACD (t.i. *signalna črta*, običajno gre za 9-dnevno eksponentno drsečo sredino). Indikator MACD uporabljamo kot ostale drseče sredine, križanje predstavlja nakupni signal, če črta MACD zraste nad signalno črto. Hkrati pa se črti indikatorja MACD gibljeta tudi okrog srednje vrednosti 0. V tem pogledu sta črti oscilatorja in premik visoko nad srednjo vrednost si lahko razlagamo kot prenakupljenost ter obratno za padec globoko pod 0 (Murphy, 199, str. 253).

4 STROJNO UČENJE

V tem poglavju predstavljam področje strojnega učenja. Gre za del računalništva, katerega metode bom uporabil za iskanje pravil tehnične analize z napovedno močjo glede prihodnjih tečajev. Po predstavitvi strojnega učenja kot celote in klasifikacije kot podpodročja, ki ga bom uporabil, podrobneje opisujem družine metod, ki so v magistrskem delu uporabljene: odločitvena drevesa in pravila.

Strojno učenje je področje umetne inteligence, ki se ukvarja z iskanjem pravil in zakonitosti v podatkih. Tipično imamo na voljo veliko količino podatkov, lahko pa imamo tudi neko predznanje o tem, kako približno bodo pravila izgledala. Kot pravi Kononenko (2005, str. 1): »osnovni princip strojnega je avtomatsko opisovanje (modeliranje) pojavov iz podatkov. Rezultat učenja iz podatkov so lahko pravila, funkcije, relacije, sistemi enačb, verjetnostne porazdelitve ipd., ki so lahko predstavljene z različnimi formalizmi: odločitvenimi pravili, odločitvenimi drevesi, regresijskimi drevesi, Bayesovimi mrežami, nevronskimi mrežami itd. Naučeni modeli poskušajo razlagati podatke, iz katerih so bili modeli generirani, in se lahko uporabijo za odločanje pri opazovanju modeliranega procesa v bodočnosti (napovedovanje, diagnosticiranje, nadzor, preverjanje, simulacije itd.)«.

Strojno učenje se kot omenjeno najpogosteje uporablja tam, kjer obstaja veliko število podatkov, za katere domnevamo, da vsebujejo neke vzorce ali logiko, ki bi jo lahko koristno uporabili, če bi jo le poznali. Znan primer uporabe je npr. v medicini, kjer je na voljo veliko število zapisov zdravljenj, ki vsebujejo podatke o pacientih, simptome, kot tudi način in končno uspešnost zdravljenja. Iz teh podatkov je včasih mogoče izvleči povezave med določenimi kombinacijami simptomov in izidi zdravljenja, ki se jih ne zavedajo niti zdravniki. Kot še enega izmed številnih primerov uporabe strojnega učenja lahko navedemo maloprodajne verige trgovin. Te zbirajo ogromne količine podatkov o posameznih nakupih, iz katerih lahko z algoritmi strojnega učenja izluščijo navade nakupovalcev (npr. kateri produkti se pogosto kupujejo skupaj). Tako prepoznane navade potem koristno uporabljajo za pospeševanje prodaje z drugačno razmestitvijo proizvodov, prodajnimi akcijami in podobno.

Algoritme strojnega učenja lahko razdelimo na dve veliki skupini glede na nadzorovanost učenja. Pri nadzorovanem učenju imamo kot vhod v algoritem na voljo t.i. učno množico vzorcev. Učna množica je par vhoda in želenega izhoda, pri čemer je vhod običajno vektor. Izhod je lahko numerična vrednost, takrat govorimo o regresiji, ali diskretna vrednost, takrat govorimo o klasifikaciji oz. uvrščanju v razred. Prva naloga algoritma je najti tako funkcijo, ki bo kar najbolje preslikala množico vhodov v množico izhodov. Dobljeni model sprejmemo ali zavrnemo z uporabo na testni množici. Seveda pa je končni cilj najti tako funkcijo, ki bo tudi nove, neznane množice vhodov čim pravilneje preslikala v izhode. Taka naučena funkcija je najpogosteje realizirana kot en model, včasih pa je primernejše imeti več lokalnih modelov, ki najbolje preslikavajo v določenem območju vhodnih podatkov.

Kononenko (2005, str. 2) deli metode strojnega učenja na naslednje velike skupine:

- klasifikacija (uvrščanje)
- regresija
- asociacije in logične relacije
- sistemi (diferencialnih) enačb
- nenadzorovano učenje - razvrščanje
- spodbujevano učenje

V pričujočem delu sem se odločil za uporabo klasifikacijskih metod. Regresijske metode in sistemi diferencialnih enačb so namenjene numeričnim napovedim. Metode numeričnega napovedovanja časovnih vrst se precej prekrivajo s statističnimi in ekonometričnimi, ta pristop k napovedovanju pa je bolje obdelan drugod. Asociacije in logične relacije ter nenadzorovano učenje se v strojnem učenju uporabljajo za iskanje povezav med spremenljivkami, pri čemer nobene spremenljivke ne želimo eksplicitno napovedovati. V našem primeru točno vemo, da je cilj napovedovati prihodnji tečaj oz. natančneje razred, ki vsebuje smer prihodnjega tečaja. V zadnjih letih precej popularen pristop je tudi spodbujevano učenje (npr. Hryshko & Downs, 2003 in Dempster & Leemans, 2004).

4.1 Klasifikacija

Klasifikacija je ena najpogostejših uporab strojnega učenja in tudi skupina metod, ki jih bom uporabil v delu. V praktično vseh načinih klasifikacije imamo nekaj skupnih konceptov in pojmov, ki jih na kratko opišimo. Osnova za vsako učenje je množica *učnih primerov*. Primer sestoji iz večjega števila *atributov* (tudi značilk ali lastnosti), to je diskretnih ali zveznih spremenljivk, ter *razreda*, ki je diskretna spremenljivka. V teoriji sta razreda pogosto le dva, saj je tako lažje razlagati splošne koncepte, razen tega pa je marsikateri realni problem enostavno prevesti na več problemov z dvema razredoma. Naloga učnega algoritma je zgraditi *klasifikator* (najlažje si ga predstavljamo kot pravilo, skupek pravil ali funkcijo), ki bo znal še nikoli videne primere čim pravilneje uvrstiti v ustrezen razred.

Za lažjo predstavo navajam v tabeli 1 primer podatkov za klasifikacijo v literaturi dobro poznano učno množico (Cendrowska, J., 1987).

Tabela 1: Učne množica za učenje diagnosticiranja primernih leč

Starost	Okvara	Astigmatizem	Solzenje	Leče
mlad	kratkovidnost	ne	zmanjšano	**nobene**
mlad	kratkovidnost	ne	običajno	**mehke**
mlad	kratkovidnost	da	zmanjšano	**nobene**
mlad	kratkovidnost	da	običajno	**trde**
mlad	daljnovidnost	ne	zmanjšano	**nobene**
mlad	daljnovidnost	ne	običajno	**mehke**
mlad	daljnovidnost	da	zmanjšano	**nobene**
mlad	daljnovidnost	da	običajno	**trde**
pred-presbiopija	kratkovidnost	ne	zmanjšano	**nobene**
pred-presbiopija	kratkovidnost	ne	običajno	**mehke**
pred-presbiopija	kratkovidnost	da	zmanjšano	**nobene**
pred-presbiopija	kratkovidnost	da	običajno	**trde**
pred-presbiopija	daljnovidnost	ne	zmanjšano	**nobene**
pred-presbiopija	daljnovidnost	ne	običajno	**mehke**
pred-presbiopija	daljnovidnost	da	zmanjšano	**nobene**
pred-presbiopija	daljnovidnost	da	običajno	**nobene**
presbiopija	kratkovidnost	ne	zmanjšano	**nobene**
presbiopija	kratkovidnost	ne	običajno	**nobene**
presbiopija	kratkovidnost	da	zmanjšano	**nobene**
presbiopija	kratkovidnost	da	običajno	**trde**
presbiopija	daljnovidnost	ne	zmanjšano	**nobene**
presbiopija	daljnovidnost	ne	običajno	**mehke**
presbiopija	daljnovidnost	da	zmanjšano	**nobene**
presbiopija	daljnovidnost	da	običajno	**nobene**

Vir: prirejeno po Cendrowska, J. (1987)

V vrsticah so učni primeri in lahko si predstavljamo, da so nastali kot zapiski okulista o konkretnih pacientih in njegovih diagnozah glede tipa leč, ki bolniku ustrezajo. Stolpci *starost*, *okvara*, *astigmatizem* in *solzenje* vsebujejo nominalne atribute (vrednosti, ki jih zavzemajo, so diskretne ter iz končnega nabora), stolpec *leče* pa nominalen razred. Cilj strojnega učenja je zgraditi klasifikator, ki bo na podlagi omenjenih štirih atributov napovedal ustrezen tip leč, napovedi pa bodo čim bolj podobne primerom.

Pristopi se razlikujejo po načinu predstavitve funkcije klasifikatorja. Med najbolj uporabljanimi pa so odločitvena drevesa, naivni Bayesov klasifikator, metoda najbližjih sosedov, metoda podpornih vektorjev ter nevronske mreže. V zadnjem času se vedno bolj uveljavljajo hibridni modeli, ki mešajo različne pristope, ter meta modeli, ki združujejo in

kombinirajo rezultate posameznih modelov. Vsak izmed pristopov ima svoje prednosti in slabosti in je različno primeren za posamezne probleme. Kljub številnim študijam, ki pristope primerjajo med seboj po performancah in natančnosti, je izbira pravega klasifikatorja še vedno težavna. Zelo je odvisna od problema ter množice podatkov, ki je na voljo, zato ostaja bolj umetnost kot znanost.

4.2 Ocenjevanje uspešnosti klasifikacije

Eden od osnovnih principov strojnega učenja je *princip najkrajšega opisa* (Kononenko, 2005, str. 64). Pri preiskovanju prostora možnih hipotez (modelov, ki opisujejo podatke) učni algoritem išče hipotezo, ki najbolj ustreza podatkom. Ker pa je takih hipotez lahko zelo veliko, je potrebno izbirati tudi med ustreznimi. Znan je princip Occamove britve, ki pravi, da je najpreprostejša razlaga izmed vseh pravilnih tudi najboljša. V kontekstu hipotez, ki klasificirajo primere v razrede bo tako zaželena tista, ki pri dani klasifikacijski točnosti uporablja čim manj atributov, in je zaradi tega tudi bolj razumljiva.

Za dobljene modele moramo imeti tudi neko mero, s katero lahko ocenimo uspešnost učenja. Pomemben koncept v strojnem učenju je preverjanje uspešnosti učenja na drugi množici kot je množica, na kateri se algoritem uči. Primere, ki jih imamo na voljo za učenje, ponavadi razdelimo na dve množici: učno in testno množico. Na prvi poganjamo učni algoritem, na drugi pa dobljeni model preverjamo. Za uspešno učenje smatramo le tisto, ki se izkaže tudi na testni množici. S tem se izognemo, da bi se učni algoritem preveč prilagodil učni množici in povečujemo možnost, da bo odkril neke prave zakonitosti, ki veljajo za vse podatke.

Preverjanje uspešnosti klasifikacije pa lahko delamo z različnimi merami (Kononenko, 2005, str. 73):

- **Klasifikacijska točnost**: odstotek pravilno klasificiranih primerov. Ker ne poznamo pravih rešitev problemov, lahko izračunamo klasifikacijsko točnost za učno ter za testno množico. Točnost na učni množici predstavlja zgornjo mejo natančnosti in je pogosto zavajajoča. Mnogi učni algoritmi se namreč lahko poljubno dobro prilagodijo učni množici, vendar se s tem prilagajajo specifiki učne množice in šumu v njej, ne pa pravemu modelu, ki vlada celotni populaciji primerov. Postavimo lahko tudi spodnjo mejo natančnosti: to je odstotek primerov, ki spadajo v razred, ki je v učni množici najpogostejši. Ne želimo si namreč modela, ki bo deloval slabše kot trivialno pravilo, ki vse primere razvrsti kar v večinski razred.
- **Tabela napačnih klasifikacij**: prikaz natančnosti klasificiranja po posameznih razredih. Iz te tabele lahko vidimo, kateri razredi so bolj, kateri pa manj natančno klasificirani.
- **Cena napačne klasifikacije**: če je napačna klasifikacija nekaterih razredov hujša napaka, lahko razrede utežimo s ceno napake in dobimo boljšo skupno oceno klasifikacijske točnosti.

- **Brierjeva mera**: upošteva verjetnostno porazdelitev po razredih, ki jo dobimo pri mnogih klasifikatorjih.
- **Informacijska vsebina odgovora**: ta mera uspešnosti upošteva tako apriorne vrednosti razredov kot tudi verjetnostno porazdelitev po razredih. Upošteva, da so klasifikacijski problemi z večjim številom razredov in manjšimi apriornimi vrednostmi težji, ter s pomočjo entropije izračuna dodatno informacijo, ki jo pridobimo s klasifikatorjem.
- **Rob**: razlika med verjetnostjo najbolj verjetnega razreda in verjetnostjo naslednjega. Rob je le mera zanesljivosti klasifikatorja, večji kot je rob, bolj zanesljiva je. Ne upošteva pa apriornih verjetnosti razredov.
- **Senzitivnost in specifičnost**: preprosti meri, ki se uporabljata za dvorazredne probleme.

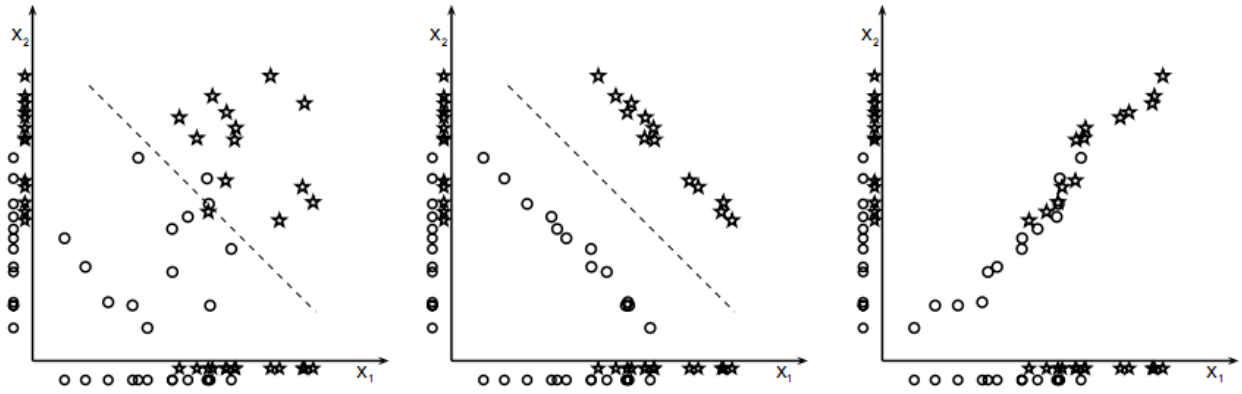
Kadar imamo na voljo majhno število podatkov, ne moremo razdeliti množice na učno in testno množico, saj bi bila učna množica premajhna za uspešno učenje. Ocena na učni množici je slaba, kljub temu pa moramo nekako oceniti uspešnost dobljenega modela. V takem primeru imamo na voljo prečno preverjanje. Najbolj zanesljiva metoda je metoda *izloči enega*: pri njej zgradimo model za vsak primer tako, da ga izločimo iz množice in preostale primere uporabimo za grajenje modela. Tako dobimo enako število modelov kot je število primerov, za uspešnost pa vzamemo povprečno uspešnost vseh modelov. Sicer pri tem ocenjujemo različne hipoteze, vendar so si med seboj zelo podobne, ker se množice primerov med seboj razlikujejo le za en primer. Taka metoda je časovno zelo zahtevna, saj namesto enega modela gradimo n modelov (če imamo n primerov). Možna vmesna pot je k-kratno prečno preverjanje, kjer množico razdelimo na k podmnožic. Tako k-krat izločimo eno izmed podmnožic in učni algoritem poženemo na uniji preostalih podmnožic ter testiramo na izločeni podmnožici. Še bolj zanesljiva varianta metode prečnega preverjanja je sorazmerno prečno preverjanje (ang. *stratified cross-validation*). Pri tej metodi poskrbimo za to, da se pri deljenju množice primerov ohranja približno enaka distribucija razredov v vseh podmnožicah.

4.3 Izbira atributov

Veliko število atributov, ki so bistvo pričujočega dela, pri nekaterih metodah zahtevajo neznane, a velike količine pomnilnika. Izkaže se, da se v teoriji in praksi strojnega učenja ta problem dokaj pogosto pojavlja, saj imajo mnoge metode in algoritmi strojnega učenja neznano časovno in prostorsko zahtevnost. Omenimo npr. aplikacije kot so iskanje genskih vzorcev, ki povzročajo določeno bolezen (oz. vsaj korelirajo z njo). Število primerov (bolnikov) je pogosto majhno, atributov (genskih vzorcev) pa je lahko na tisoče ali celo desettisoče. Učenje iz takih primerov je za večino algoritmov prezahtevno, zato se je znotraj strojnega učenja razvilo zelo obsežno področje študija z imenom izbira atributov (ang. *feature selection*). Izbiro nekateri avtorji razširijo v ekstrakcijo atributov (ang. *feature extraction*) oz. konstrukcijo atributov (ang. *feature construction*).

Pri izbiri atributov gre za uporabo različnih metod, s pomočjo katerih nabor atributov zmanjšamo do take mere, da postane obvladljiv za izbrano metodo strojnega učenja. Metode za izbiro uvrščamo v tri kategorije: filtri, vgrajene metode (ang. *embedded methods*) in ovojnice (ang. *wrappers*). Filtri delujejo neodvisno od kasneje uporabljene metode strojnega učenja in ugotavljajo relevantnost posameznega atributa. Med klasične filtre spadata Pearsonov koeficient korelacije za dvorazredne učne množice oz. Fisherjev koeficient za večrazredne (Guyon, 2006, str. 12). Metoda izračunava koeficiente med vsakim atributom in ciljnim razredom preko vseh učnih primerov, koeficient pa je uporabljen za rangiranje po relevantnosti. Za nadaljnje strojno učenje uporabimo le najbolj relevantne atribute. Vendar pa je tako rangiranje posameznih atributov omejeno. Dokaj enostavno je konstruirati primer z dvema atributoma, kjer noben atribut sam zase ni relevanten, oba skupaj pa popolno klasificirata učno množico. V treh primerih na sliki 12 imajo primeri enake projekcije na osi x_1 in x_2, kar pomeni da so enako razločljivi, gledano s strani vsakega atributa (osi) posebej. Vidimo pa lahko, da so primeri na levi sliki dokaj dobro razločljivi, primeri na srednji sliki popolnoma razločljivi, primeri na desni pa slabo razločljivi.

Slika 12: Primer razločljivosti elementov učne množice z dvema atributoma



Vir: Guyon & Elisseeff (2006), str. 10

Vgrajene metode izvajajo izbiro atributov med samim učenjem in so zato specifične za posamezne metode strojnega učenja. Odločitvena drevesa so primer družine metod, ki imajo izbiro atributov vgrajeno, saj v vsakem koraku izberejo atribut, ki najbolje razdeli preostale primere.

Ovojnice so najbolj časovno zahtevne, vendar omogočajo poljubno široko iskanje izbire atributov. Gre za preprost mehanizem, kjer učno metodo vzamemo kot črno škatlo, s katero se učimo na različnih podmnožicah celotne množice atributov. V skrajnem primeru lahko pregledamo vse podmnožice, vendar je takih podmnožic 2^n pri n atributih, kar je najpogosteje nesprejemljivo. Zato uporabimo enega izmed dveh pristopov t.i. požrešnega iskanja: izbira vnaprej (ang. *forward selection*) ali odstranjevanje nazaj (ang. *backward elimination*). Pri izbiri vnaprej začnemo s prazno množico, ki ji dodamo atribut in z izbrano metodo evaluiramo uspešnost učenja. Operacijo ponovimo za vse atribute in v podmnožici obdržimo atribut, ki je

najbolj uspešen. Izmed preostalih atributov na enak način izberemo najboljšega in ponavljamo do točke, kjer nobeden izmed preostalih atributov ne izboljša uspešnosti učenja. Odstranjevanje nazaj deluje podobno, le da začnemo s podmnožico vseh atributov, ki ji postopoma odstranjujemo atribute, dokler ti izboljšujejo uspešnost učenja.

4.4 Odločitvena drevesa

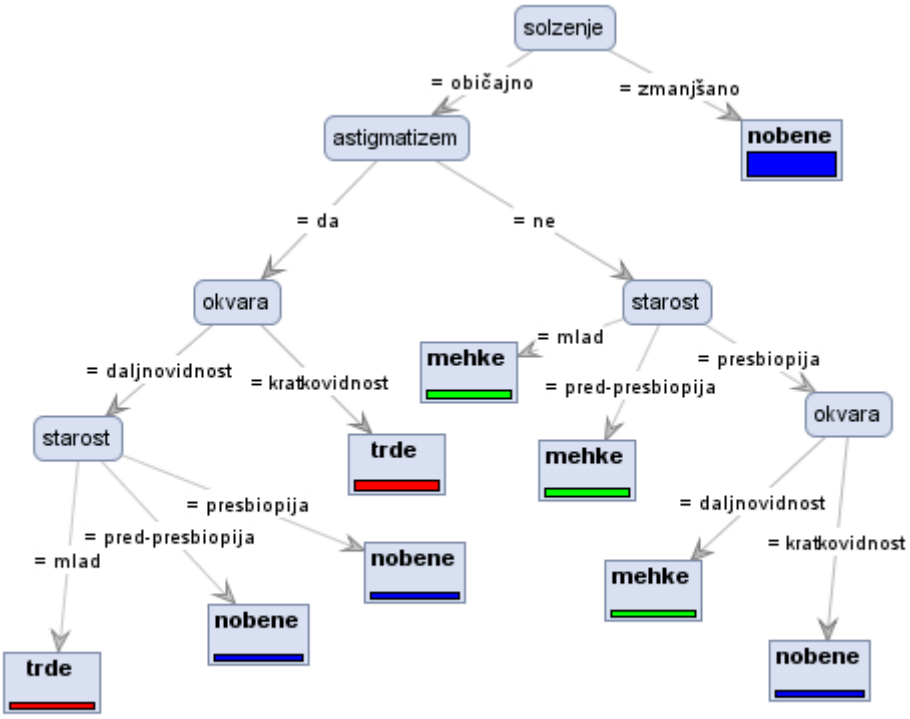
Najbolj uporabljana metoda med klasifikacijskimi algoritmi so odločitvena drevesa. Njihova glavna prednost je v tem, da dajejo preprosta in razumljiva pravila. Uporabna so tako na diskretnih kot na numeričnih atributih, saj zvezne atribute dokaj enostavno diskretiziramo. Mogoče jih je preveriti s statističnimi testi, kar pomeni da poznamo zanesljivost dobljenega modela. So tudi dokaj robustna in računsko učinkovita, zato lahko obdelajo velike količine podatkov.

