

UNIVERZA V LJUBLJANI
EKONOMSKA FAKULTETA

DIPLOMSKO DELO

**NAPOVEDOVANJE DELNIŠKIH DONOSOV Z
DINAMIČNIM FAKTORSKIM MODELOM**

Ljubljana, maj 2008

MARKO RIKATO

IZJAVA

Študent MARKO RIKATO izjavljam, da sem avtor tega diplomskega dela, ki sem ga napisal pod mentorstvom doc. dr. IGORJA MASTENA, in dovolim objavo diplomskega dela na fakultetnih spletnih straneh.

V Ljubljani, dne

Podpis:

KAZALO

1	UVOD	1
2	UČINKOVITOST TRGOV	2
2.1	AKTIVNO/PASIVNO UPRAVLJANJE	4
2.2	TRŽNE ANOMALIJE	5
2.3	KOLEDARSKE ANOMALIJE	5
2.4	TEMELJNE ANOMALIJE	6
2.5	PSIHOLOŠKE OZ. VEDENJSKE ANOMALIJE	7
2.6	CENOVNI BALONI	8
2.7	DRUGE ANOMALIJE	9
3	DELNICE IN CENE DELNIC	10
3.1	DELNICA KOT INVESTICIJA	10
3.2	CENE DELNIC	10
3.2.1	TEMELJNI DEJAVNIKI	11
3.2.2	TEHNIČNI DEJAVNIKI	13
3.2.3	TRŽNO RAZPOLOŽENJE	13
4	NAPOVEDOVANJE	14
4.1	PREGLED LITERATURE O NAPOVEDOVANJU	14
4.2	TEHNIKE NAPOVEDOVANJA	18
4.3	METODE ZA NAPOVEDOVANJE	19
4.3.1	ANALIZA ČASOVNIH VRST	19
4.3.2	TEMELJNA ANALIZA	23
4.3.3	TEHNIČNA ANALIZA	23
4.3.4	NEVRONSKE MREŽE	24
4.3.5	METODA NAJBLIŽJIH SOSEDOV	24
4.4	FAZE NAPOVEDOVANJA	25
4.5	IZBOR TEHNIKE NAPOVEDOVANJA	26
4.6	NAPOVEDOVANJE IN NAPAKA NAPOVEDI	27
5	FAKTORSKA ANALIZA IN FAKTORSKI MODEL	29
5.1	METODA GLAVNIH KOMPONENT	30
5.2	SKUPNA FAKTORSKA ANALIZA	31
6	EMPIRIČNA ANALIZA	32
6.1	METODOLOŠKI PRISTOP	32
6.2	PRIMERJAVA MODELOV	34
6.3	PODATKI	36
6.4	IZBIRA DELNIC IN ČASOVNEGA OBDOBJA	37
6.5	REZULTATI	37
7	SKLEP	42
8	LITERATURA	44
9	VIRI	47
10	PRILOGE	

1 UVOD

Ljudje se vsak dan srečujemo z različnimi napovedmi in se na nekatere zelo radi zanašamo. Z napovedovanjem se danes srečujemo pravzaprav na vseh področjih, še posebej pa smo v zadnjih desetletjih priča razvoju modelov, metodologije in pristopov k napovedovanju ekonomskih dejavnikov.

Vse bolj dinamičen in spreminjajoč se svet napovedovalce postavlja pred težko preizkušnjo. Pravilna napoved napovedovalca predstavlja potrditev za napovedovalca samega ter povečanje verodostojnosti pri naslednjih napovedih, ob enem pa si s tem pridobiva »