Iz danih podatkov lahko izluščimo pravila, ki konjunktivno povezujejo vrednosti določenih atributov, iz katerih sledi določen razred. Odločitveno drevo je sestavljeno iz atributov v notranjih vozliščih, podmnožice vrednosti atributov v vejah in razredov v listih drevesa. Notranja vozlišča delijo razrede v podmnožice s podobnimi vrednostmi. Ena pot v drevesu od vrha do razreda na dnu je ena konjunkcija atributov, disjunkcija več poti, ki peljejo do istega razreda, pa je eno pravilo. Primer drevesa, zgrajenega z algoritmom ID3, ki je opisan v nadaljevanju, je na sliki 13. Z nje lahko razberemo pravilo za izbiro trdih leč, ki je prikazano v primeru 2.

Primer 2: Primer pravila na podlagi odločitvenega drevesa

Če
(solzenje=običajno **in** astigmatizem=da **in** okvara=kratkovidnost)
ali
(solzenje=običajno **in** astigmatizem=da **in** okvara=daljnovidnost **in** starost=mlad)
potem
naj bolnik uporabi trde leče.

Slika 13: Primer drevesa, zgrajenega z algoritmom ID3



Vir: RapidMiner

Od strukture drevesa je odvisno, kako kompleksna bodo ta pravila. V primeru velikega števila atributov je treba v drevo vključiti le nekatere. Preiskovanje prostora hipotez pomeni v primeru odločitvenih dreves preizkušanje različnih struktur drevesa. Za to iskanje obstajajo različni algoritmi, saj je preiskovanje vseh možnih struktur t.i. *NP-poln* problem, torej z večanjem količine podatkov hitro postane nerešljiv v sprejemljivem času.

Eno izmed osnovnih pravil v gradnji dreves je že omenjena Occamova britev, ki je tudi splošen princip v znanosti. V primeru dveh hipotez, ki enako dobro opisujeta opazovane podatke, izberemo bolj preprosto oz. krajšo. Tako je tudi pri odločitvenih drevesih najbolj zaželeno tisto z najmanjšo višino, vendar to ni vedno izvedljivo. Algoritmi z različnimi metodami iščejo približek najmanjšega drevesa.

4.4.1 Algoritem ID3

Eden od najzgodnejših algoritmov je bil ID3, ki ga bomo na kratko predstavili, ker je močno vplival na kasnejši razvoj algoritmov. Kot vsa odločitvena drevesa temelji na t.i. principu *deli in vladaj*, saj v vsakem koraku izbere tisti atribut, ki kar najučinkoviteje množico primerov razdeli na pozitivne in negativne primere (v osnovni obliki algoritem predpostavlja le dva razreda). Nekateri atributi primere razdelijo bolj čisto kot drugi, za kar potrebujemo neko mero. Uporabimo pojem entropije, ki prihaja iz informacijske teorije in nam pove, kako

neurejena je množica. Entropija je mera negotovosti in je tesno povezana z informacijami. Višja kot je entropija sistema, več informacij potrebujemo za opis le-tega.

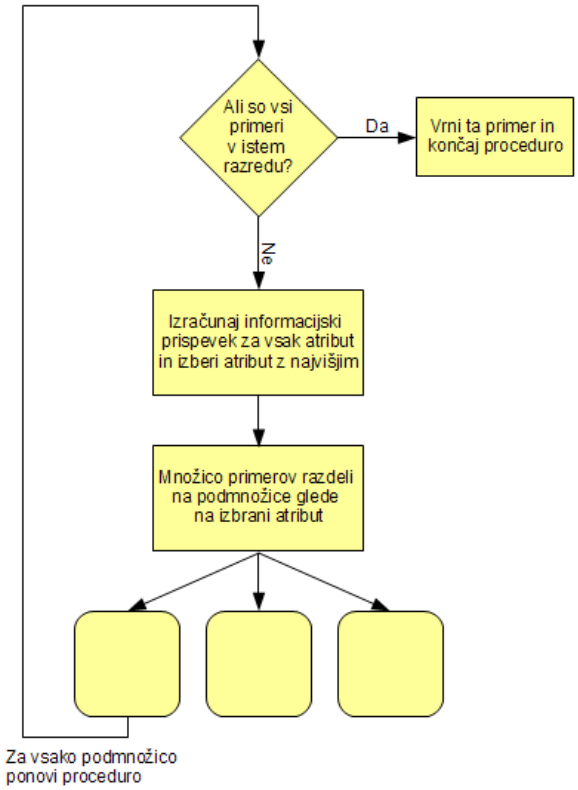
$$Entropija(S) = \sum_{i=1}^{c} p_i \log_2 p_i \quad (6)$$

Entropijo v odločitvenem drevesu uporabimo za to, da v vsakem vozlišču ugotovimo, kako negotovi smo glede razredov, ki so pod tem vozliščem. Če vsi primeri spadajo v en razred, je entropija enaka 0, najvišja pa bo, če polovica primerov spada v en razred, polovica pa v drugega (to velja, če imamo le dva razreda). Kot mero, ki nam pove, kateri atribut naj postavimo v vozlišče, uporabimo informacijski prispevek.

Informacijski prispevek nam pove, za koliko se zmanjša negotovost, če v trenutno vozlišče postavimo nek atribut. Če informacijski prispevek izračunamo za vsa vozlišča, se lahko odločimo za atribut z najvišjim in tega postavimo v korensko vozlišče. Enako nadaljujemo za nadaljnja vozlišča, vse dokler ne dosežemo vozlišč, ki povsem množice primerov razdelijo na čiste množice.

Algoritem je rekurziven in je prikazan na sliki 14.

Slika 14: Diagram poteka algoritma ID3



Vir: Lastna slika

Kasneje so bile razvite številne druge mere, ki izboljšujejo informacijski prispevek, npr. (Kononenko, 2005, str. 170):

- indeks Gini
- statistika χ^2
- razdalja dogodkov
- povprečna absolutna teža evidence
- mera najkrajšega opisa
- ortogonalnost vektorjev porazdelitev

4.4.2 Algoritem C4.5

Algoritem ID3 je bil dolgo eden najpopularnejših klasifikacijskih algoritmov, vendar je imel kot eden prvih tudi nekaj pomanjkljivosti. Mnoge izmed izboljšav je avtor originalnega algoritma Quinlan (1986, str. 81-106) vključil v novi algoritem C4.5. Prednosti novega algoritma so naslednje:

- omogoča uporabo **zveznih atributov**: zvezne atribute diskretizira, tako da izbere prag, ki vozlišču prinese najvišji informacijski prispevek;
- nima težav s primeri z **manjkajočimi atributi**;
- **uteževanje atributov**;
- **rezanje dreves** v izogib prevelikemu prileganju;
- **pretvorba dreves v pravila** in rezanje pravil: pravila so pogosto razumljivejša za človeka, poleg tega rezanje pravil omogoča razlikovanje med konteksti, v katerih odločitveno vozlišče deluje ;
- nova mera za izbiranje atributov: **razmerje informacijskega prispevka**. Informacijski prispevek ni najboljša mera za izbiro atributa, saj je pristranski do atributov z veliko različnimi vrednostmi in jim pripisuje višje vrednosti. To povzroči gradnjo neoptimalno velikih dreves. Ena od preprostejših rešitev je, da prispevek delimo z entropijo množice primerov glede na atribut in tako dobimo razmerje informacijskega prispevka.

4.4.3 Preveliko prileganje in rezanje dreves

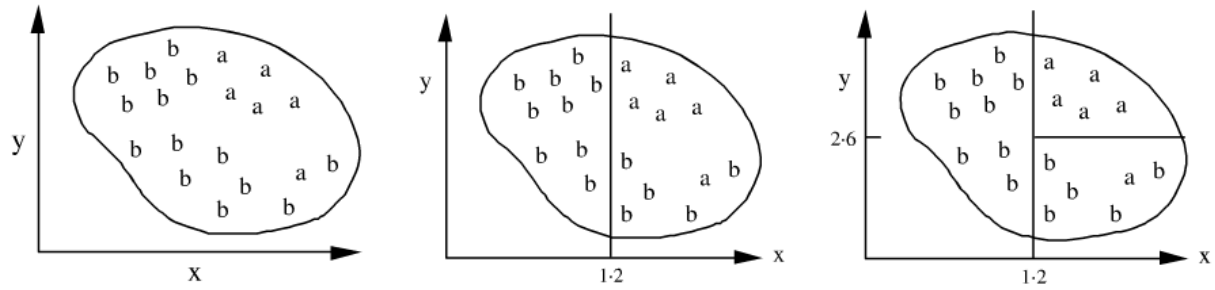
Želena lastnost klasifikatorja je, da daje čim bolj natančne napovedi. Vendar ima model, ki zelo natančno napoveduje primere iz učne množice, običajno problem, da zelo slabo napoveduje nove primere. Razlog je v t.i. prevelikem prileganju (ang. *overfitting*), kar pomeni, da se je model preveč dobro prilagodil na učne množico, namesto na pravi model, ki ga želimo odkriti. Pri odločitvenih drevesih z velikim številom atributov se nam to zelo hitro zgodi, še posebej pri požrešnih algoritmih, ki gledajo le naprej (v vsakem trenutku izberejo najboljši atribut in ne popravljajo preteklih izbir). Tak je prej omenjeni algoritem ID3.

V izogib tej težavi se pogosto uporablja rezanje drevesa (ang. *tree pruning*). Gre za skupino metod, ki jih izvajamo po končanem požrešnem algoritmu, ki je drevo zgradil do čistih podmnožic. Po eni bolj preprostih metod se po drevesu sprehodimo od spodaj navzgor in v vsakem notranjem vozlišču izračunamo število primerov iz testne množice, ki so bili napačno razvrščeni. Preverimo, kakšno bi bilo število napak, če bi poddrevo nadomestili kar z razredom, ki v njem prevladuje. Če je število napak na testni množici manjše, poddrevo odrežemo (ga nadomestimo s prevladujočim razredom). Ko pridemo do vrhnjega vozlišča, smo nekaj poddreves odrezali in s tem dobili enostavnejše odločitveno drevo. Učne množice ne klasificira več popolno, bolje kot prej pa klasificira testno množico.

4.5 Pravila

Medtem ko algoritmi za gradnjo odločitvenih dreves temeljijo na pristopu *deli in vladaj*, ki v korakih izbira najboljše atribute in jih dodaja v drevo, se metode, ki generirajo pravila, problema običajno lotijo drugače. Obdelujejo en ciljni razred naenkrat in za vsakega poskušajo najti pravila, ki bodo vključila čim več primerov, ki spadajo v obravnavani razred, in hkrati vključila čim manj primerov iz vseh ostalih razredov. Tak pristop imenujemo tudi pokrivni, ker v vsakem koraku iščemo pravilo, ki čim bolje pokriva primere (Witten & Frank, 2005, str. 105). Na sliki 15 je primer z numeričnimi atributi in dvema razredoma *a* in *b*.

Slika 15: Ilustracija pokrivnega algoritma za učenje pravil



Vir: Witten & Frank, 2005, str. 106

Če se lotimo najprej razreda *a*, najdemo kot dobro pravilo

Če velja x > 1,2 potem razred = a

S tem pravilom smo pokrili vse primere razreda *a*, vendar smo zajeli tudi veliko primerov razreda *b*, zato ga poskušamo izboljšati. Če prostor razdelimo še glede na atribut *y*, pridemo do pravila

Če velja x > 1,2 in y > 2,6 potem razred = a

To pravilo že zelo dobro pokriva razred *a*, saj zajema vse primere razen enega, hkrati pa ne zajema nobenega primera iz razreda *b*.

Kako točno poteka izbira atributa, ki najbolje pokriva primere posameznega razreda, so detajli posameznih algoritmov, v katere se ne bom spuščal. Razen natančnosti pokrivanja je pomembna tudi časovna in prostorska učinkovitost, prav tako pa se algoritmi razlikujejo v načinu ugotavljanja, kdaj prenehati izboljševati pravilo.

4.5.1 Algoritem RIPPER

RIPPER (*Repeated Incremental Pruning to Produce Error Reduction*) je primer sodobnega algoritma za generiranje pravil. Nastal je kot izboljšava algoritma IREP (*Incremental Reduced Error Pruning*), ki je sam izboljšava algoritma REP (Cohen, 1995), prvič predstavljenega že leta 1987. REP je algoritem tipa *deli in vladaj*, ki učno množico razdeli v množico za rast (ang. *growing set*) in množico za rezanje (ang. *pruning set*). Najprej množico za rast prekrije z veliko množico pravil, potem dobljena pravila preverja na množici za rezanje in na njej uporablja operatorje za rezanje. Z rezanjem pravil postopoma odpravlja preveliko prileganje prvi množici, do želene natančnosti.

Algoritem IREP nadgrajuje z rezanjem že med gradnjo prve množice pravil. Po dodanem pravilu ga algoritem takoj obreže. Učne primere, ki ustrezajo novemu pravilu, zbriše iz obeh podmnožic, preostalo množico pa razdeli na novo. S to izboljšavo IREP odpravi časovno zahtevno prvo gradnjo množice preveč prilegajočih se pravil. Algoritem REP je potreboval čas, sorazmeren s četrto potenco števila učnih primerov, IREP pa precej manj. V asimptotični notaciji, ki se uporablja za opis zahtevnosti algoritmov, je zahtevnost algoritma REP $O(n^4)$, zahtevnost algoritma IREP pa le $O(n \log^2 n)$.

Cohen (1995) je najprej uvedel nekaj manjših izboljšav algoritma (IREP*), kasneje pa na podlagi tega zgradil algoritem RIPPER. Ta uvaja optimizacijo pravil z gradnjo nadomestnih (ang. *replacement*) in popravljenih (ang. *revision*) pravil, med katerimi izbira na podlagi principa najkrajšega opisa, omenjenega že v poglavju 4.2. RIPPER je enako časovno nezahteven kot predhodniki, uspešen bolj kot primerljivi *C4.5Rules*, hkrati pa tudi prostorsko nezahteven, saj ne potrebuje več spomina, kot je velika testna množica (Franczak, 2000).

4.6 Genetski algoritmi

Pri genetskih algoritmih ne gre za klasifikacijski algoritem oz. obliko predstavitve hipoteze, ampak obliko preiskovanja prostora modelov (hipotez), ki temeljijo na idejah evolucije in naravne selekcije. Model ustreza enemu osebku, elemente modela (npr. parametre) pa predstavimo kot gene. Algoritem začne z določeno vnaprej dano ali tudi naključno hipotezo, potem pa iterativno ustvarja nove generacije modelov. Pri tem uporablja tri transformacije:

- reprodukcija: boljši kot je osebek, več možnosti za preživetje ima in več možnosti za prispevanje v »genetski bazen«
- križanje: nov osebek nastane iz dveh osebkov, tako da od vsakega dobi del genetskega zapisa
- mutacija: občasno se posamezni geni naključno spremenijo

Ponavadi se te transformacije izvajajo v prav takem vrstnem redu. Genetski algoritem najprej izloči osebke, ki so po nekem izbranem kriteriju slabi, potem izvede križanje, ki ustvari novo generacijo osebkov, nazadnje pa z majhno verjetnostjo določenim osebkom spremeni posamezne gene. Najpomembnejši del genetskega algoritma je predstavitev osebkov oz. njihovih genov.

4.7 Meta metode

Zlasti v zadnjih letih se precej uveljavljajo tudi t.i. meta metode, torej metode strojnega učenja, ki kombinirajo rezultate več metod. Tako lahko združujemo napovedi več algoritmov npr. z (uteženim) glasovanjem, kjer obvelja napoved, ki prejme glasove največjega števila algoritmov. Še ena možnost pa je zaporedna vezava učnih algoritmov. Prvi algoritem se uči ciljne napovedi, drugi pa se uči napak prvega algoritma. Zaradi želje po čim preprostejših modelih in nevarnosti prevelikega prileganja se redko uporabljata več kot dva zaporedno vezana algoritma.

4.7.1 Bagging

Bagging ali *bootstrap aggregating* je meta algoritem, ki pomaga izboljšati stabilnost in natančnost pri klasifikacijskih modelih. Metodo pogosto uporabljamo, kadar nimamo dovolj učnih primerov. Iz obstoječe učne množice velikosti n dinamično ustvarjamo podmnožice velikosti n'. Podmnožice dobimo tako, da iz učne množice naključno izberemo n' elementov, pri čemer elemente vračamo. Tako se lahko zgodi, da se v podmnožicah nekateri primeri ponavljajo ali pa sploh ne pojavijo. Na vsaki od podmnožic izvajamo metodo strojnega učenja in tako dobimo veliko število dobljenih modelov, njihove napovedi pa kombiniramo. Bagging je koristen pri odločitvenih drevesih, ki imajo ponavadi visoko varianco. Je robusten algoritem, ker z večanjem števila modelov običajno ne prihaja do prevelikega prileganja (Kononenko, 2005, str. 108).

4.7.2 Boosting

Boosting je metoda, ki za večjo klasifikacijsko natančnost večkrat ponovi učni algoritem, pri čemer učne množice ne obravnava vsakič enako. Začnemo z učno množico, ki ima vse uteži enake 1, potem pa se ob vsaki iteraciji utež poveča tistim primerom, ki so napačno klasificirani, in zmanjša tistim, ki so pravilno klasificirani. Ti učni primeri imajo potem višjo

verjetnost, da so izbrani v učno množico, na kateri se algoritem uči. Za uteževanje je ponavadi uporabljena formula

$$utez_{nova} = utez_{stara} \times \frac{e}{1-e} \quad (7)$$

pri čemer je *e* napaka modela na danem učnem primeru. Uteži se še normalizirajo, tako da je vsota vseh uteži enaka številu učnih primerov.

Naloga vsake naslednje iteracije učenja je torej prilagoditi model težjim učnim primerom. Postopek poteka, dokler napaka ne postane bodisi dovolj majhna bodisi prevelika. Prevelika napaka pomeni, da teh primerov ni mogoče zajeti v model. Pri uporabi generiranih modelov uporabljamo vse modele, vendar napovedi utežimo s klasifikacijsko natančnostjo, posamezne modele z nizko natančnostjo lahko tudi povsem zavržemo.

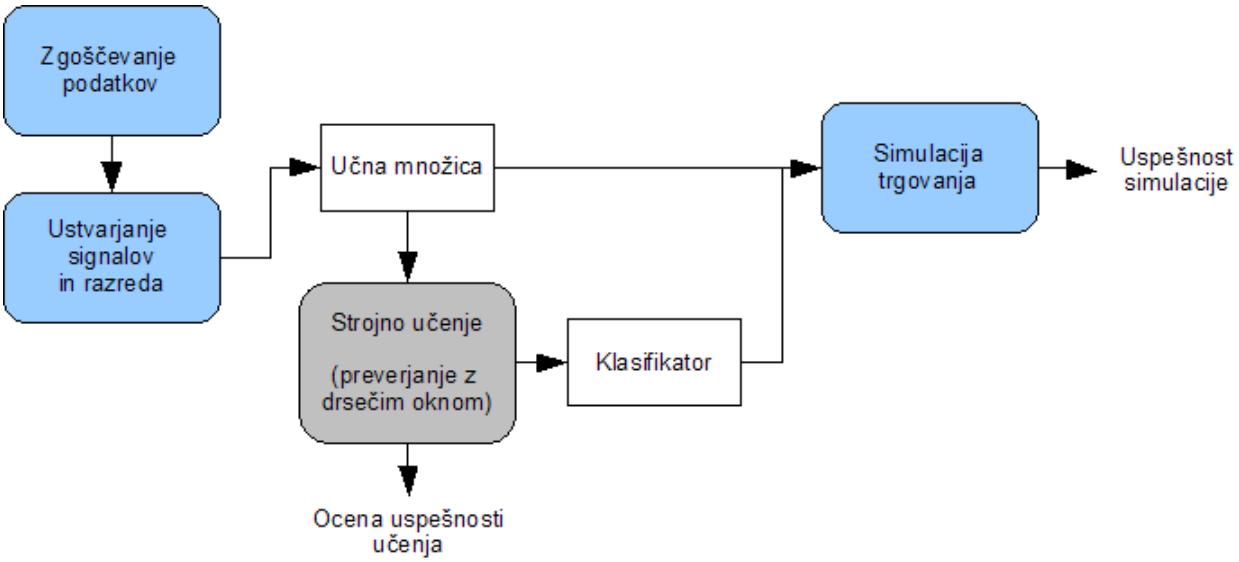
Boosting pogosto dosega boljšo natančnost od bagginga in je uporaben tudi na modelih z nizko varianco. Kot slabost omenimo možnost prevelikega prileganja, ko se lahko zgodi, da je točnost zaporedja modelov na testni množici nižja od točnosti enega modela (Kononenko, 2005, str. 109).

5 UPORABA STROJNEGA UČENJA ZA PREVERJANJE INDIKATORJEV TEHNIČNE ANALIZE

V tem poglavju opisujem postopek za dosego ciljev magistrskega dela. Postopek vključuje pridobitev surovih podatkov o gibanju deviznih tečajev skozi čas. Ker je količina podatkov zelo velika, je bilo potrebno podatke zgostiti oz. agregirati. Podatke za vsak premik tečaja sem pretvoril v podatke z ločljivostmi: 15, 30, 60 in 240 minut. Zatem sem za vsako tako zgoščeno časovno vrsto izračunal izbrane tehnične indikatorje z različnimi parametri. Oblikovati je bilo treba tudi napovedovani razred. Na podlagi pogleda v prihodnost za določeno število enot sem oblikoval razrede *kupi*, *prodaj* in *drži* kot grobo pravilno napoved, kje se bo tečaj nahajal v bližnji prihodnosti. S tem sem imel načelno vse podatke za poganjanje algoritmov strojnega učenja, vendar se je izkazalo, da je za smiselno učenje potrebno še kar nekaj predprocesiranja podatkov. Potrebno je bilo izbrati ustrezen učni algoritem, saj različni algoritmi delujejo na različni vrsti podatkov. Po izvedbi strojnega učenja sem dobljena pravila prevedel v algoritem, ki je simuliral trgovanje.

Celoten postopek je v grobem prikazan na sliki 16.

Slika 16: Celosten pregled priprave podatkov, strojnega učenja in simulacije

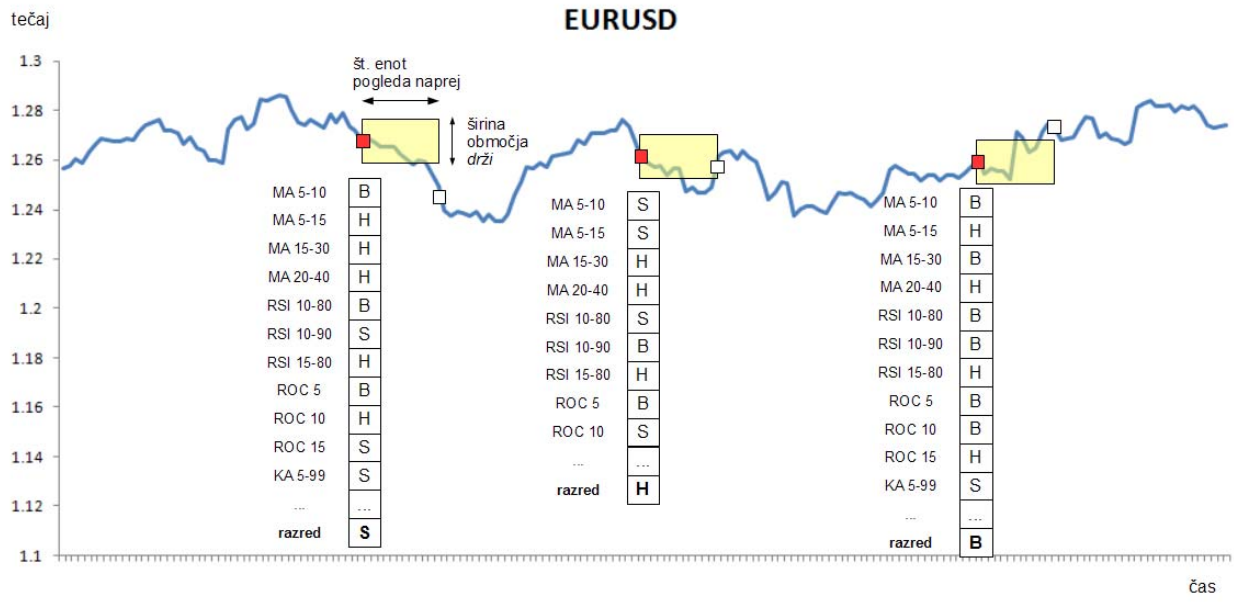


Vir: Lastna slika

Za lažjo predstavo na sliki 17 grafično prikazujem, kako sem problem napovedovanja finančne časovne vrste s tehničnimi kazalci prevedel na problem strojnega učenja. Na sliki so prikazane tri različne točke v časovni vrsti (obarvani kvadratki). V vsaki točki želim dobiti napoved prihodnjega tečaja, zato vsako točko pretvorim v učni primer strojnega učenja. Za primer vzemimo najbolj levo označeno točko (obarvan kvadratek). Iz preteklih podatkov izračunam različne tehnične indikatorje, kot je to opisano v poglavju 5.3. Ti indikatorji predstavljajo vrednosti atributov učnega primera, njihova imena in vrednosti pa so prikazani v stolpcu pod točko. Imena so okrajšave za posamezne indikatorje (npr. *MA 5-15* predstavlja indikator *križanje drsečih sredin 5 in 15 časovnih enot*). Vrednost razreda točke oz. učnega primera določim tako, da pogledam tečaj *x* enot v prihodnosti (bel kvadratek se nahaja *x* enot za rdečim, parameter sem poimenoval *horizont*). Če se ta tečaj nahaja pod prosojnim pravokotnim območjem, učnemu primeru dodelimo vrednost *prodaj*. Če se nahaja znotraj območja, dodelimo vrednost *drži*. V kolikor se tečaj nahaja nad območjem, pa dodelim vrednost *kupi*. Izračunane vrednosti so v stolpcu na sliki označene s prvo črko angleške besede za priporočilo indikatorja (*B – buy/kupi, H – hold/drži, S – sell/prodaj*).

Na ta način v vsaki časovni enoti ustvarim učni primer in napovedovani razred. Če bi podatke v stolpcih na sliki obrnili za 90 stopinj, bi dobil tabelo s podatki, kot smo jih vajeni v problemih strojnega učenja: vsaka vrstica predstavlja en primer, pri čemer en stolpec vsebuje napovedovani razred, preostali stolpci pa atribute.

Slika 17: Prikaz prevedbe problema napovedovanja časovne vrste na problem strojnega učenja



Vir: Lastna slika

5.1 Vhodni podatki

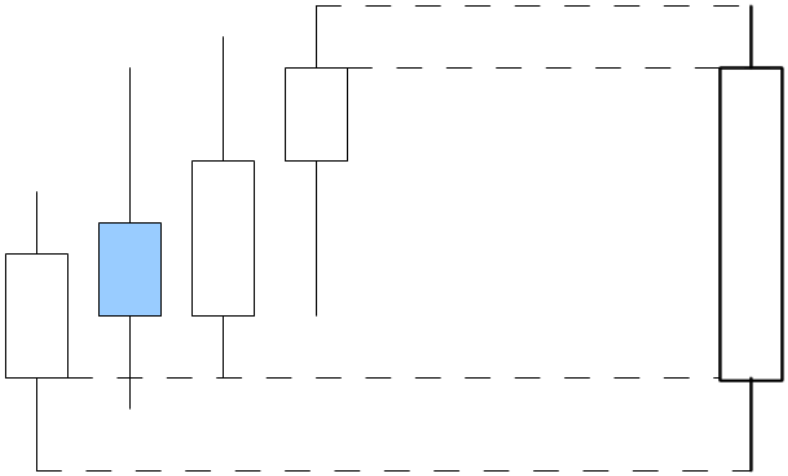
Za vhodne podatke sem pridobil natančno gibanje tečajev štirih valutnih križev v obdobju med aprilom 2004 in marcem 2007 pri spletnem brokerju Oanda. Obdobje je bilo izbrano na podlagi omejitev ponudnika glede dostopnosti brezplačnih podatkov v času začetka pisanja magistrskega dela. Omenjeni valutni križi spadajo med najbolj pomembne (ang. *majors*), saj se z njimi se ustvari polovica prometa na globalnem deviznem trgu (BIS, 2007, str. 9): EUR/USD, GBP/USD, USD/CHF in USD/CAD. Gre sicer za tečaje le enega ponudnika, vendar arbitraža preprečuje prevelika odstopanja od tečajev, zato lahko tečaje vzamemo kot reprezentativne tečaje na globalnem trgu. Prednost tečajev le enega ponudnika je v dejstvu, da vsebujejo vsak premik (ang. *tick-by-tick data*), zato jih je mogoče poljubno zgoščevati oz. agregirati v večje časovne enote (minute, ure ipd.). Tečaji vsebujejo datum in na sekundo natančen čas ter tečaj na povpraševanju in na ponudbi (ang. *bid* in *ask*). Razlika med tečajema predstavlja strošek trgovanja, zato oba tečaja potrebujemo kasneje pri simuliranju trgovanja. Kupujemo lahko le po ponujenem tečaju, prodajamo pa po povpraševanem.

5.2 Zgoščevanje podatkov

Časovno os sem razdelil na obdobja (časovne enote) izbrane velikosti (npr. 15 minut) in iz vseh podatkov znotraj tega območja ohranil le podatke, ki opisujejo celotno obdobje: prvi, najvišji, najnižji, zadnji nakupni in zadnji prodajni tečaj znotraj obdobja.

Na sliki 18 je shematski prikaz zgoščevanja 4 premikov v eno novo časovno enoto, pri čemer sem za prikaz podatkov uporabil svečnike, ki hkrati prikazujejo začetni, zaključni, najvišji in najnižji tečaj.

Slika 18: Shematski prikaz zgoščevanja podatkov



Vir: Lastna slika

Slika pa ne prikazuje dveh različnih zadnjih tečajev, nakupnega in prodajnega. Oba tečaja je potrebno zabeležiti, ker je cilj magistrskega dela izvesti čim bolj realistično simulacijo trgovanja, zato je potrebno upoštevati transakcijske stroške, ti pa so zajeti v razmiku med nakupnim in prodajnim tečajem. Pri simuliranju bo algoritem uporabil ustrezen tečaj glede na to, ali gre za nakup ali prodajo.

Razmik je potrebno upoštevati tudi pri izračunu najvišjega in najnižjega tečaja. Eden od načinov zapiranja pozicije (nakupa ali prodaje) je namreč s pomočjo t.i. *stop loss* naročila. Pri tovrstnem naročilu se odprta pozicija avtomatsko zapre, če doseže neko vnaprej določeno maksimalno izgubo. Ker algoritem za simulacijo trgovanja na koncu vsakega obdobja preveri, ali je bilo *stop loss* naročilo sproženo, je za izračun najvišjega in najnižjega tečaja potrebno upoštevati neugodnejšega izmed dveh tečajev. V primeru nakupa valutnega križa zapiranje pozicije izvajamo s prodajo, zato mora biti najnižji tečaj, s katerim primerjamo tečaj *stop loss* naročila, prodajni (ang. *bid*) tečaj. Obratno pri prodaji zapiramo z nakupom, zato mora biti najvišji tečaj v obdobju nakupni (ang. *ask*) tečaj.

Razlog za zgoščevanje je eden od ciljev magistrskega dela: preveriti delovanje indikatorjev tehnične analize na različnih ločljivostih, saj tudi udeleženci deviznega trga tehnično analizo uporabljajo na različnih časovnih grafih.

5.3 Izračun indikatorjev tehnične analize

Iz tako pridobljenih podatkov sem izračunal nekaj osnovnih tehničnih indikatorjev. Zaradi že tako velikega števila dimenzij obravnavanega problema (štirje devizni križi, štiri časovne ločljivosti, veliko število parametrov za vsak indikator) sem izbral najpreprostejše in že dolgo poznane tehnične indikatorje:

- **Križanje drsečih sredin**: Za izračun signalov sem napisal program, ki je ustvaril nakupni signal, kadar sta se sredini približno križali – natančneje, kadar sta se nahajali blizu druga drugi (bližino določa parameter, nastavljen na vrednost 3 bazične točke) in je bila nekaj enot pred tem (parameter, nastavljen na 3 časovne enote) kratka drseča sredina nižje od dolge. Analogno velja za prodajni signal, le primerjava je obratna. Kot parametre za kratko drsečo sredino sem izbral 5, 10, 15 in 20 časovnih enot, za dolgo pa 20, 30, 40 in 50 enot. S kombinacijami sem tako dobil 15 indikatorjev (indikator 20 proti 20 odpade), ki so v vsaki točki predlagali nakup, prodajo ali držanje (kadar ni bilo križanja).

- **Razlika drsečih sredin:** Iste izračunane drseče sredine kot v prejšnjem signalu sem uporabil še na drug način. Za vsak par kratke in dolge drseče sredine program generira nakupni signal v vsakem trenutku, ko je kratka drseča sredina višja od dolge, in prodajni signal, kadar je kratka drseča sredina nižja od dolge. Teh 15 signalov tako vedno kaže *kupi* ali *prodaj* in nikoli *drži*.

- **Indeks relativne moči (**ang. *Relative Strength Index* - *RSI***)**: Za generiranje različnih signalov sem se odločil spreminjati oba parametra: število časovnih enot sredine zaključnih tečajev ter prag, pri katerem ustvarimo signal (običajno 30 in 70). Za časovni parameter sem izbral vrednosti 5, 10, 15 in 20 časovnih enot, za prag signala pa 10, 20 in 30 kot spodnjo mejo (oz. ustrezno 90, 80 in 70 kot zgornjo). Tako sem s kombinacijami dobil 12 nakupno/prodajnih signalov.

- **Stopnja spremembe (**ang. *Rate of Change* - *ROC***)**: Uporabil sem naslednjo interpretacijo: kadar indikator iz negativnega preide v pozitivno območje, signalizira nakup, in obratno. Podobno kot pri križanju drsečih sredin sem s programom pregledoval izračunane indikatorje ROC in generiral nakupni signal, ko se je ta nahajal blizu ničle, hkrati pa je imel nekaj časovnih enot pred tem negativno vrednost. Prodajni signal sem generiral podobno, kadar je bil indikator pred križanjem ničle pozitiven. Indikator ROC vsebuje le en parameter, število časovnih enot za pogled nazaj pri izračunu spremembe, izbral pa sem vrednosti 2, 3, 5, 8, 10 in 15. Tako sem dobil 6 nakupno/prodajnih signalov.

- **Ključna območja:** Poleg zgoraj opisanih sem sam ustvaril indikator, ki sem ga poimenoval *ključna območja*. Indikator poskuša zajeti osnovno logiko območij podpore in odpora. Vsak tečaj uvrstimo v določeno cenovno območje (ang. *bucket*),

katerega širino določa parameter (primer: če je širina pasu 0,0010, potem tečaja 1,2153 in 1,2159 oba spadata v območje 1,2150, tečaj 1,2194 pa v območje 1,2190). S štetjem, kolikokrat se cena pojavi v določenem območju, ugotovimo, kje se je tečaj veliko zadrževal. Ker želimo še, da kot pomembnejša štejejo območja, kjer se je tečaj zadrževal pred kratkim, uvedemo še »faktor staranja«, s katerim v vsakem koraku pomnožimo vse števce pojavitev v območjih. Hranimo tudi sortiran seznam 10 območij z najvišjim števcem pojavitev tečaja in teh 10 območij smatramo za ključna območja, ostala so običajna. Signal ustvarimo, ko se tečaj premakne iz ključnega območja v običajno območje in sicer v smeri premika tečaja (*kupi*, če je bil premik tečaja navzgor in obratno). Pri tem signalu sta spremenljiva parametra dva, širina območja (vrednosti 0,0010, 0,0020, 0,0040, 0,0100) in faktor staranja (vrednosti 0,97, 0,98, 0,99). Tako sem skupaj dobil 12 nakupno/prodajnih signalov.

Skupno sem torej programsko generiral 60 signalov, ki bi glede na obljube literature in prakse o tehnični analizi vsak zase lahko napovedovali gibanje tečaja nekje v prihodnjih časovnih enotah. Ker so indikatorji tehnične analize zgolj približna in hevristična pravila, seveda noben od signalov ne napoveduje, kdaj bi se premik cene lahko zgodil. Poleg tega praktiki poudarjajo, da posamezen signal sam zase ne pomeni ničesar, vedno jih je potrebno gledati več in trgovati le, kadar več indikatorjev oz. signalov kaže v isto smer. S kombiniranjem številnih signalov s pomočjo strojnega učenja bi v tem delu rad dosegel prav to. Generirane signale bom uporabil kot atribute, iz katerih bodo algoritmi strojnega učenja zgradili klasifikatorje in pomagali ugotoviti, kateri izmed teh signalov najbolje napovedujejo prihodnje gibanje tečaja in ali je tako napoved mogoče dobičkonosno uporabiti za trgovanje.

5.4 Predprocesiranje podatkov – neuravnoteženost podatkov

Kot eden izmed nepredvidenih problemov se je pojavilo razmerje med razredi znotraj vsake učne množice. Delež primerov, ki spadajo v razred *kupi* ali *prodaj*, je bil, odvisno od izbranega praga spremembe tečaja, lahko precej manjši od deleža primerov razreda *drži*. To za učne algoritme predstavlja problem, saj se brez posebnega usmerjanja osredotočijo na vse razrede enako. V primeru, da v učni množici en razred prevladuje (npr. da v razred *drži* spada 80% primerov), bo algoritem izpeljal zelo preprosto pravilo: vsak primer spada v razred *drži*. S tem pravilom bo dosegel 80% natančnost, kar je za strojno učenje običajno odličen rezultat. To pa seveda ni tisto, kar od algoritma pričakujemo. Želimo si namreč klasifikatorja, ki bi čim pravilneje prepoznaval predvsem primere razredov *kupi* in *prodaj*. Še bolj natančno, idealna mera uspešnosti za potrebe trgovanja je čim manjši odstotek napačno uvrščenih pozitivnih primerov za omenjena razreda (ang. *false positives rate*). Primeri, za katere nam klasifikator pokaže signal za transakcijo *kupi* ali *prodaj*, vendar so uvrščeni napačno, so tisti, ki nam pri trgovanju povzročajo izgube. Manj škodljivi so primeri, ki jih klasifikator napačno uvrsti v razred *drži*, v resnici pa bi morali biti uvrščeni v *kupi* ali *prodaj*, saj ti primeri predstavljajo le zamujeno priložnost, ne pa izgube.

Omenjeni problem neuravnoteženosti podatkov lahko rešujemo na nekaj načinov. Nekateri učni algoritmi znajo upoštevati uteži, ki jih dodelimo vsakemu primeru. V primeru dveh razredov dodelimo manj pogostemu razredu tolikokrat višjo utež, kolikor manjša je frekvenca tega razreda od frekvence pogostejšega. Drug način je izbira le dela primerov (ang. *sampling*) pogostejšega razreda. Način, na katerega izbiramo primere, je lahko naključen ali deterministični, najpogosteje pa se uporablja varianta deterministične izbire, pri kateri izbrani vzorec ohranja deleže, v katerih se pojavljajo posamezni atributi (ang. *stratified sampling)*. Tretji način uravnoteženja podatkov je umetno ustvarjanje primerov, ki so podobni primerom redkejšega razreda, ali celo enostavno podvajanje obstoječih primerov.

V mojem učnem problemu je napovedovani razred umetno ustvarjen, zato obstaja še en način, kako spremeniti razmerje med razredi: s spreminjanjem praga, pri katerem smatramo primer za nakupno oz. prodajno priložnost. Prag predstavlja absolutno razliko med tečajem čez N časovnih enot in trenutnim tečajem. Če ta prag postavim visoko, kot nakupne/prodajne priložnosti označim le primere, ki jim sledi velik skok oz. padec tečaja, razred večine primerov pa bo *drži*. Če prag postavim nizko, bo primerov razreda *kupi* in *prodaj* več in bo razmerje med razredi bolj uravnoteženo. V skrajnem primeru lahko postavim prag na 0 in bodo vsi primeri označeni s *kupi* (primeri, ki jim sledi višji tečaj) in *prodaj* (primeri, ki jim sledi nižji tečaj). Vendar pa to pomeni, da se bo tudi učna metoda naučila v vsakem trenutku predlagati nakup ali prodajo. Ob prisotnosti trgovalnih stroškov pa ne želim trgovati na vsak način, temveč le takrat, ko pričakovani zaslužek vsaj pokrije te stroške.

5.5 Oblikovanje napovedovanega razreda

Če sem v prejšnjem razdelku ustvaril atribute učnih primerov, moram v tem ustvariti še klasifikacijski razred. Vsakemu učnemu primeru moram pripisati »pravilen« razred oz. z drugimi besedami: kaj bi bilo treba storiti (*kupi*, *prodaj* ali *drži*), če bi poznal prihodnost. Ker delam na preteklih podatkih, seveda poznam prihodnje gibanje tečaja. Da bi določil signal *kupi* ali *prodaj* je potrebno izbrati, koliko časovnih enot vnaprej iskati spremembo (ta parameter sem poimenoval *horizont*) ter kako velika sprememba tečaja predstavlja nakupno oz. prodajno priložnost (parameter *prag spremembe*).

Prag spremembe tečaja nikakor ne sme biti manjši od razkoraka med ponujenim in povpraševanim tečajem (ang. *spread*). Kot že omenjeno, predstavlja na deviznem trgu ta razlika trgovalne stroške in je za vsak valutni par drugačna. Najprej je odvisna od absolutne vrednosti razmerja med valutama, poleg tega pa še od likvidnosti valutnega para, konkurenčnosti posrednika in še česa. Če upoštevamo še t.i. zdrs (ang. *slippage*) pri nakupih in prodajah (cena ob izvršitvi se nekoliko razlikuje od cene ob oddaji naročila), ki je v določeni meri neizogiben, lahko predpostavimo, da je potreben prag spremembe vsaj dvakrat večji od razkoraka, če hočemo iskati le dobičkonosne transakcije. Vendar je dvakratni razkorak le spodnja meja za prag spremembe. Dejanski prag spremembe sem se odločil izračunavati na podlagi povprečne spremembe tečaja med časovnima enotama. Pri ločljivostih

z daljšimi časovnimi enotami je namreč povprečna sprememba precej višja kot razkorak. Če bi kot prag upoštevali razkorak, bi bila večina sprememb višja od tega praga in bi program veliko večino primerov označil kot *kupi* ali *prodaj*. To bi povzročilo veliko trgovanja in s tem veliko trgovalnih stroškov, zato je bolje izbrati višji prag, s čimer bomo identificirali le boljše in redkejše trgovalne priložnosti. Še en omejevalni faktor je učni algoritem, ki pri neuravnoteženosti primerov pogosto izbere kar najpogostejši razred. Zato sem skozi preizkušanje prišel do ugotovitve, da dokaj dobro uravnoteženost dosežem s pragom v velikosti polovice povprečne spremembe med dvema časovnima enotama. Povprečje izračunam na prvi učni množici, ki je v vsakem primeru ne uporabim za testiranje. Tako izračun zadošča tudi kriteriju, da za napovedovanje uporabljam le dotlej znane podatke.

Čeprav noben indikator ne daje namigov, kdaj naj bi se sprememba tečaja zgodila, si vseeno lahko postavim za pogled v prihodnost neke osnovne okvire. Nesmiselno bi bilo npr. pričakovati, da bo neka kombinacija 5-dnevne in 20-dnevne sredine napovedovala premik tečaja 100 dni v prihodnost. Pogled v prihodnost sem tako omejil na velikostni razred parametrov za število enot pri pogledu nazaj. Na podlagi spletnih virov in izkušenj praktikov sem izbral kratko obdobje: 5 časovnih enot vnaprej. Parameter sem poimenoval *horizont*.

V prvi varianti algoritma sem za določanje horizonta upošteval razliko med tečajem v tem trenutku in tečajem čez 5 časovnih enot in razliko primerjal s pragom spremembe. Slabost takega pogleda točno 5 enot v prihodnost je, da ne upošteva vmesnega dogajanja. Če namreč tečaj v vmesnem času preveč zaniha v napačno smer, bi trgovalni algoritem (opisan v poglavju 5.8) izvršil *stop loss* naročilo za preprečitev prevelike izgube. Z zmanjšanje vpliva omenjene težave sem se odločil prihodnji tečaj izračunati kot linearno uteženo povprečje prihodnjih 5 tečajev po naslednji formuli.

$$uteženi\ prihodnji\ tečaj_{T+n} = \sum_{i=1}^{n} \frac{tečaj_{T+i} \times i}{\frac{n(n+1)}{2}} \qquad (8)$$

Še vedno ima največjo vlogo tečaj čez 5 enot, vendar bodo morebitna nihanja v nasprotno smer zmanjšala razliko, ki bo s tem manj verjetno presegla prag spremembe. Algoritem bo kot trgovalne priložnosti označil manj primerov, vendar bodo to primeri, ki se bolj zvezno gibljejo v želeno smer.

Razred *kupi* je bil torej dodeljen v časovni enoti *T*, če je uteženi prihodnji tečaj v časovni enoti *T+5* presegal polovično vrednost povprečne spremembe med časovnima enotama v prvi učni množici. Analogno velja za razred *prodaj*, vsi ostali primeri so bili uvrščeni v razred *drži*.

5.6 Izbira metode strojnega učenja

Izbira metode strojnega učenja ni lahka naloga, saj se metode med seboj razlikujejo v številnih lastnostih: tip razreda in atributov, ki jih sprejmejo, ali upoštevajo uteži na primerih, časovna in prostorska zahtevnost algoritma in podobno. Ob teh omejitvah je potrebno klasifikatorje, ki jih ustvari izbrana metoda, pretvoriti v programsko kodo za simulacijo trgovanja. Ker je izpis klasifikatorja tekstoven in praktično pri vsaki metodi drugačen, je potrebno za vsako izbrano metodo napisati nov programski modul, ki izpis pretvarja v programsko kodo simulatorja.

V prvi meri se metode razlikujejo glede na tip atributov (numerični, nominalni), tip razreda (numerični, binominalni, polinominalni) ter glede na to, ali lahko za učne primere podamo uteži ali ne. Metode se razlikujejo tudi v časovni in prostorski zahtevnosti, ki pa najpogosteje niti ni podana. Tako nekaterim metodam zmanjka delovnega spomina že pri našem začetnem številu atributov, spet druge program začne izvajati, vendar žal ne podaja nobene informacije o tem, kako daleč v procesu učenja je oz. kdaj bo proces končan. Tako nam ostane le groba ocena za tiste redke metode, za katere je teoretična zahtevnost znana (npr. odločitvena drevesa), in eksperimentiranje z vsemi ostalimi metodami. Zaradi časovne in prostorske prezahtevnosti so tako odpadle npr. nevronske mreže.

Omejitve nekaterih metod, ki podpirajo le dve vrednosti razreda (t.i. binominalni razred), lahko obidemo z uporabo meta metod. Z meta metodo omenjeno dvorazredno metodo »ovijem« (ang. *wrapper method*) in jo večkrat zaženem, pri čemer enega izmed razredov izberem kot pozitivnega, vse ostale pa združim v negativni razred (t.i. metoda *eden proti vsem*). V mojem primeru bi se izbrana metoda zagnala trikrat: razred *kupi* proti ostalima dvema, *prodaj* proti ostalima ter *drži* proti ostalima.

Še en kriterij, ki mu mora metoda zadoščati, je, da daje razumljive klasifikatorje, ki jih je mogoče prevesti v odločitvena pravila. Naslednji korak po strojnem učenju je namreč uporaba teh pravil v programski kodi, ki simulira trgovanje. Izkaže se, da zaradi tega kriterija odpadejo metode, ki uporabljajo klasificiranje na podlagi primerov (ang. *instance based learning*), npr. metoda *k* najbližjih sosedov. Te metode ne ustvarijo klasifikatorja v obliki skupka pravil, ampak vrnejo določene reprezentativne učne primere. Klasificiramo tako, da primerom v testni množici izračunamo pripadnost razredom z računanjem razdalj do teh primerov in izbiro najbližjega reprezentativnega primera. To bi že samo po sebi precej zapletlo simulacijski program, poleg tega pa se izkaže, da implementacija metode *k* najbližjih sosedov v orodju RapidMiner sploh ne izpisuje reprezentativnih učnih primerov v tekstovni obliki.

Po preizkusu številnih metod sem ugotovil, da sta edini družini metod, ki ustrezata vsem omenjenim omejitvam, odločitvena drevesa in metode, ki generirajo pravila. Izmed metod, ki generirajo pravila, so mnoge generirala preveč kompleksna pravila za interpretacijo ali pa metoda ni vračala nekaterih osnovnih podatkov, npr. koliko učnih primerov je bilo s pravilom zajetih. Izbral sem metodo J-Rip, implementacijo algoritma RIPPER (Cohen, 1995).

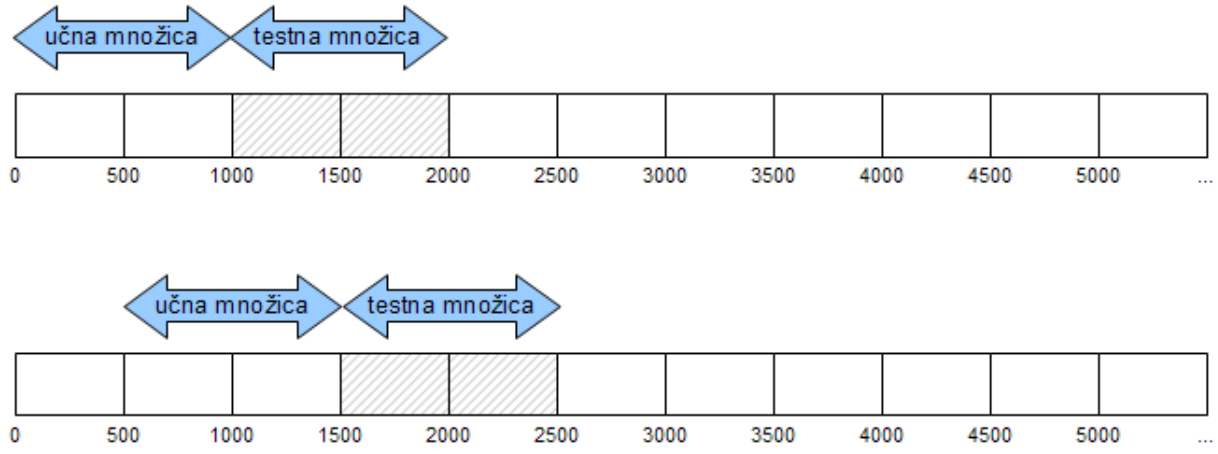
5.7 Proces strojnega učenja

Po pripravi podatkov in izbiri metode strojnega učenja sem dejansko učenje izvajal v odprtokodnem programskem orodju RapidMiner 4.5. Orodje omogoča enostavno grafično postavljanje procesov strojnega učenja in uporabe številnih algoritmov. Na nivoju algoritmov je združljiv s popularnim programskim paketom Weka, saj ima RapidMiner poleg svojih algoritmov integrirane tudi knjižnice z algoritmi, narejene za ta paket.

5.7.1 Preverjanje z drsečim oknom

Pri oblikovanju procesa strojnega učenja je ključnega pomena način preverjanja (ang. *validation*). Glede na lastnosti učne množice, predvsem dejstva, da gre za časovno zaporedne podatke, sem uporabil preverjanje z drsečim oknom. Pri tovrstnem preverjanju prvih N primerov uporabimo kot učno množico, M primerov, ki sledijo, pa kot testno množico. Teh $N+M$ primerov predstavlja drseče okno, ki ga premikamo naprej za korak poljubne velikosti (običajno M) in po vsakem premiku učenje ponovimo. Na koncu uspešnost učenja izračunamo kot povprečje uspešnosti posameznih učenj. Na sliki 19 je primer, pri katerem sta vrednosti N in M enaki 1000 primerov, premik okna pa znaša 500 primerov.

Slika 19: Prikaz preverjanja z drsečim oknom



Vir: Lastna slika

Proces po vsakem učenju dobljeni klasifikator shrani v datoteko, saj ga bo kasneje uporabil program za simulacijo trgovanja. Z uporabo preverjanja z drsečim oknom poskušam uporabiti osnovno idejo hipoteze adaptivnih trgov: trgovalna strategija naj bo prilagodljiva. Trgovalna pravila prilagajam izmerjeni uspešnosti v bližnji preteklosti. Poleg tega se s preverjanjem z drsečim oknom izognem prevelikemu prileganju, ki ga razvijalci trgovalnih sistemov običajno imenujejo kar *data mining*. Gre za to, da pri pregledovanju dovolj velikega števila pravil slej ko prej najdemo tistega, ki se prilega obstoječim podatkom, vendar običajno ne vzdrži

testiranja na novih podatkih. V našem procesu ne oblikujemo enega skupka pravil, ki velja npr. za valutni križ EUR/USD pri 60-minutni ločljivosti, ampak oblikujemo po en skupek pravil za vsak segment dolžine *M*. Pravzaprav z učnim algoritmom preverjamo uspešnost *postopka*, pri katerem v vsakem segmentu dolžine *M* trgujemo na podlagi pravil, zgrajenih *N* časovnih enotah pred tem segmentom.

Parametra *N* in *M* (velikost učne in testne množice) sem izbral za vsako časovno ločljivost posebej. Velikosti množic morata ustrezati naslednjim kriterijem:

- več primerov v učni množici pomeni zanesljivejša pravila
- testna množica mora predstavljati majhen del vseh primerov, drugače je testnih množic premalo in izračunavanje povprečne uspešnosti izgubi smisel
- prevelika učna množica je lahko za učni algoritem prostorsko (spominsko) prezahtevna
- testna množica mora biti manjša od učne množice

Z ročnim preizkušanjem možnih parametrov sem prišel do izbir v tabeli 2. Skupno število primerov znotraj ločljivosti je približno, ker originalni podatki za valutne križe ne obsegajo povsem istega obdobja in se zato število primerov med križi nekoliko razlikuje.

Tabela 2: Velikosti učnih in testnih množic

Ločljivost	Skupno število primerov	Velikost učne množice	Velikost testne množice
240 minut	5.000	500	100
60 minut	20.000	2000	500
30 minut	40.000	2000	500
15 minut	80.000	8000	4000

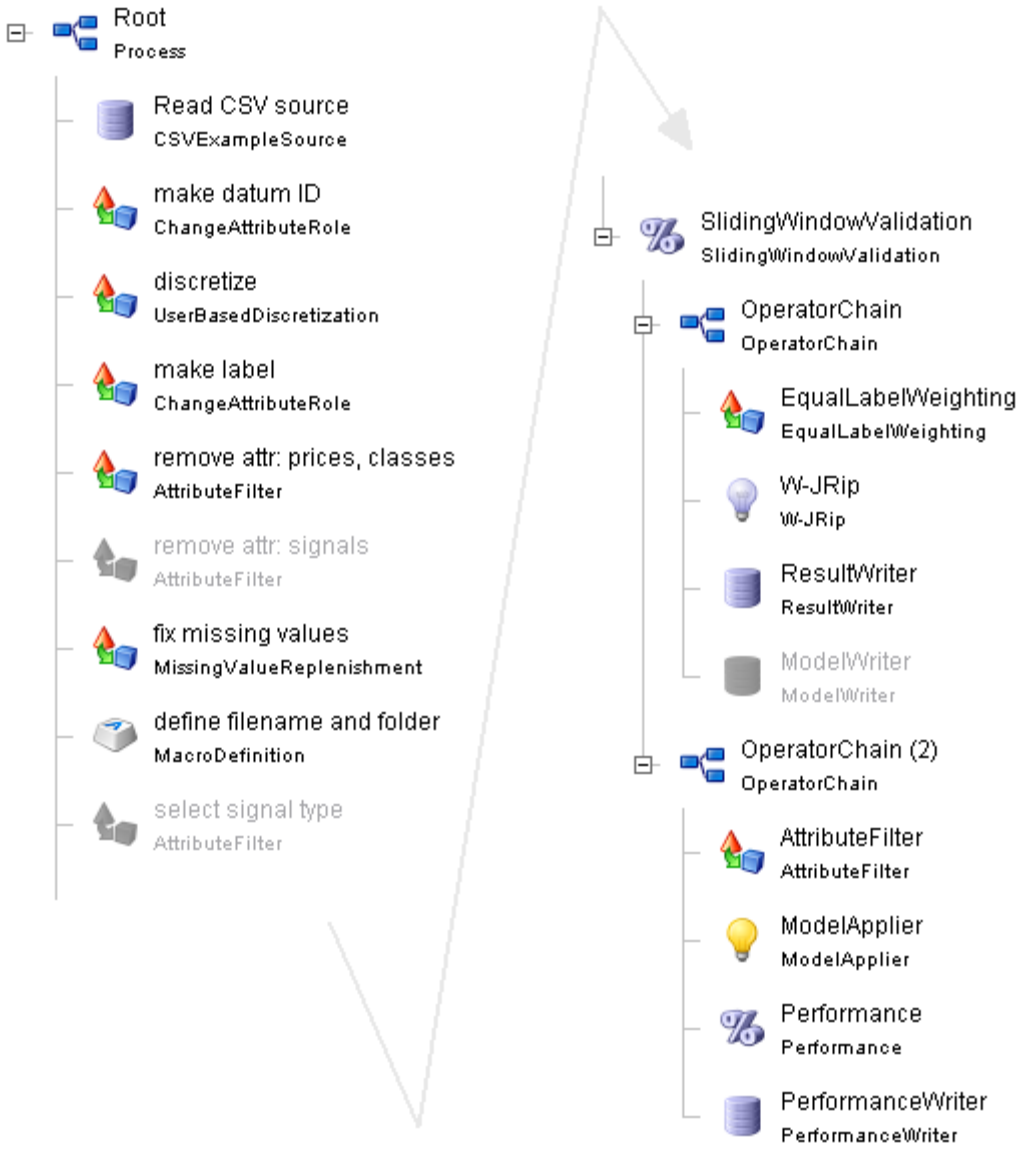
Vir: Lastna tabela

5.7.2 Proces strojnega učenja

Slika 20 prikazuje proces, kot ga vidimo v programskem orodju RapidMiner. Proces je sestavljen iz t.i. *operatorjev*. V stolpcu na levi strani so operatorji namenjeni predpripravi podatkov: branje iz datoteke tipa CSV, odstranjevanje atributov, ki vsebujejo tečaje, diskretizacija numeričnega razreda in dodajanje manjkajočih vrednosti. V desnem stolpcu se nahaja operator *SlidingWindowValidation*, ki vsebuje parametra *M* in *N* ter poskrbi za premikanje po celotni učni množici, pod seboj pa ima dve veji. Za vsak premik se nad učno podmnožico izvedejo operatorji v prvi veji (*OperatorChain*), nad testno podmnožico pa operatorji v drugi veji (*OperatorChain (2)*). V prvi veji operator *EqualLabelWeighting* primerom dodeli uteži obratno sorazmerno glede na pogostost razreda v učni množici. S tem odpravi neuravnoteženost razredov v množici, ki sicer učnemu algoritmu povzroča težave. Operator *W-JRip* izvede učenje, operator *ResultWriter* pa klasifikator (skupek pravil) zapiše v

datoteko. Druga veja klasifikator (oz. model) uporabi na testni množici (*ModelApplier*) in z operatorjema *Performance* ter *PerformanceWriter* izračuna in zapiše uspešnost klasifikatorja. Izhod operatorja *SlidingWindowValidation* je povprečna uspešnost, izračunana preko vseh premikov drsečega okna.

Slika 20: Učni proces



Vir: RapidMiner

Primer končnega rezultata procesa je prikazan v tabeli napačnih klasifikacij (ang. *confusion matrix,* tabela 3), ki prikazuje število primerov za vsako kombinacijo napovedanega in dejanskega razreda.

Tabela 3: Tabela napačnih klasifikacij

	Resnično prodaj	Resnično drži	Resnično kupi	Natančnost
Napoved prodaj	770	2174	640	21.48%
Napoved drži	835	2406	864	58.61%
Napoved kupi	1249	3749	1313	20.80%
Priklic	26.98%	28.89%	46.61%	

Vir: Izpis programa RapidMiner

Zanimajo nas številke v prvi in tretji vrstici. Prva vrstica namreč prikazuje primere, ki jih je proces razvrstil v razred *prodaj*. Za uspešno trgovanje je zaželeno, da bi bilo med temi primeri čim več takih, ki so tudi v resnici prodajna priložnost in čim manj takih, pri katerih bi bilo v resnici treba kupovati. Število tistih, ki so v resnici spadali v razred *drži,* je manj pomembno. Pri teh se namreč tečaj ob zapiranju pozicije nahaja približno tam, kjer sem pozicijo odprli včasih višje, včasih nižje, v povprečju pa bi morali ti primeri prinašati izgubo le razlike med nakupnim in prodajnim tečajem. Zaradi teh transakcijskih stroškov si ne želim veliko takih primerov, vseeno pa je bolj pomembno razmerje med primeri, ki so v resnici *kupi* in v resnici *prodaj*.
Druga vrstica me ne zanima preveč, saj predstavlja primere, ki jih je proces označil kot *drži*, kar pomeni da algoritem ne trguje. Tudi če je med tako označenimi primeri veliko tistih, ki v resnici spadajo v razred *kupi* ali *prodaj*, to predstavlja le oportunitetno izgubo.
Tretja vrstica predstavlja primere, razvrščene v razred *kupi*, glede uspešnosti tega razvrščanja pa velja analogno vse povedano za primere, razvrščene v razred *prodaj*.

Na podlagi tabele lahko izračunam lastni metriki:

- delež pravilno napovedanih razredov *kupi* in
- delež pravilno napovedanih razredov *prodaj*,

če zanemarim primere, katerih resnični razred je drži. Kot omenjeno bi morali ti primeri v povprečju prinašati izgubo le v velikosti razlike med nakupnim in prodajnim tečajem.

Tako bi delež pravilno napovedanih razredov *prodaj* za primer v tabeli 3 izračunali kot 770 / (770 + 640) = 54,6%, delež pravilno napovedanih razredov *kupi* pa kot 1313 / (1313+1249) = 51,2%. V obe smeri nam pravila torej ponujajo neko prednost pred naključno izbiro (ang. *edge*). Ali bo ta prednost dovolj velika, da bo nadomestila tudi stroške primerov *drži*, bo pokazala simulacija.

5.8 Prevedba rezultatov strojnega učenja v trgovalni algoritem

Rezultata izvedbe procesa strojnega učenja sta dva. Prvi je povprečna uspešnost klasifikacije na testnih podmnožicah in na podlagi te uspešnosti sem se odločal, ali je sploh smiselno poganjati simulacijo trgovanja. Če namreč napoved značilno ne odstopa od naključne ali je od naključne napovedi celo slabša, tudi trgovanje ni smiselno. Drugi rezultat strojnega učenja je skupek klasifikacijskih pravil za vsako testno podmnožico (oz. časovni segment) posebej. Ta

pravila je potrebno prevesti v programsko kodo programa za simulacijo, ki bo simulirala vstop v pozicijo ob izpolnjenih pogojih iz pravil. Izstop iz pozicij ni odvisen od teh pravil, še vedno pa je lahko realiziran na različne načine, kar bo opisano v nadaljevanju.

Primer dobljenih pravil za en časovni segment je za klasifikacijsko metodo J-Rip prikazan na primeru 3:

Primer 3: Pravila, dobljena iz procesa strojnega učenja

```
13.09.2009 18:33:05 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [3]:
13.09.2009 18:33:05 JRIP rules:
===========

(rsi-sig-2-20 = s) and (lma-sig-4-5 = s) => numclass1=buy (23.0/10.0)
(rsi-sig-10-20 = h) and (rsi-sig-5-20 = b) => numclass1=sell (24.0/10.0)
 => numclass1=hold (153.0/74.0)

Number of Rules : 3
```

Vir: izpis programa RapidMiner

Interpretacija je sledeča: če indikator RSI s pogledom 2 enoti nazaj in pragom 20/80 kaže *prodaj* in indikator razlike drsečih sredin dolžine 4 in 5 časovnih enot kaže *prodaj*, potem naj strategija kupi valutni križ. Če indikator RSI s pogledom 10 enot nazaj in pragom 20/80 kaže *drži* in indikator RSI s pogledom 5 enot nazaj in pragom 20/80 kaže *kupi*, potem naj strategija valutni križ proda. V vseh ostalih primerih naj drži obstoječo pozicijo oz. ne vstopa v novo. Zgornja pravila so sicer povsem v nasprotju s pričakovanji, saj strategija kupuje, ko signali kažejo *prodaj*, vendar sem vseeno pravila testiral taka, kot jih algoritem ustvari.

Pravila predstavljajo vhod za simulacijski algoritem, ki na podlagi njih ugotavlja, kdaj je potrebno izvesti nakup ali prodajo. Simulacijski algoritem upošteva enako delitev na časovne segmente (npr. po 1.000 enot), kot je bila uporabljena pri preverjanju z drsečim oknom. Tako v vsakem trenutku uporablja pravila, ki so bila naučena na podlagi časovnega segmenta *pred* trenutnim. Programska koda simulatorja je zaradi dolžine izpuščena.

5.8.1 Izstopna strategija

Doslej je bil trud usmerjen le v napoved smeri gibanja prihodnjega tečaja, boljšo od naključne. Za uspešno trgovanje pa ni dovolj le vstop v transakcijo v pravem trenutku, temveč je potrebno v pravem trenutku pozicijo tudi zapreti. Kot pravi Weissman (2005, str. 3), le vstopna in izstopna strategija skupaj tvorita trgovalno strategijo.

Obstaja več možnosti, kako zapiranje pozicije izvesti:

- **Zapiranje točno po 5 enotah (horizont)**. Prva in najbolj preprosta varianta, ki pa je povsem nefleksibilna, saj bo tudi v primeru, da se tečaj giblje nasprotno od pričakovanj, algoritem čakal vnaprej določeno število enot.
- **Uporaba *stop loss* naročil**. Stop loss naročila omogočajo ščitenje pred velikimi izgubami. Maksimalna izguba, ki sem jo na poziciji pripravljen sprejeti, je določena vnaprej. Algoritem izračuna *stop loss* tečaj, pri katerem pozicija doseže to izgubo. Če je ta tečaj dosežen, se pozicija predčasno zapre, drugače pa jo zaprem po 5 časovnih enotah. Z uporabo *stop loss* naročil si nadejam preprečiti prevelike izgube v primerih, ko je napoved napačna. Po drugi strani *stop loss* naročila povzročijo, da občasno tudi iz pravilno napovedane pozicije izstopimo z izgubo. Ilustrirano na primeru: razrede generiram s pogledom tri enote naprej, pozicijo odprem z nakupom pri 1,2450 in *stop loss* naročilom v velikosti 10 bazičnih točk (ang. *pip*). Tečaj v prihodnjih časovnih enotah znaša: 1,2433, 1,2465 in 1,2478. Kljub temu, da bi tečaj tri časovne enote kasneje omogočil izstop z dobičkom, je tečaj v naslednji enoti po nakupu padel 10 bazičnih točk nižje od vstopnega in s tem povzročil izstop. Iz omenjenega sledi, da ima uporaba *stop loss* naročil dobre in slabe lastnosti, zato ni mogoče vnaprej reči, ali bo trgovalni strategiji koristila.
- **Uporaba *trailing stop loss* naročil**. *Trailing stop loss* naročilo je *stop loss* naročilo, s katerim želim ne le preprečiti izgubo, ampak tudi zavarovati del v poziciji že doseženega dobička. Pri tovrstnem naročilu se *stop loss* tečaj premika v smeri odprte pozicije, nikoli pa v nasprotni smeri. Če ilustriram na primeru: v pozicijo vstopim z nakupom pri tečaju 1,2450. Želim dopustiti maksimalno izgubo 10 bazičnih točk, zato *stop loss* naročilo nastavim 10 točk nižje, na tečaj 1,2440. Namesto tega naročila (ali tudi hkrati) lahko za zaščito dobička postavim *trailing stop loss* naročilo z maksimalno izgubo npr. 15 točk. V primeru, da tečaj zraste do 1,2475, se prodajno naročilo premakne na 1,2460, torej 15 točk nižje. Če tečaj nadaljuje pot navzgor, se *trailing stop loss* naročilo premika z njim, v primeru padanja pa se izvrši prodaja pri 1,2460, s čimer sem zaščitil del dobička. Pri tem načinu zapiranja pozicije ne upoštevam horizonta, temveč čakam, da se sproži *trailing stop loss* naročilo ali se signal obrne v nasprotnega (*prodaj*, če sem v dolgi poziciji in *kupi*, če sem v kratki). S tem dobičkonosni poziciji dopustimo nadaljnji razvoj. Na tak način lahko algoritem zajame daljše trende tečaja z manjšimi transakcijskimi stroški.

V končni simulaciji sem uporabil kombinacijo fiksnega *stop loss* naročila in *trailing stop loss* naročila. Kakšno vrednost izbrati za odmik (izgubo) v stop loss naročilu je še en parameter, ki ga je potrebno izbrati. Velikost tega parametra je vsebinsko povezana s pragom spremembe, ki pa sem ga izračunal iz povprečne spremembe v prvi učni množici (poglavje 5.4). Tako sem za velikost *stop loss* naročila izbral dvakratnik povprečne spremembe, za velikost *trailing stop loss* naročila pa štirikratnik povprečne spremembe.

5.8.2 Trgovanje z vzvodom

Pojasniti je potrebno še način trgovanja na trgu forex. Običajno je, da brokerji za glavne križe ponujajo vzvod 1:100. Za izračun donosnosti predpostavimo vložek 1.000 USD (kapital), s čimer zaradi vzvoda račun razpolaga z vsoto 100.000 USD. Zaradi upravljanja s tveganjem bo algoritem vstopal v pozicije velikosti 10.000 USD. V praksi se pri trgovanju na trgu forex kot enote uporabljajo bazične točke oz. desettisočinke tečaja, ki jih uporabljam tudi pri simulaciji trgovanja. Pri poziciji velikosti 10.000 USD predstavlja tako premik križa EUR/USD za eno točko izgubo ali dobiček 1 USD. Pri omenjeni velikosti začetnega vložka 1 bazična točka 1 USD oz. 0,1%. Morebitnih dobičkov algoritem ne obrestuje, temveč v pozicijo vedno vstopa v enakem obsegu.

5.8.3 Maksimalna izguba

Odsotnost obrestovanja oz. konstantna velikost pozicije ima dobro plat, da je enostavno izračunati največjo izgubo v bazičnih točkah, ki jo trgovalni račun še prenese. Če ostanem pri zgornjem primeru, znaša izguba 900 bazičnih točk oz. 900 USD. V tem primeru na računu ostaja 100 USD kapitala, kar še omogoča odprtje pozicije v velikosti 1.000 USD. Izguba, večja kot 900 točk, oz. padec vrednosti računa pod 100 USD onemogoči nadaljnje trgovanje.

Pri simulaciji med drugim izračunavam maksimalno izgubo od lokalnega vrha do lokalnega dna (ang. *maximum drawdown*). Za to karakteristiko trgovalne strategije je zaželeno, da je čim nižja, saj pove, kako bolečo izgubo bo moral lastnik računa prenašati oz. koliko zaupanja v algoritem mora imeti. Po drugi strani pri zgornjih predpostavkah o velikosti pozicije glede na začetno vrednost računa ne sme biti večja od 900. Če namreč hočemo algoritem oceniti kot uspešen na nekem obdobju, moram dopustiti možnost, da sem račun odprl v najbolj neugodnem trenutku. Maksimalna izguba predstavlja izgubo v bazičnih točkah ob vstopu v prav tem trenutku.

5.9 Rezultati

V tem delu predstavljam rezultate simulacije trgovanja na različnih valutnih križih in različnih časovnih ločljivostih. Tabele 4 do 7 vsebujejo statistične podatke o posameznih simulacijah. Najpomembnejša podatka sta dobiček in maksimalna izguba. Da strategijo lahko označimo kot uspešno, mora biti dobiček seveda pozitiven, maksimalna izguba pa čim nižja, pri izbranem razmerju med velikostjo pozicije in kapitala na računu pa tudi nižja od 900. Zadnja vrstica v tabeli podaja še razmerje med dobičkom in maksimalno izgubo (kjer je dobiček negativen, razmerje ni navedeno). Razmerje pove, koliko donosnosti pridobimo za neko količino tveganja, podobno kot Sharpov količnik. V literaturi o mehanskih trgovalnih sistemih to mero včasih imenujejo RoMAD (ang. *return over maximum drawdown*).

Tabela 4: Rezultati simulacij na 240-minutni ločljivosti

Podatkovna množica	EURUSD-240	GBPUSD-240	USDCAD-240	USDCHF-240
Št. signalov *kupi*	177	141	190	176
Št. signalov *prodaj*	180	141	293	210
Št. signalov *drži*	1.264	1.548	733	1.104
Št. uspešnih transakcij	122	79	146	99
Povprečni dobiček	74.5	109.1	52.9	82.6
Št. neuspešnih transakcij	233	202	329	286
Povprečna izguba	-30.3	-49.2	-27.2	-37.6
Maksimalna izguba	**600**	**1.884**	**3.549**	**3.082**
Št. izvršenih stop loss naročil	235	208	353	297
Dobiček	**1.490**	**11**	**-2.571**	**-1.966**
Minimalni dobiček	-67	-1.332	-2.870	-2.802
Maksimalni dobiček	1.632	552	680	280
RoMAD	**2,5**	**0,0**	**-**	**-**

Vir: Lastni simulacijski program

Tabela 5: Rezultati simulacij na 60-minutni ločljivosti

Podatkovna množica	EURUSD-60	GBPUSD-60	USDCAD-60	USDCHF-60
Št. signalov *kupi*	67	593	447	515
Št. signalov *prodaj*	104	624	788	652
Št. signalov *drži*	14.847	6.248	6.792	6.410
Št. uspešnih transakcij	56	268	264	251
Povprečni dobiček	53.8	57.9	38	52.2
Št. neuspešnih transakcij	114	938	955	904
Povprečna izguba	-29.7	-24.3	-16.5	-17.7
Maksimalna izguba	**522**	**7.104**	**5.532**	**3.633**
Št. izvršenih stop loss naročil	103	1.051	1.069	994
Dobiček	**258**	**-6.286**	**-5.400**	**-2.624**
Minimalni dobiček	-308	-7.104	-5.435	-2.814
Maksimalni dobiček	431	0	97	819
RoMAD	**0,5**	**-**	**-**	**-**

Vir: Lastni simulacijski program

Tabela 6: Rezultati simulacij na 30-minutni ločljivosti

Podatkovna množica	EURUSD-30	GBPUSD-30	USDCAD-30	USDCHF-30
Št. signalov *kupi*	193	209	245	274
Št. signalov *prodaj*	151	224	231	218
Št. signalov *drži*	31.211	30.282	28.011	30.681
Št. uspešnih transakcij	115	118	131	142
Povprečni dobiček	51.7	65.3	35.1	46.4
Št. neuspešnih transakcij	229	313	339	346
Povprečna izguba	-18.4	-26.9	-19.8	-20.7
Maksimalna izguba	**453**	**1.568**	**2.565**	**1.165**
Št. izvršenih stop loss naročil	214	291	334	334
Dobiček	**1.468**	**-245**	**-2.103**	**-316**
Minimalni dobiček	-367	-797	-2.538	-1.165
Maksimalni dobiček	1.859	772	27	0
RoMAD	**3,2**	**-**	**-**	**-**

Vir: Lastni simulacijski program

Tabela 7: Rezultati simulacij na 15-minutni ločljivosti

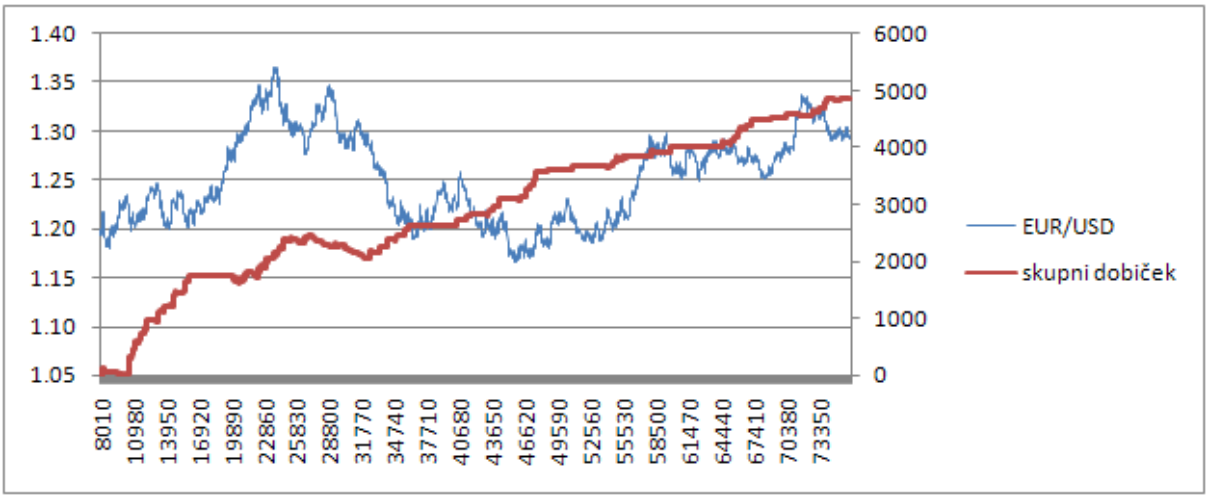
Podatkovna množica	EURUSD-15	GBPUSD-15	USDCAD-15	USDCHF-15
Št. signalov *kupi*	214	157	153	153
Št. signalov *prodaj*	155	272	219	206
Št. signalov *drži*	59.416	59.487	58.329	65.247
Št. uspešnih transakcij	143	175	102	128
Povprečni dobiček	56.1	74.3	36	58.8
Št. neuspešnih transakcij	225	251	260	229
Povprečna izguba	-13.4	-17.6	-13.4	-14.9
Maksimalna izguba	**415**	**308**	**1.045**	**288**
Št. izvršenih stop loss naročil	214	243	256	222
Dobiček	**4.861**	**8.019**	**-89**	**4.175**
Minimalni dobiček	0	0	-155	0
Maksimalni dobiček	4.876	8.019	955	4.227
RoMAD	**11,7**	**26,0**	**-**	**14,5**

Vir: Lastni simulacijski program

Pri pregledu rezultatov ugotovimo, da na 240-minutni, 60-minutni in 30-minutni ločljivosti le po en valutni križ izkazuje pozitivno donosnost ob razmeroma veliki maksimalni izgubi. Povsem drugače pa 15-minutna ločljivost pri treh izmed štirih valutnih križev ustvarja dobiček, maksimalna izguba pa znaša v vseh treh primerih manj kot polovico maksimalno dopustne.

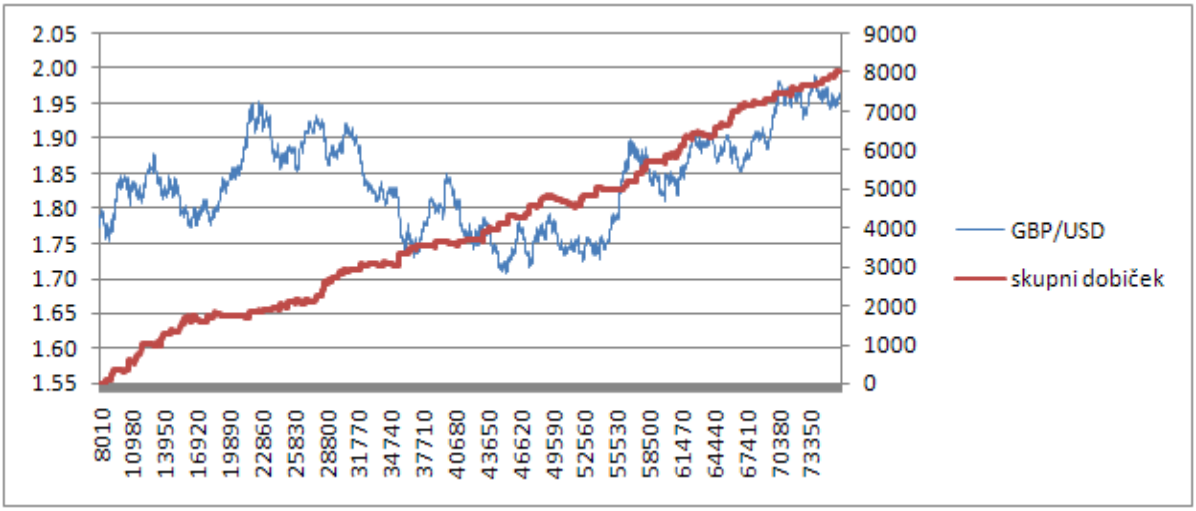
Obnašanje 15-minutnih strategij si lahko ogledamo na grafu, na slikah 22 do 25. Tanjša modra črta predstavlja gibanje tečaja valutnega križa, vrednosti so na levi navpični osi. Debelejša rdeča črta predstavlja gibanje dobička strategije, vrednost v bazičnih točkah pa preberemo z desne navpične osi. Na horizontalni osi so zaporedne številke časovnih obdobij. Strategija na valutnih križih EUR/USD, GBP/USD in USD/CHF izkazuje konsistentno rast z le manjšimi padci. Križ USD/CAD sicer konča z rahlo negativnim dobičkom, vendar vmes zrase in zatem doživi velik padec, zato strategijo označimo kot neuspešno.

Slika 21: 15-minutna strategija na križu EUR/USD



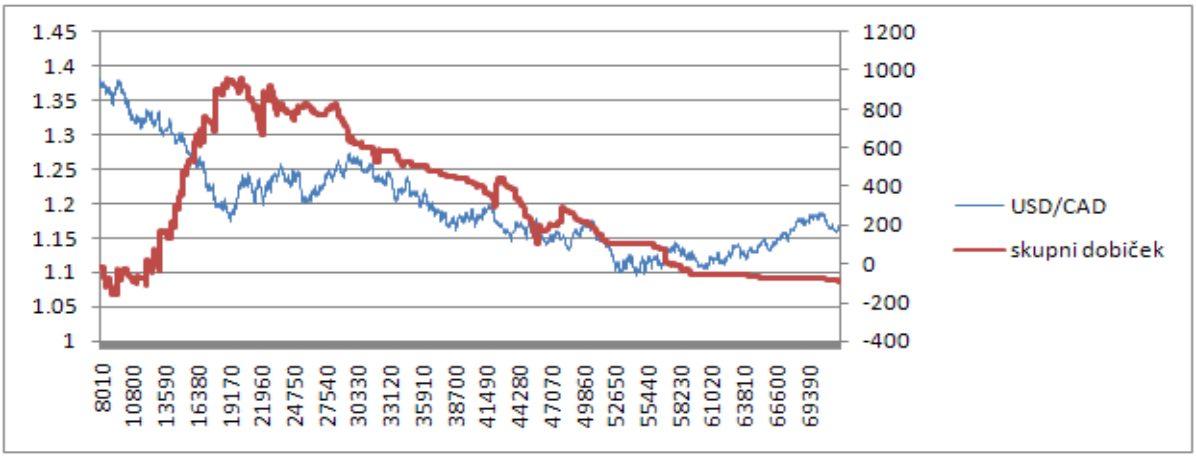
Vir: Lastna slika

Slika 22: 15-minutna strategija na križu GBP/USD



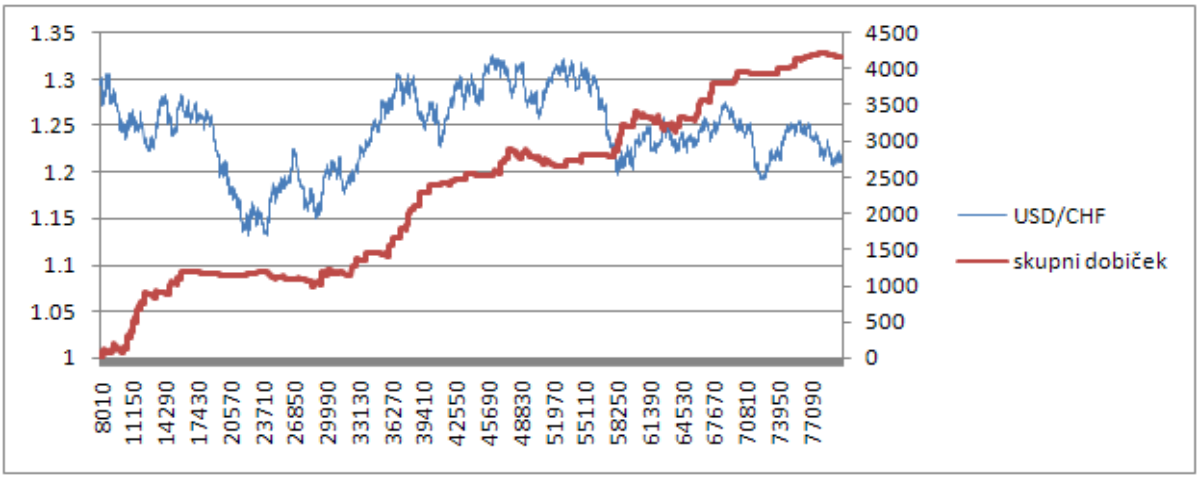
Vir: Lastna slika

Slika 23: 15-minutna strategija na križu USD/CAD



Vir: Lastna slika

Slika 24: 15-minutna strategija na križu USD/CHF



Vir: Lastna slika

Glede tega, ali 15-minutne strategije zares odkrivajo kako trajno zakonitost v podatkih, je nekaj pomislekov, ki jih predstavljam kasneje. Če te začasno zanemarim, si lahko poskušam razložiti uspeh teh strategij na naslednji način. Velikost učne množice je 8.000 15-minutnih enot oz. nekaj več kot 3 mesece. Lahko, da je to obdobje najboljši približek prevladujočega spomina na trgu forex oz. obdobje, ki ga opazuje večina trgovcev. V skladu s teorijo adaptivnih trgov trgovci opazujejo približno tako obdobje in se nanj prilagajajo. Na enak način si tudi horizont petih 15-minutnih enot oz. 75 minut lahko predstavljamo kot prevladujoči horizont, na katerega ciljajo isti trgovci.

5.9.1 Primerjava z naključno strategijo

Da bi lahko ocenili uspešnost uporabljene strategije, je potrebno najti smiselno primerjalno strategijo (ang. *benchmark*). Za primerjavo trgovalnih strategij se na delniških trgih pogosto uporablja strategija *kupi in drži*. Na deviznih trgih te primerjave ne moremo uporabiti, saj

valutni križi na dolgi rok nimajo pozitivne pričakovane donosnosti, zato držanje valutnega križa na daljši rok ni smiselna alternativa aktivnemu trgovanju s križem. Za primerjavo sem zato uporabil donosnost naključne strategije, ki signale *kupi* in *prodaj* ustvarja slučajno, pri čemer je pomembno razmerje teh signalov do signalov *drži*. To razmerje namreč določa *aktivnost* naključne strategije. Za naključno strategijo pričakujem, da bo enako dobro ustvarjala pravilne in nepravilne trgovalne signale, vendar bo imela zaradi stroškov trgovanja (v obliki razkoraka med nakupnim in prodajnim tečajem) dolgoročno negativno donosnost. Višja kot bo aktivnost oz. višje kot bo število transakcij, bolj negativna bo pričakovana donosnost. Razmerje med signali *kupi/prodaj* in signali drži sem zato v naključni strategiji nastavil na enako vrednost kot je ta v realizirani 15-minutni strategiji. Tako lahko rečem, da sta strategiji po aktivnosti oz. št. opravljenih transakcij na časovno enoto primerljivi. V tabeli 8 so tako prikazane donosnosti 15-minutnih strategij, ob njih pa donosnosti naključne strategije v enakih obdobjih. Obdobja se med križi nekoliko razlikujejo, ker so se nekoliko razlikovala že v originalnih podatkih.

Tabela 8: Primerjava donosnosti z donosnostjo naključne strategije

15-minutne strategije	Obdobje	Donos valutne strategije v valuti	Donosnost valutne strategije v obdobju	Donosnost valutne strategije na letni ravni	Donosnost naključne strategije v obdobju
EUR/USD	30.4.2004 – 6.2.2007	4.861	486,1%	89,3%	-62,8%
GBP/USD	5.3.2004 – 23.2.2007	8.019	801,9%	110,2%	-90,0%
USD/CAD	19.5.2004 – 28.2.2007	-89	-8,9%	-3,3%	-90,0%
USD/CHF	30.4.2004 – 29.3.2007	4.175	417,5%	75,6%	-90,0%

Vir: Lastni izračun

Donosnosti naključne strategije so v proučevanem obdobju globoko negativne. Pri treh izmed štirih križev je strategija dosegla maksimalno izgubo 900 enot bazične valute, kar pomeni, da se s trgovanjem ne da nadaljevati, saj je stanje prenizko za odprtje nove pozicije v konstantni velikosti 10.000 enot.

Dejavnik, ki je verjetno pozitivno vplival na rezultate, je, da simulacija običajna naročila (odpiranje in zapiranje pozicije) izvršuje ob koncu obdobja, *stop loss* naročila pa tudi znotraj obdobij. To pomeni, da mora trgovalni algoritem konstantno spremljati gibanje tečaja in ne le ob koncih obdobij. Hkrati tak način simulacije ne upošteva t.i. zdrsa (ang. *slippage*). Zdrs pomeni, da v obdobjih visoke volatilnosti tečaj izvršene transakcije ni nujno enak tečaju, pri katerem je naročilo oddano. Pri *stop loss* naročilih se tako zaradi hitrih premikov pozicija lahko zapre po nekaj bazičnih točk slabšem tečaju, kot je določen v stop loss naročilu. Vseeno ocenjujem, da vpliv ni tako znaten. Število v simulaciji izvršenih *stop loss* naročil pri treh uspešnih strategijah je namreč med 200 in 240. Tudi če bi konzervativno pri vseh takih naročilih predpostavljal 2 ali 3 dodatne točke izgube zaradi zdrsa (verjetno pa se niso vsa *stop loss* naročila izvršila v visoki volatilnosti), bi to končni rezultat znižalo le za 400 do 700 točk.

5.9.2 Vpliv izstopne strategije na donosnost

Da bi ugotovil, kako na uspešnost trgovalnih strategij vpliva uporaba *stop loss* naročil, sem za tri uspešne strategije naredil še simulacijo s fiksno izstopno strategijo. Simulacija iz vsake odprte pozicije izstopi po natanko 5 časovnih enotah, enako horizontu, s katerim sem ustvaril napovedovani razred. Tabela 9 prikazuje rezultate.

Tabela 9: Rezultati 15-minutnih strategij s fiksnim izstopom

Podatkovna množica	**EURUSD-15**	**GBPUSD-15**	**USDCAD-15**	**USDCHF-15**
Št. signalov *kupi*	223	229	157	174
Št. signalov *prodaj*	189	359	231	226
Št. signalov *drži*	65.528	64.472	61.672	69.600
Št. uspešnih transakcij	218	305	159	180
Povprečni dobiček	16.2	19.1	14.7	17.6
Št. neuspešnih transakcij	186	274	220	208
Povprečna izguba	-12.1	-15.4	-14.2	-12.6
Maksimalna izguba	**161**	**1003**	**875**	**264**
Št. izvršenih stop loss naročil	0	0	0	0
Dobiček	**1.276**	**1.627**	**-794**	**542**
Minimalni dobiček	-26	-176	-808	-18
Maksimalni dobiček	1.307	1.627	195	562
RoMAD	**7.9**	**1.6**		**2.1**

Vir: Lastni simulacijski program

Opazimo lahko, da se je donosnost strategij precej poslabšala, prav tako pa tudi razmerje med dobičkom in maksimalno izgubo. Le valutni križ EUR/USD je ohranil dobro razmerje in donosnost, ki je precej nižja kot z uporabo *stop loss* naročil, vendar še vedno zelo dobra (127,6% oz. 34,6% na letni ravni). Iz tega lahko sklenem, da ima strategija vsaj na danih podatkih na treh izmed štirih križev določeno prednost pred naključno izbiro vstopa v pozicijo. Iz razlike med obema izstopnima strategijama lahko potegnem še en zaključek. Z uporabo *stop loss* naročil je valutna strategija v veliki meri strategija momenta (ang. *momentum* oz. *trend following*). Čeprav so uporabljeni tako indikatorji momenta kot oscilatorji, strategija z uporabo *stop loss* naročil glavnino donosa doseže z vztrajanjem v poziciji do pojavitve nasprotnega signala.

Če si natančneje ogledamo pravila, ki so ustvarila donosnost (priloge 1-4), vidimo, da se spreminjajo iz segmenta v segment, kot je predvideno. Prevladujejo pravila tipa *razlika drsečih sredin (lma-)* in tipa *križanje drsečih sredin (rsi-)*, njihovi parametri pa so zelo raznoliki. Tako na tem mestu ne morem reči več o tem, katera specifična pravila delujejo in katera ne.

5.9.3 Uporabnost strategije v praksi

Kljub navidez dobrim rezultatom se moram vprašati, ali je trgovalna strategija resnično uporabna tudi za pravo trgovanje v realnem času. En pomislek je lahko, da pridobljeni podatki o tečajih niso nujno tudi enakim tečajem, po katerih bi bilo mogoče v resnici trgovati. Na spletnih forumih je med razvijalci trgovalnih strategij veliko govora o razliki med delovanjem strategij pri »papirnatem« trgovanju in trgovanju s pravim denarjem.

Povsem mogoče je, da so dobri rezultati posledica *ex post* izbire nekaterih ključnih parametrov (horizont in prag spremembe pri kreiranju napovedovanega razreda, velikost učne in testne množice pri strojnem učenju ter *stop loss* in *trailing stop loss* odmika pri trgovanju). Isti parametri mogoče ne bi prinesli dobrih rezultatov na podatkih iz drugega časovnega obdobja. Strategijo je potrebno preveriti na podatkih, ki niso bili uporabljeni nikjer v procesu izdelave strategije (ang. *out of sample data*). Do časa zaključka naloge nisem uspel pridobiti podatkov za gibanje tečajev med leti 2007 in 2009. Ker pa bi lahko kdo domneval, da sem te podatke že pridobil in strategijo prilagodil z izbiro parametrov, pa je treba omeniti še, da je edini pravi test strategije le test na novih podatkih - tečajih, ki bodo nastali šele po javni objavi magistrskega dela.

SKLEP

V magistrskem delu sem raziskal, ali z uporabo izbrane metode strojnega učenja lahko ustvarim adaptivno trgovalno strategijo, ki bi pri uporabi na različnih valutnih križih prinašala pozitivne donose.

Najprej sem predstavil globalni devizni trg in njegove lastnosti, razvoj trga v zadnjih letih, udeležence in vrste transakcij, prikazal pa sem tudi temeljne dolgoročne dejavnike vpliva na devizne tečaje. Glede na to, da empirični del magistrskega dela poskuša napovedovati tečaje, sem se vprašal o smiselnosti takega početja. Opisal sem v zadnjih desetletjih zelo vplivno hipotezo učinkovitih trgov in povzetek študij, ki preverjajo njeno veljavnost. Ker ima teorija še posebej v luči trenutne krize veliko nasprotnikov, sem predstavil tudi njene kritike, najbolj pa sem izpostavil teorijo adaptivnih trgov. Po slednji sem se tudi zgledoval pri oblikovanju trgovalne strategije v empiričnem delu. Strategijo sem poskušal oblikovati s sprotnim prilagajanjem preprostih pravil tehnične analize, zato sem predstavil osnove tovrstnega načina trgovanja z vrednostnimi papirji, podrobneje pa indikatorje, ki sem jih kasneje tudi uporabil. V zadnjem poglavju teoretičnega dela sem predstavil strojno učenje in v empiričnem delu uporabljeno metodo.

V ta namen sem zgodovinske tečaje štirih valutnih križev agregiral z različnimi ločljivostmi. Na vsaki sem zgradil večje število indikatorjev, pri čemer sem črpal iz obsežne literature o

tehnični analizi. Uporabil sem nekaj najbolj pogosto uporabljenih vrst tehničnih indikatorjev in s spreminjanjem njihovih parametrov ustvaril konkretne indikatorje. V vsaki časovni točki sem iz tečajev prihodnjih petih točk zgradil napovedovani razred z zalogo vrednosti *kupi*, *prodaj* in *drži*. Vrednosti razreda so bile dodeljene glede na to, ali razlika med prihodnjim in trenutnim tečajem presega določen prag spremembe. Na tako pripravljenih podatkih sem pognal izbrano metodo strojnega učenja (algoritem *RIPPER*) s preverjanjem z drsečim oknom. S tem sem poskušal zajeti adaptivnost udeležencev na deviznih trgih. Kot rezultat strojnega učenja sem dobil skupek pravil za vsako okno posebej in s temi pravili sem programsko simuliral trgovanje.

Izmed časovnih ločljivosti so le rezultati 15-minutne ločljivosti pretežno pozitivni. Dobičkonosni so bili trije valutni križi izmed štirih, simulirani rezultati pa so zelo dobri. Kljub uporabi tečajev z vključenimi trgovalnimi stroški pa je potrebno rezultate jemati z zadržkom. Število primerov je sicer veliko (več deset tisoč), tudi opravljenih transakcij je nekaj sto, vendar je absolutno gledano celotno obdobje dokaj kratko in ne zajema celotnega gospodarskega cikla in večjih strukturnih sprememb na deviznih trgih. Ker je bilo nekaj ključnih parametrov celotnega procesa določenih *ex post*, je potrebno rezultate preveriti na množici podatkov, ki pri oblikovanju magistrskega dela ni bila dostopna.

Kot nadaljnjo možnost raziskovanja vidim predvsem preučitev obnašanja celotnega procesa s spreminjanjem omenjenih ključnih parametrov, ki so bili v tem delu bolj ali manj arbitrarno določeni. Časovni horizont pri oblikovanju napovedovanega razreda, prag spremembe in predvsem velikosti učnih in testnih množic so v pričujočem delu sicer oblikovani relativno glede na variabilnost tečajev, vendar je tudi pri tako definiranih parametrih veliko svobode. Nad tukaj predstavljenim procesom bi lahko zgradili meta proces, ki bi preučil delovanje pri različnih vrednosti parametrov. Še ena očitna možnost je širitev raziskave na druge likvidne finančne instrumente, npr. delnice in državne obveznice, pa tudi na manj likvidne. Poleg rezultatov o dobičkonosnosti bi s tem dobili dodaten vpogled v vprašanje, ali je uspešnost predstavljene strategije res posledica razvitosti trga oz. prisotnosti tehničnih trgovcev.

LITERATURA IN VIRI

Literatura

1. Barberis, N. & Thaler, R. (2003): A Survey of Behavioral Finance. Constantinides, G.M. (ur.), Harris, M. (ur.) & Stulz, R.M. (ur.), *Handbook of the Economics of Finance* (str. 1052-1121). Amsterdam, Elsevier.
2. Bodie, Z., Kane, A. & Marcus, A.J. (2003). *Investments* (5th ed.) New York: McGraw-Hill/Irwin.
3. Cohen, W.W. (1995). Fast Effective Rule Induction. *Machine Learning: Proceedings of the Twelfth International Conference* (str. 115-123). San Mateo: Morgan Kaufmann.
4. Dempster, M.A.H. & Leemans, V. (2004): An automated FX Trading System Using Adaptive Reinforcement Learning. *Research Papers in Management Studies*, WP 18/2004. Cambridge: Judge Institute of Management.
5. Deželan, S. (1996), *Učinkovitost trga kapitala. Magistrsko delo.* Ljubljana: Univerza v Ljubljani, Ekonomska fakulteta.
6. Dooley, M.P. & Shafer, J.R. (2002): Analysis of Short-run Exchange Rate Behaviour: March 1973 to November 1981. *Floating Exchange Rates and the State of World Trade and Payments.* Frederick: Beard Books.
7. The Economist (2009, 11. junij). Caught Short. *The Economist*. Najdeno 15. septembra 2009 na spletnem naslovu http://www.economist.com/businessfinance/displaystory.cfm?story_id=13832269
8. The Economist (2009, 18. julij). Efficiency and beyond. *The Economist*, str. 71-72.
9. Fama, E.F. (1970): Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. *Journal of Finance*, 25(2), 383–417.
10. Farmer, J.D. & Lo, A.W. (1999). Frontiers of finance: Evolution and efficient markets. *The Proceedings of the National Academy of Sciences*, 96, 9991-9992
11. Franczak, J.M. (2000). Fast Effective Rule Induction Overview. Najdeno 8. septembra na spletni strani http://www.ir.iit.edu/~dagr/DataMiningCourse/Spring2000/Presentations/Summaries/Summary-03.pdf
12. Gams, M. (1988). Principi poenostavljanja v sistemih za avtomatsko učenje. Doktorsko delo. Ljubljana, Univerza v Ljubljani, Fakulteta za elektrotehniko in računalništvo.
13. Gams, M. (2001). *Weak Intelligence: Through the Principle and Paradox of Multiple Knowledge*. Hauppage: Nova Science Publishers.
14. Guyon, I. & Elisseeff, A. (2006). An Introduction to Feature Extraction. Guyon, I., Gunn, S., Nikravesh M., & Zadeh, L.A. (ur.), *Feature Extraction: Foundations and Applications* (str. 1-24). Berlin, Springer.

15. Hryshko, A. & Downs, T. (2003): An Implementation of Genetic Algorithms as a Basis for a Trading System on the Foreign Exchange Market. *The 2003 Congress on Evolutionary Computation*, 3, str. 1695-1701
16. Kim, J.H. & Shamsuddin, A. (2007): Are Asian stock markest efficient? Evidence from new multiple variance ratio tests. *Journal of Empirical Finance*, 15 (3), 518-532.
17. Kononenko, I. (2005): *Strojno učenje*. Ljubljana: Založba FE in FRI.
18. Lien, K. (2006): The Foreign Exchange Interbank Market. *Investopedia.* Najdeno 3. julija 2009 na spletnem naslovu http://www.investopedia.com/articles/forex/06/interbank.asp
19. Lo, A.W. & Mackinlay A.C. (1988). Stock market prices do not follow random walks: Evidence from a simple specification test. *Rev. Financial Studies*, 1, str. 41-66
20. Lo, A.W., Mamayasky, H. & Wang, J. (2000). Foundations of Technical Analysis: Computational Algorithms, Statistical Inference, and Empirical Implementation. *The Journal of Finance*, 55 (4), 1705-1765.
21. Lo, A.W. (2004). The Adaptive Markets Hypothesis. *The Journal of Portfolio Management.* 30th Anniversary Issue, 15-29.
22. Mitchell, T. (1997): *Machine learning*. New York: McGraw Hill.
23. Mrak, M. (2002): *Mednarodne finance*. Ljubljana: GV Založba.
24. Murphy, J.J. (1999): *Technical analysis of the financial markets*. New York: New York Institute of Finance.
25. Neely, C.J. (1997): Technical Analysis in the Foreign Exchange Market: A Layman's Guide. *Federal Reserve Bank of St. Louis Review,* September/October 1997, 23-38.
26. Neely, C.J., Weller, P.A. & Ulrich, J.M. (2006): The Adaptive Markets Hypothesis: Evidence from the Foreign Exchange Market, *Federal Reserve Bank of St. Louis Working Paper Series*, 2006-046B.
27. Nguyen, J. (2004): The Efficient Market Hypothesis: Is It Applicable to the Foreign Exchange Market?. *Economics Working Paper Series 2004, University of Wollongong*.
28. Nocera, J. (2009, 6.junij). Poking Holes in a Theory on Markets. *New York Times*, str. B1.
29. Park C.-H. & Irwin S.H. (2004). The Profitability of Technical Analysis: A Review. *AgMAS Project Research Report 2004-04*.
30. Pring, M.J. (2002). *Technical Analysis Explained*, 4th ed. New York: McGraw Hill.
31. Rubio, F. (2004): Technical Analysis on Foreign Exchange: 1975-2004. *Economic Working Paper Archive at WUSTL, Finance 0405033*.
32. Samuelson, P.A., Nordhaus, W.D. (1998): *Economics*, 16th ed. Boston: Irwin Mcgraw-Hill.
33. Schlossberg, B. (2006): *Technical Analysis of the Currency Market: Classic Techniques for Profiting from Market Swings and Trader Sentiment*. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons.
34. Sweeney, R.J. (1986): Beating the Foreign Exchange Market. *Journal of Finance*, 41 (1), str. 163-182.

35. Taleb, N.N. (2001). *Fooled by Randomness*. London, Texere.
36. Taylor M.P. & Allen H. (1992). The use of technical analysis in the foreign exchange market. *Journal of International Money and Finance*, 11 (3), 304-314.
37. Waring, D. (2009). The Structure of the Forex Market and The Role of the Retail Forex Broker. *The Forex Journal*, marec 2009, 37-38.
38. Weissman, R.L. (2005). *Mechanical Trading Systems*. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons.
39. Witten, I.H. & Frank E. (2005): *Data mining: practical machine learning tools and techniques*, San Francisco: Morgan Kaufmann.
40. Zhou, X. (2009). *Reform the International Monetary System.* Najdeno 21.avgusta na spletnem naslovu http://www.pbc.gov.cn/english/detail.asp?col=6500&id=178
41. Zhang, G., Patuwo, B.E. & Hu, M.Y. (1998). Forecasting with artificial neural networks: The state of the art. *International Journal of Forecasting, 14*, str. 35-62

Viri

1. BOE - The Foreign Exchange Joint Standing Committee (FXJSC), http://www.bankofengland.co.uk/markets/forex/fxjsc/index.htm
2. Cendrowska, J. (1987). PRISM: An algorithm for inducing modular rules, *International Journal of Man-Machine Studies*, 27, str. 349-370, podatkovna množica najdena na spletnem naslovu http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Lenses
3. Euromoney (2009, 6. maj). *FX poll 2009: Embattled banks boosted by peroformance in booming FX markets.* Najdeno 12. avgusta 2009 na spletnem naslovu http://www.euromoneyfix.com/Article.aspx?ArticleID=2195103
4. FINVIZ, http://www.finviz.com
5. ForeignExchange.com, http://www.foreignexchange.com/education/chart_indicators2.asp
6. MSCI Barra Index performance, http://www.mscibarra.com/products/indices/stdindex/performance.html
7. Investopedia, http://www.investopedia.com (http://www.investopedia.com/university/forexmarket/)
8. Le Sourd, V. (2009). *Hedge fund performance in 2008*. EDHEC-RISK. Najdeno 12. septembra 2009 na spletnem naslovu http://docs.edhec-risk.com/mrk/000000/Press/EDHEC_Publication_HF_Performance_in_2008.pdf
9. *Oanda FXTicks*. Najdeno 6.aprila 2007 na spletni strani https://fxtrade.oanda.com/your_account/historical_tick_by_tick_data.shtml
10. Triennial Central Bank Survey 2007, Bank for International Settlements, http://www.bis.org/triennial.htm

PRILOGE

KAZALO PRILOG

Priloga 1: Pravila 15-minutne strategije na križu EUR/USD 3
Priloga 2: Pravila 15-minutne strategije na križu GBP/USD..... 5
Priloga 3: Pravila 15-minutne strategije na križu USD/CAD 7
Priloga 4: Pravila 15-minutne strategije na križu USD/CHF..... 9

Priloga 1: Pravila 15-minutne strategije na križu EUR/USD

07.10.2009 04:26:33 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [1]:
07.10.2009 04:26:33 JRIP rules:
==========
(rsi-sig-5-25 = b) and (rsi-sig-50-30 = b) => wnumclass5=buy (67.0/19.0)
(lma-sig-2-10 = b) and (rsi-sig-50-30 = s) and (lma-sig-3-30 = s) => wnumclass5=sell (32.0/5.0)
(rsi-sig-50-30 = s) and (rsi-sig-50-25 = s) => wnumclass5=sell (63.0/24.0)
(lma-sig-5-10 = b) and (rsi-sig-10-20 = s) and (rsi-sig-3-5 = s) and (lma-sig-20-40 = s) and (rsi-sig-14-20 = s) => wnumclass5=sell (46.0/20.0)
(lma-sig-15-40 = b) and (rsi-sig-50-30 = s) and (rsi-sig-2-5 = b) => wnumclass5=sell (17.0/3.0)
 => wnumclass5=hold (7775.0/4097.0)
Number of Rules : 6

07.10.2009 04:27:01 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [2]:
07.10.2009 04:27:01 JRIP rules:
==========
(rsi-sig-3-25 = b) and (lma-sig-7-30 = s) and (rsi-sig-50-30 = b) => wnumclass5=buy (49.0/17.0)
(rsi-sig-50-30 = s) and (lma-sig-15-20 = b) => wnumclass5=sell (88.0/38.0)
(rsi-sig-2-20 = s) and (rsi-sig-14-30 = s) and (rsi-sig-10-25 = h) and (rsi-sig-5-10 = h) and (rsi-sig-5-30 = s) => wnumclass5=sell (60.0/26.0)
 => wnumclass5=hold (7803.0/3829.0)
Number of Rules : 4

07.10.2009 04:27:19 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [3]:
07.10.2009 04:27:19 JRIP rules:
==========
 => wnumclass5=hold (8000.0/3153.0)
Number of Rules : 1

07.10.2009 04:27:53 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [4]:
07.10.2009 04:27:53 JRIP rules:
==========
(rsi-sig-50-30 = s) and (lma-sig-20-30 = b) and (rsi-sig-3-30 = b) and (rsi-sig-7-30 = h) and (rsi-sig-3-20 = b) => wnumclass5=sell (14.0/2.0)
(rsi-sig-14-20 = b) and (rsi-sig-40-30 = b) and (rsi-sig-40-25 = h) and (rsi-sig-7-5 = b) => wnumclass5=sell (12.0/2.0)
(lma-sig-10-30 = s) and (rsi-sig-50-30 = b) and (lma-sig-4-10 = b) and (rsi-sig-5-30 = h) => wnumclass5=buy (30.0/8.0)
(lma-sig-10-30 = s) and (rsi-sig-4-20 = b) and (lma-sig-2-50 = b) and (rsi-sig-5-15 = b) and (rsi-sig-10-10 = h) => wnumclass5=buy (33.0/7.0)
(lma-sig-10-40 = s) and (rsi-sig-50-30 = b) and (lma-sig-3-20 = b) => wnumclass5=buy (24.0/9.0)
 => wnumclass5=hold (7887.0/2665.0)
Number of Rules : 6

07.10.2009 04:28:17 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [5]:
07.10.2009 04:28:17 JRIP rules:
==========
(lma-sig-40-50 = b) and (rsi-sig-50-30 = s) and (lma-sig-7-30 = s) => wnumclass5=sell (24.0/7.0)
(lma-sig-40-50 = b) and (lma-sig-15-20 = b) and (lma-sig-3-20 = s) and (rsi-sig-7-25 = h) and (lma-sig-4-40 = b) and (lma-sig-3-30 = s) => wnumclass5=sell (42.0/17.0)
(lma-sig-20-50 = b) and (lma-sig-10-15 = s) and (lma-sig-20-40 = s) and (ma-sig-4-20 = s) => wnumclass5=buy (37.0/16.0)
 => wnumclass5=hold (7897.0/2987.0)
Number of Rules : 4

07.10.2009 04:28:49 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [6]:
07.10.2009 04:28:49 JRIP rules:
==========
(rsi-sig-50-30 = s) and (lma-sig-5-7 = b) and (lma-sig-7-30 = s) => wnumclass5=sell (18.0/4.0)
(lma-sig-2-30 = s) and (lma-sig-15-20 = b) and (lma-sig-20-40 = b) and (lma-sig-20-30 = s) and (rsi-sig-4-15 = b) => wnumclass5=sell (27.0/6.0)
(lma-sig-2-40 = s) and (rsi-sig-10-30 = b) and (rsi-sig-40-30 = b) and (rsi-sig-40-25 = b) => wnumclass5=buy (44.0/16.0)
(rsi-sig-5-15 = b) and (lma-sig-3-40 = s) and (lma-sig-10-30 = b) and (lma-sig-10-20 = s) and (lma-sig-15-20 = s) => wnumclass5=buy (27.0/7.0)
 => wnumclass5=hold (7884.0/3215.0)
Number of Rules : 5

07.10.2009 04:29:32 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [7]:
07.10.2009 04:29:32 JRIP rules:
==========
(lma-sig-3-15 = s) and (rsi-sig-50-30 = b) and (rsi-sig-4-20 = s) => wnumclass5=buy (14.0/4.0)
(lma-sig-20-40 = b) and (rsi-sig-50-30 = s) and (lma-sig-7-20 = s) => wnumclass5=sell (52.0/25.0)
(rsi-sig-10-30 = s) and (rsi-sig-50-30 = s) and (rsi-sig-14-25 = s) => wnumclass5=sell (32.0/12.0)
 => wnumclass5=hold (7902.0/3069.0)
Number of Rules : 4

07.10.2009 04:29:57 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [8]:
07.10.2009 04:29:57 JRIP rules:
==========

(lma-sig-5-10 = s) and (lma-sig-20-40 = b) and (rsi-sig-50-30 = b) and (lma-sig-15-20 = s) => wnumclass5=buy (10.0/1.0)
 => wnumclass5=hold (7990.0/2968.0)
Number of Rules : 2

07.10.2009 04:30:21 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [9]:
07.10.2009 04:30:21 JRIP rules:
===========
(rsi-sig-7-20 = b) and (ma-sig-5-20 = b) and (rsi-sig-7-10 = h) => wnumclass5=sell (14.0/4.0)
(rsi-sig-50-30 = s) and (lma-sig-2-50 = s) and (lma-sig-3-5 = b) and (rsi-sig-5-20 = h) and (lma-sig-3-7 = b) => wnumclass5=sell (50.0/19.0)
 => wnumclass5=hold (7936.0/2974.0)
Number of Rules : 3

07.10.2009 04:30:52 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [10]:
07.10.2009 04:30:52 JRIP rules:
===========
(rsi-sig-50-30 = b) and (lma-sig-2-15 = b) and (rsi-sig-4-10 = h) => wnumclass5=buy (36.0/9.0)
 => wnumclass5=hold (7964.0/3191.0)
Number of Rules : 2

07.10.2009 04:31:15 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [11]:
07.10.2009 04:31:15 JRIP rules:
===========
(rsi-sig-50-30 = b) and (lma-sig-2-40 = b) and (rsi-sig-5-10 = h) => wnumclass5=buy (54.0/19.0)
 => wnumclass5=hold (7946.0/3030.0)
Number of Rules : 2

07.10.2009 04:31:30 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [12]:
07.10.2009 04:31:30 JRIP rules:
===========
(lma-sig-2-30 = b) and (rsi-sig-50-30 = s) and (rsi-sig-4-15 = h) and (rsi-sig-3-30 = s) => wnumclass5=sell (33.0/10.0)
(rsi-sig-5-30 = s) and (ma-sig-5-20 = s) and (ma-sig-4-40 = h) => wnumclass5=sell (34.0/15.0)
 => wnumclass5=hold (7933.0/2715.0)
Number of Rules : 3

07.10.2009 04:31:53 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [13]:
07.10.2009 04:31:53 JRIP rules:
===========
(rsi-sig-50-30 = s) and (rsi-sig-3-15 = h) and (rsi-sig-4-30 = s) => wnumclass5=sell (27.0/9.0)
 => wnumclass5=hold (7973.0/2483.0)
Number of Rules : 2

07.10.2009 04:32:16 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [14]:
07.10.2009 04:32:16 JRIP rules:
===========
 => wnumclass5=hold (8000.0/2865.0)
Number of Rules : 1

07.10.2009 04:32:48 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [15]:
07.10.2009 04:32:48 JRIP rules:
===========
(lma-sig-15-20 = b) and (rsi-sig-50-30 = s) and (rsi-sig-20-25 = s) and (rsi-sig-5-5 = h) => wnumclass5=sell (13.0/1.0)
(rsi-sig-5-25 = b) and (rsi-sig-50-30 = b) and (rsi-sig-10-30 = b) and (rsi-sig-7-30 = b) => wnumclass5=buy (40.0/11.0)
(rsi-sig-4-25 = b) and (ma-sig-2-30 = b) and (ma-sig-2-20 = h) and (rsi-sig-5-10 = h) => wnumclass5=buy (38.0/16.0)
 => wnumclass5=hold (7909.0/2920.0)
Number of Rules : 4

07.10.2009 04:33:08 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [16]:
07.10.2009 04:33:08 JRIP rules:
===========
(lma-sig-15-20 = s) and (rsi-sig-3-30 = b) and (ma-sig-2-30 = b) => wnumclass5=buy (27.0/13.0)
(rsi-sig-50-30 = s) and (lma-sig-15-40 = b) and (lma-sig-20-40 = s) => wnumclass5=sell (17.0/5.0)
 => wnumclass5=hold (7956.0/2299.0)
Number of Rules : 3

07.10.2009 04:33:51 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [17]:
07.10.2009 04:33:51 JRIP rules:
===========
(rsi-sig-50-30 = s) and (lma-sig-10-40 = b) and (lma-sig-20-40 = s) => wnumclass5=sell (18.0/6.0)
(rsi-sig-2-30 = s) and (rsi-sig-50-30 = s) and (lma-sig-7-10 = s) and (lma-sig-15-40 = b) => wnumclass5=sell (16.0/5.0)
(rsi-sig-50-30 = b) and (lma-sig-2-50 = s) => wnumclass5=buy (10.0/4.0)
 => wnumclass5=hold (7956.0/1924.0)
Number of Rules : 4

Priloga 2: Pravila 15-minutne strategije na križu GBP/USD

07.10.2009 20:52:16 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [1]:
07.10.2009 20:52:16 JRIP rules:
==========
(rsi-sig-50-30 = s) => wnumclass5=sell (228.0/95.0)
(lma-sig-2-40 = s) and (rsi-sig-7-25 = b) and (rsi-sig-20-25 = b) and (rsi-sig-10-5 = b) => wnumclass5=buy (63.0/28.0)
(lma-sig-7-40 = s) and (lma-sig-2-5 = s) and (rsi-sig-50-30 = b) => wnumclass5=buy (94.0/42.0)
 => wnumclass5=hold (7615.0/4094.0)
Number of Rules : 4

07.10.2009 20:52:41 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [2]:
07.10.2009 20:52:41 JRIP rules:
==========
(lma-sig-7-10 = b) and (lma-sig-7-40 = s) and (lma-sig-10-20 = b) and (rsi-sig-14-30 = s) and (rsi-sig-7-25 = s) and (ma-sig-10-20 = h) => wnumclass5=sell (45.0/14.0)
(rsi-sig-50-30 = s) => wnumclass5=sell (177.0/85.0)
 => wnumclass5=hold (7778.0/4050.0)
Number of Rules : 3

07.10.2009 20:53:36 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [3]:
07.10.2009 20:53:36 JRIP rules:
==========
(lma-sig-5-7 = s) and (rsi-sig-7-25 = b) and (rsi-sig-10-15 = b) and (lma-sig-4-50 = s) => wnumclass5=buy (54.0/24.0)
(rsi-sig-14-25 = b) and (rsi-sig-10-15 = h) and (ma-sig-2-5 = s) => wnumclass5=sell (23.0/8.0)
(rsi-sig-50-30 = s) and (lma-sig-20-30 = b) and (lma-sig-7-30 = b) and (lma-sig-5-20 = s) => wnumclass5=sell (20.0/4.0)
(lma-sig-15-30 = s) and (rsi-sig-20-25 = b) and (roc3 = h) and (lma-sig-2-50 = s) => wnumclass5=sell (35.0/12.0)
(lma-sig-2-10 = b) and (lma-sig-20-30 = b) and (rsi-sig-5-20 = h) and (rsi-sig-50-30 = s) and (rsi-sig-4-15 = h) => wnumclass5=sell (24.0/6.0)
 => wnumclass5=hold (7844.0/3522.0)
Number of Rules : 6

07.10.2009 20:54:21 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [4]:
07.10.2009 20:54:21 JRIP rules:
==========
(rsi-sig-4-10 = s) and (rsi-sig-40-30 = s) and (rsi-sig-2-5 = s) and (rsi-sig-20-25 = s) and (rsi-sig-14-10 = h) => wnumclass5=buy (44.0/21.0)
(rsi-sig-14-25 = b) and (rsi-sig-7-15 = b) and (lma-sig-3-50 = s) and (rsi-sig-14-15 = h) and (lma-sig-10-40 = s) => wnumclass5=sell (22.0/3.0)
(rsi-sig-50-30 = s) and (rsi-sig-14-30 = h) and (lma-sig-2-40 = s) => wnumclass5=sell (48.0/18.0)
 => wnumclass5=hold (7886.0/3076.0)
Number of Rules : 4

07.10.2009 20:55:15 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [5]:
07.10.2009 20:55:15 JRIP rules:
==========
(rsi-sig-50-30 = b) and (lma-sig-15-20 = b) => wnumclass5=buy (95.0/34.0)
(rsi-sig-50-30 = s) and (rsi-sig-14-30 = h) and (lma-sig-5-7 = s) => wnumclass5=sell (39.0/12.0)
(rsi-sig-20-30 = s) and (rsi-sig-5-25 = s) and (rsi-sig-50-30 = s) and (rsi-sig-10-25 = s) and (rsi-sig-20-25 = s) => wnumclass5=sell (22.0/2.0)
(rsi-sig-10-20 = b) and (rsi-sig-14-15 = h) and (lma-sig-20-40 = s) and (lma-sig-5-50 = s) => wnumclass5=sell (28.0/8.0)
(rsi-sig-14-30 = s) and (lma-sig-20-30 = b) and (rsi-sig-14-10 = s) and (rsi-sig-7-15 = h) => wnumclass5=sell (19.0/4.0)
(lma-sig-15-40 = b) and (ma-sig-3-10 = b) and (ma-sig-2-5 = b) => wnumclass5=sell (27.0/11.0)
 => wnumclass5=hold (7770.0/3376.0)
Number of Rules : 7

07.10.2009 20:55:30 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [6]:
07.10.2009 20:55:30 JRIP rules:
==========
(rsi-sig-5-30 = b) and (lma-sig-4-40 = s) and (rsi-sig-4-15 = b) and (rsi-sig-20-20 = b) and (rsi-sig-40-30 = h) => wnumclass5=buy (66.0/31.0)
(roc7 = h) and (rsi-sig-5-30 = b) and (rsi-sig-50-30 = b) => wnumclass5=buy (54.0/23.0)
(rsi-sig-50-30 = s) => wnumclass5=sell (123.0/54.0)
 => wnumclass5=hold (7757.0/3512.0)
Number of Rules : 4

07.10.2009 20:56:02 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [7]:
07.10.2009 20:56:02 JRIP rules:
==========
(rsi-sig-7-25 = b) and (rsi-sig-20-30 = b) and (lma-sig-20-30 = b) => wnumclass5=buy (40.0/18.0)
(lma-sig-15-20 = b) and (rsi-sig-50-30 = s) => wnumclass5=sell (73.0/32.0)
 => wnumclass5=hold (7887.0/3155.0)
Number of Rules : 3

07.10.2009 20:56:17 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [8]:
07.10.2009 20:56:17 JRIP rules:
==========

(rsi-sig-50-30 = s) and (lma-sig-10-20 = b) and (rsi-sig-50-25 = h) => wnumclass5=sell (72.0/29.0)
 => wnumclass5=hold (7928.0/3041.0)
Number of Rules : 2

07.10.2009 20:56:56 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [9]:
07.10.2009 20:56:56 JRIP rules:
===========
(lma-sig-7-30 = s) and (roc7 = h) and (ma-sig-3-40 = b) and (rsi-sig-7-15 = h) => wnumclass5=buy (50.0/24.0)
(lma-sig-15-30 = s) and (rsi-sig-50-25 = b) and (rsi-sig-7-15 = h) => wnumclass5=buy (26.0/4.0)
(lma-sig-15-30 = b) and (rsi-sig-50-30 = s) and (lma-sig-2-50 = s) => wnumclass5=sell (29.0/8.0)
 => wnumclass5=hold (7895.0/3235.0)
Number of Rules : 4

07.10.2009 20:57:40 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [10]:
07.10.2009 20:57:40 JRIP rules:
===========
(rsi-sig-50-30 = b) and (rsi-sig-50-25 = b) and (rsi-sig-7-15 = h) => wnumclass5=buy (35.0/7.0)
(lma-sig-15-30 = b) and (rsi-sig-50-30 = s) and (lma-sig-3-20 = s) => wnumclass5=sell (17.0/0.0)
 => wnumclass5=hold (7948.0/3529.0)
Number of Rules : 3

07.10.2009 20:58:16 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [11]:
07.10.2009 20:58:16 JRIP rules:
===========
(rsi-sig-50-30 = b) and (lma-sig-20-30 = b) and (rsi-sig-7-15 = h) => wnumclass5=buy (29.0/10.0)
(lma-sig-15-30 = b) and (lma-sig-4-10 = b) and (lma-sig-10-15 = b) and (rsi-sig-2-30 = s) and (rsi-sig-7-15 = h) and (rsi-sig-2-5 = h) and (rsi-sig-4-30 = s) => wnumclass5=sell (68.0/33.0)
(lma-sig-15-30 = b) and (rsi-sig-3-25 = s) and (lma-sig-2-50 = b) and (lma-sig-5-15 = b) and (rsi-sig-10-15 = h) => wnumclass5=sell (73.0/36.0)
(lma-sig-15-40 = b) and (ma-sig-2-15 = b) and (lma-sig-2-30 = s) and (ma-sig-2-40 = h) => wnumclass5=sell (33.0/12.0)
(lma-sig-15-30 = b) and (rsi-sig-50-30 = s) and (lma-sig-2-20 = s) => wnumclass5=sell (23.0/4.0)
 => wnumclass5=hold (7774.0/3226.0)
Number of Rules : 6

07.10.2009 20:58:32 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [12]:
07.10.2009 20:58:32 JRIP rules:
===========
(rsi-sig-50-30 = s) and (lma-sig-10-30 = b) => wnumclass5=sell (82.0/38.0)
 => wnumclass5=hold (7918.0/3065.0)
Number of Rules : 2

07.10.2009 20:59:01 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [13]:
07.10.2009 20:59:01 JRIP rules:
===========
(rsi-sig-50-30 = b) and (lma-sig-7-15 = s) and (rsi-sig-20-25 = h) and (lma-sig-5-7 = s) and (lma-sig-15-20 = s) => wnumclass5=buy (58.0/27.0)
 => wnumclass5=hold (7942.0/2753.0)
Number of Rules : 2

07.10.2009 20:59:35 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [14]:
07.10.2009 20:59:35 JRIP rules:
===========
(lma-sig-40-50 = b) and (rsi-sig-50-30 = b) and (lma-sig-15-30 = b) => wnumclass5=buy (70.0/31.0)
(lma-sig-5-50 = b) and (lma-sig-15-40 = b) and (lma-sig-2-20 = s) and (lma-sig-15-20 = b) and (lma-sig-2-5 = b) and (lma-sig-10-30 = b) => wnumclass5=sell (48.0/18.0)
 => wnumclass5=hold (7882.0/3084.0)
Number of Rules : 3

07.10.2009 21:00:03 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [15]:
07.10.2009 21:00:03 JRIP rules:
===========
(rsi-sig-50-30 = b) and (rsi-sig-14-25 = b) => wnumclass5=buy (34.0/10.0)
(rsi-sig-50-30 = b) and (rsi-sig-3-15 = s) => wnumclass5=buy (63.0/31.0)
(lma-sig-15-40 = b) and (rsi-sig-40-30 = h) and (lma-sig-2-5 = b) and (ma-sig-2-5 = s) and (ma-sig-3-5 = s) => wnumclass5=sell (67.0/28.0)
(lma-sig-10-40 = b) and (rsi-sig-50-30 = s) and (lma-sig-2-7 = b) => wnumclass5=sell (54.0/23.0)
 => wnumclass5=hold (7782.0/3138.0)
Number of Rules : 5

07.10.2009 21:00:50 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [16]:
07.10.2009 21:00:50 JRIP rules:
===========
(rsi-sig-50-30 = b) and (lma-sig-4-10 = b) and (lma-sig-15-30 = s) and (rsi-sig-5-20 = h) and (lma-sig-2-15 = b) => wnumclass5=buy (23.0/6.0)
(rsi-sig-50-30 = b) and (rsi-sig-14-20 = b) => wnumclass5=buy (18.0/6.0)
(rsi-sig-50-30 = s) and (lma-sig-20-30 = b) and (lma-sig-2-15 = b) and (lma-sig-4-7 = s) => wnumclass5=sell (20.0/6.0)
(lma-sig-7-20 = s) and (ma-sig-2-5 = s) and (lma-sig-10-40 = b) and (ma-sig-3-5 = s) => wnumclass5=sell (27.0/11.0)

=> wnumclass5=hold (7912.0/2534.0)
Number of Rules : 5

07.10.2009 21:01:09 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [17]:
07.10.2009 21:01:09 JRIP rules:
===========
(rsi-sig-50-30 = s) and (rsi-sig-10-30 = s) => wnumclass5=sell (65.0/29.0)
=> wnumclass5=hold (7935.0/2422.0)
Number of Rules : 2

Priloga 3: Pravila 15-minutne strategije na križu USD/CAD

07.10.2009 04:50:59 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [1]:
07.10.2009 04:50:59 JRIP rules:
===========
(lma-sig-2-15 = s) and (rsi-sig-50-30 = b) and (roc10 = h) => wnumclass5=buy (83.0/30.0)
(lma-sig-2-15 = s) and (lma-sig-15-30 = s) and (rsi-sig-5-30 = b) and (rsi-sig-10-20 = h) and (rsi-sig-7-25 = b) and (rsi-sig-20-30 = h) and (lma-sig-10-15 = s) => wnumclass5=buy (133.0/64.0)
=> wnumclass5=hold (7784.0/4032.0)
Number of Rules : 3

07.10.2009 04:51:31 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [2]:
07.10.2009 04:51:31 JRIP rules:
===========
(lma-sig-7-30 = s) and (rsi-sig-50-30 = b) => wnumclass5=buy (87.0/34.0)
(lma-sig-20-30 = b) and (rsi-sig-50-30 = s) and (lma-sig-10-15 = s) => wnumclass5=sell (25.0/6.0)
(lma-sig-20-30 = b) and (rsi-sig-50-30 = s) and (rsi-sig-3-20 = h) => wnumclass5=sell (36.0/13.0)
(lma-sig-10-40 = b) and (rsi-sig-3-30 = h) and (roc4 = h) and (lma-sig-10-15 = s) and (lma-sig-15-20 = b) and (lma-sig-2-7 = b) => wnumclass5=sell (57.0/28.0)
=> wnumclass5=hold (7795.0/3838.0)
Number of Rules : 5

07.10.2009 04:52:02 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [3]:
07.10.2009 04:52:02 JRIP rules:
===========
(rsi-sig-14-30 = s) and (rsi-sig-7-30 = s) and (rsi-sig-7-20 = h) and (rsi-sig-5-15 = s) and (rsi-sig-2-20 = s) => wnumclass5=sell (54.0/24.0)
(lma-sig-15-40 = b) and (rsi-sig-50-30 = s) and (rsi-sig-20-30 = s) => wnumclass5=sell (48.0/15.0)
(lma-sig-20-40 = b) and (rsi-sig-50-30 = s) and (rsi-sig-3-20 = h) => wnumclass5=sell (70.0/32.0)
=> wnumclass5=hold (7828.0/3333.0)
Number of Rules : 4

07.10.2009 04:52:44 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [4]:
07.10.2009 04:52:44 JRIP rules:
===========
(lma-sig-3-15 = s) and (lma-sig-20-50 = s) and (rsi-sig-5-25 = b) and (lma-sig-15-40 = b) and (rsi-sig-3-30 = h) and (roc15 = h) => wnumclass5=buy (58.0/25.0)
(lma-sig-20-40 = b) and (rsi-sig-50-30 = s) and (rsi-sig-4-25 = s) => wnumclass5=sell (62.0/22.0)
(lma-sig-20-40 = b) and (lma-sig-7-15 = b) and (ma-sig-2-10 = b) and (rsi-sig-7-25 = b) => wnumclass5=sell (34.0/12.0)
(lma-sig-10-50 = s) and (rsi-sig-50-30 = s) and (lma-sig-10-40 = s) => wnumclass5=sell (27.0/7.0)
(lma-sig-4-15 = b) and (lma-sig-20-40 = b) and (rsi-sig-14-15 = s) and (rsi-sig-40-30 = h) and (rsi-sig-4-5 = s) => wnumclass5=sell (31.0/12.0)
=> wnumclass5=hold (7788.0/3289.0)
Number of Rules : 6

07.10.2009 04:53:06 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [5]:
07.10.2009 04:53:06 JRIP rules:
===========
(lma-sig-2-40 = b) and (rsi-sig-2-10 = s) and (ma-sig-2-7 = s) and (lma-sig-7-20 = b) => wnumclass5=sell (55.0/27.0)
=> wnumclass5=hold (7945.0/3964.0)
Number of Rules : 2

07.10.2009 04:53:27 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [6]:
07.10.2009 04:53:27 JRIP rules:
===========
(rsi-sig-14-30 = s) and (rsi-sig-40-30 = s) and (rsi-sig-4-10 = h) => wnumclass5=sell (120.0/53.0)
(rsi-sig-5-25 = b) and (lma-sig-10-15 = s) and (rsi-sig-14-15 = b) and (rsi-sig-14-10 = h) and (rsi-sig-40-30 = h) and (rsi-sig-4-15 = b) => wnumclass5=buy (53.0/20.0)
(lma-sig-2-30 = s) and (rsi-sig-10-25 = b) and (rsi-sig-10-10 = b) and (rsi-sig-20-30 = b) and (rsi-sig-5-10 = h) => wnumclass5=buy (41.0/16.0)
=> wnumclass5=hold (7786.0/3644.0)
Number of Rules : 4

07.10.2009 04:53:52 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [7]:

07.10.2009 04:53:52 JRIP rules:
===========
(rsi-sig-14-25 = s) and (rsi-sig-4-10 = h) and (rsi-sig-4-30 = s) and (rsi-sig-7-30 = h) => wnumclass5=sell (33.0/15.0)
 => wnumclass5=hold (7967.0/3130.0)
Number of Rules : 2

07.10.2009 04:54:16 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [8]:
07.10.2009 04:54:16 JRIP rules:
===========
(lma-sig-10-20 = s) and (rsi-sig-3-30 = b) and (rsi-sig-40-30 = b) and (rsi-sig-7-20 = b) and (rsi-sig-4-10 = h) => wnumclass5=buy (24.0/7.0)
 => wnumclass5=hold (7976.0/3009.0)
Number of Rules : 2

07.10.2009 04:54:51 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [9]:
07.10.2009 04:54:51 JRIP rules:
===========
(rsi-sig-50-30 = s) and (rsi-sig-4-20 = h) and (lma-sig-4-10 = s) => wnumclass5=sell (44.0/18.0)
(rsi-sig-2-20 = b) and (lma-sig-7-15 = s) and (rsi-sig-3-15 = b) and (ma-sig-2-5 = b) => wnumclass5=buy (40.0/18.0)
 => wnumclass5=hold (7916.0/3157.0)
Number of Rules : 3

07.10.2009 04:55:18 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [10]:
07.10.2009 04:55:18 JRIP rules:
===========
(rsi-sig-3-15 = b) and (rsi-sig-7-10 = b) and (lma-sig-15-20 = b) and (rsi-sig-10-20 = b) => wnumclass5=buy (52.0/24.0)
(rsi-sig-5-30 = s) and (ma-sig-2-7 = s) and (lma-sig-5-15 = b) => wnumclass5=sell (24.0/9.0)
(rsi-sig-50-30 = s) and (lma-sig-15-30 = s) => wnumclass5=sell (55.0/24.0)
 => wnumclass5=hold (7869.0/2973.0)
Number of Rules : 4

07.10.2009 04:55:46 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [11]:
07.10.2009 04:55:46 JRIP rules:
===========
(lma-sig-2-30 = b) and (rsi-sig-7-30 = s) and (lma-sig-20-40 = s) and (rsi-sig-14-25 = s) and (rsi-sig-10-20 = s) and (rsi-sig-4-15 = s) => wnumclass5=sell (60.0/29.0)
 => wnumclass5=hold (7940.0/2785.0)
Number of Rules : 2

07.10.2009 04:56:33 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [12]:
07.10.2009 04:56:33 JRIP rules:
===========
 => wnumclass5=hold (8000.0/2605.0)
Number of Rules : 1

07.10.2009 04:56:55 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [13]:
07.10.2009 04:56:55 JRIP rules:
===========
(rsi-sig-3-25 = s) and (rsi-sig-14-15 = s) and (rsi-sig-3-5 = h) => wnumclass5=sell (36.0/17.0)
 => wnumclass5=hold (7964.0/2774.0)
Number of Rules : 2

07.10.2009 04:57:18 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [14]:
07.10.2009 04:57:18 JRIP rules:
===========
(lma-sig-20-40 = s) and (rsi-sig-50-30 = b) and (rsi-sig-50-25 = b) => wnumclass5=buy (38.0/16.0)
 => wnumclass5=hold (7962.0/3007.0)
Number of Rules : 2

07.10.2009 04:57:43 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [15]:
07.10.2009 04:57:43 JRIP rules:
===========
(rsi-sig-10-30 = s) and (rsi-sig-2-15 = h) and (rsi-sig-40-30 = s) and (rsi-sig-4-30 = h) and (rsi-sig-7-30 = s) => wnumclass5=sell (13.0/2.0)
 => wnumclass5=hold (7987.0/2487.0)
Number of Rules : 2

07.10.2009 04:58:08 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [16]:
07.10.2009 04:58:08 JRIP rules:
===========
(lma-sig-7-15 = b) and (rsi-sig-10-20 = s) and (rsi-sig-2-20 = s) and (lma-sig-10-40 = b) and (lma-sig-20-40 = s) and (rsi-sig-10-10 = s) and (rsi-sig-10-5 = h) => wnumclass5=sell (13.0/1.0)
 => wnumclass5=hold (7987.0/2166.0)
Number of Rules : 2

Priloga 4: Pravila 15-minutne strategije na križu USD/CHF

07.10.2009 05:03:19 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [1]:
07.10.2009 05:03:19 JRIP rules:
==========
(lma-sig-20-30 = b) and (lma-sig-2-10 = b) and (rsi-sig-50-30 = s) => wnumclass5=sell (98.0/47.0)
(lma-sig-7-20 = b) and (rsi-sig-3-20 = s) and (rsi-sig-20-25 = s) and (rsi-sig-5-15 = h) and (rsi-sig-2-5 = s) and (lma-sig-5-7 = b) => wnumclass5=sell (47.0/15.0)
(rsi-sig-50-30 = b) => wnumclass5=buy (203.0/96.0)
(rsi-sig-10-30 = b) and (rsi-sig-14-20 = b) and (rsi-sig-40-30 = h) and (rsi-sig-20-25 = b) and (rsi-sig-4-5 = h) and (rsi-sig-4-20 = b) => wnumclass5=buy (46.0/13.0)
(lma-sig-40-50 = b) and (rsi-sig-10-20 = b) and (rsi-sig-7-5 = b) and (rsi-sig-20-20 = h) and (lma-sig-20-30 = s) => wnumclass5=buy (44.0/16.0)
 => wnumclass5=hold (7562.0/3894.0)
Number of Rules : 6

07.10.2009 05:03:51 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [2]:
07.10.2009 05:03:51 JRIP rules:
==========
(rsi-sig-5-25 = s) and (lma-sig-20-30 = b) and (rsi-sig-7-20 = s) and (rsi-sig-14-20 = h) and (lma-sig-10-40 = s) => wnumclass5=sell (40.0/15.0)
(lma-sig-2-10 = b) and (lma-sig-20-30 = b) and (rsi-sig-50-30 = s) and (rsi-sig-2-5 = h) and (rsi-sig-4-20 = h) => wnumclass5=sell (19.0/2.0)
(lma-sig-10-20 = s) and (rsi-sig-50-30 = b) and (rsi-sig-50-25 = b) => wnumclass5=buy (17.0/3.0)
 => wnumclass5=hold (7924.0/3979.0)
Number of Rules : 4

07.10.2009 05:04:27 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [3]:
07.10.2009 05:04:27 JRIP rules:
==========
(rsi-sig-4-20 = b) and (lma-sig-2-20 = s) and (ma-sig-3-7 = b) and (lma-sig-10-30 = b) => wnumclass5=buy (36.0/16.0)
 => wnumclass5=hold (7964.0/3314.0)
Number of Rules : 2

07.10.2009 05:04:54 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [4]:
07.10.2009 05:04:54 JRIP rules:
==========
(lma-sig-10-30 = s) and (rsi-sig-50-30 = b) and (ma-sig-2-7 = s) => wnumclass5=buy (14.0/3.0)
 => wnumclass5=hold (7986.0/2873.0)
Number of Rules : 2

07.10.2009 05:05:17 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [5]:
07.10.2009 05:05:17 JRIP rules:
==========
(lma-sig-2-50 = s) and (rsi-sig-14-30 = b) and (rsi-sig-5-20 = b) and (rsi-sig-10-5 = h) and (rsi-sig-10-20 = b) and (rsi-sig-20-25 = b) and (rsi-sig-14-15 = h) => wnumclass5=sell (56.0/24.0)
(lma-sig-2-20 = s) and (lma-sig-20-30 = s) and (rsi-sig-50-30 = s) and (rsi-sig-7-20 = b) => wnumclass5=sell (17.0/3.0)
 => wnumclass5=hold (7927.0/2908.0)
Number of Rules : 3

07.10.2009 05:05:52 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [6]:
07.10.2009 05:05:52 JRIP rules:
==========
(rsi-sig-50-30 = b) and (lma-sig-7-30 = b) => wnumclass5=buy (32.0/9.0)
(rsi-sig-14-30 = s) and (rsi-sig-20-20 = s) and (rsi-sig-14-10 = s) => wnumclass5=sell (45.0/20.0)
(rsi-sig-5-25 = s) and (lma-sig-10-20 = b) and (rsi-sig-3-5 = h) and (rsi-sig-5-5 = s) => wnumclass5=sell (35.0/13.0)
 => wnumclass5=hold (7888.0/3024.0)
Number of Rules : 4

07.10.2009 05:06:20 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [7]:
07.10.2009 05:06:20 JRIP rules:
==========
(rsi-sig-50-30 = s) and (lma-sig-20-40 = b) and (rsi-sig-7-30 = s) => wnumclass5=sell (41.0/13.0)
(rsi-sig-50-30 = b) and (rsi-sig-4-25 = b) and (rsi-sig-4-5 = h) => wnumclass5=buy (39.0/17.0)
 => wnumclass5=hold (7920.0/2882.0)
Number of Rules : 3

07.10.2009 05:07:03 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [8]:
07.10.2009 05:07:03 JRIP rules:
==========
(lma-sig-3-10 = b) and (rsi-sig-10-30 = s) and (rsi-sig-2-5 = s) and (rsi-sig-50-30 = s) => wnumclass5=sell (30.0/11.0)
(rsi-sig-50-30 = b) and (lma-sig-7-30 = s) and (lma-sig-2-50 = b) and (rsi-sig-50-25 = h) and (lma-sig-7-15 = s) => wnumclass5=buy (12.0/0.0)
(rsi-sig-50-30 = b) and (rsi-sig-4-25 = b) and (lma-sig-20-30 = s) => wnumclass5=buy (48.0/23.0)
(rsi-sig-50-30 = b) and (rsi-sig-3-5 = h) and (lma-sig-4-10 = b) and (lma-sig-10-15 = s) and (rsi-sig-50-25 = h) => wnumclass5=buy (24.0/6.0)
 => wnumclass5=hold (7886.0/2629.0)

Number of Rules : 5

07.10.2009 05:07:20 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [9]:
07.10.2009 05:07:20 JRIP rules:
==========
(rsi-sig-50-30 = b) and (lma-sig-20-30 = s) and (rsi-sig-50-25 = h) and (lma-sig-2-7 = b) and (lma-sig-10-20 = s) => wnumclass5=buy (25.0/3.0)
 => wnumclass5=hold (7975.0/2877.0)
Number of Rules : 2

07.10.2009 05:08:00 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [10]:
07.10.2009 05:08:00 JRIP rules:
==========
(lma-sig-3-5 = s) and (rsi-sig-50-30 = s) and (lma-sig-7-15 = s) => wnumclass5=sell (34.0/11.0)
 => wnumclass5=hold (7966.0/3264.0)
Number of Rules : 2

07.10.2009 05:08:27 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [11]:
07.10.2009 05:08:27 JRIP rules:
==========
(rsi-sig-3-20 = s) and (lma-sig-15-20 = b) and (ma-sig-2-7 = s) and (lma-sig-7-20 = s) and (ma-sig-2-10 = s) => wnumclass5=sell (20.0/4.0)
(rsi-sig-50-30 = s) and (rsi-sig-50-25 = s) and (rsi-sig-14-30 = s) => wnumclass5=sell (20.0/7.0)
(lma-sig-3-40 = s) and (rsi-sig-14-20 = b) and (rsi-sig-10-25 = h) and (lma-sig-4-10 = b) => wnumclass5=sell (15.0/3.0)
(ma-sig-2-5 = b) and (rsi-sig-2-10 = h) and (lma-sig-4-10 = b) and (rsi-sig-14-30 = h) => wnumclass5=sell (34.0/11.0)
(rsi-sig-4-20 = s) and (rsi-sig-20-30 = s) and (rsi-sig-20-25 = h) and (rsi-sig-14-20 = s) and (rsi-sig-10-15 = s) => wnumclass5=sell (44.0/19.0)
 => wnumclass5=hold (7867.0/3164.0)
Number of Rules : 6

07.10.2009 05:08:47 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [12]:
07.10.2009 05:08:47 JRIP rules:
==========
(rsi-sig-5-25 = b) and (rsi-sig-14-30 = b) and (rsi-sig-50-30 = b) and (rsi-sig-40-30 = h) => wnumclass5=buy (13.0/1.0)
 => wnumclass5=hold (7987.0/3022.0)
Number of Rules : 2

07.10.2009 05:09:17 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [13]:
07.10.2009 05:09:17 JRIP rules:
==========
(rsi-sig-50-30 = b) and (rsi-sig-3-20 = b) => wnumclass5=buy (57.0/25.0)
 => wnumclass5=hold (7943.0/2679.0)
Number of Rules : 2

07.10.2009 05:09:57 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [14]:
07.10.2009 05:09:57 JRIP rules:
==========
(lma-sig-3-50 = s) and (lma-sig-4-30 = b) and (lma-sig-5-20 = s) and (rsi-sig-3-10 = h) and (rsi-sig-40-30 = h) and (lma-sig-3-20 = s) and (lma-sig-10-20 = s) => wnumclass5=buy (33.0/8.0)
(lma-sig-40-50 = s) and (rsi-sig-10-25 = b) and (rsi-sig-2-30 = b) and (rsi-sig-10-20 = h) and (rsi-sig-5-10 = h) => wnumclass5=sell (43.0/19.0)
(rsi-sig-20-30 = s) and (rsi-sig-4-25 = s) and (rsi-sig-50-30 = s) => wnumclass5=sell (18.0/4.0)
 => wnumclass5=hold (7906.0/2729.0)
Number of Rules : 4

07.10.2009 05:10:45 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [15]:
07.10.2009 05:10:45 JRIP rules:
==========
(lma-sig-40-50 = s) and (rsi-sig-50-30 = b) and (rsi-sig-14-25 = b) => wnumclass5=buy (36.0/11.0)
(lma-sig-40-50 = s) and (lma-sig-7-20 = s) and (rsi-sig-50-30 = b) and (rsi-sig-2-20 = s) => wnumclass5=buy (39.0/19.0)
(lma-sig-20-30 = b) and (rsi-sig-3-30 = s) and (rsi-sig-20-30 = s) and (rsi-sig-50-30 = s) => wnumclass5=sell (31.0/9.0)
 => wnumclass5=hold (7894.0/2665.0)
Number of Rules : 4

07.10.2009 05:11:25 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [16]:
07.10.2009 05:11:25 JRIP rules:
==========
(rsi-sig-3-30 = s) and (rsi-sig-20-30 = s) and (rsi-sig-50-30 = s) => wnumclass5=sell (32.0/13.0)
(lma-sig-15-50 = s) and (rsi-sig-50-30 = b) and (rsi-sig-14-30 = b) and (rsi-sig-40-30 = h) and (rsi-sig-20-30 = b) => wnumclass5=buy (16.0/3.0)
 => wnumclass5=hold (7952.0/2259.0)
Number of Rules : 3

07.10.2009 05:11:49 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [17]:
07.10.2009 05:11:49 JRIP rules:
==========
(rsi-sig-50-30 = s) and (rsi-sig-7-15 = s) => wnumclass5=sell (35.0/12.0)
 => wnumclass5=hold (7965.0/1966.0)

Number of Rules : 2

07.10.2009 05:12:28 Results of ResultWriter 'ResultWriter' [18]:
07.10.2009 05:12:28 JRIP rules:
==========
(rsi-sig-50-30 = s) and (rsi-sig-7-20 = s) and (rsi-sig-20-30 = s) and (rsi-sig-3-20 = s) => wnumclass5=sell (12.0/1.0)
(lma-sig-2-30 = s) and (rsi-sig-50-30 = s) and (lma-sig-2-50 = b) and (rsi-sig-5-30 = b) => wnumclass5=sell (20.0/6.0)
(lma-sig-2-50 = s) and (rsi-sig-40-30 = s) and (rsi-sig-14-20 = s) and (rsi-sig-4-10 = h) => wnumclass5=sell (29.0/10.0)
 => wnumclass5=hold (7939.0/1853.0)
Number of Rules : 4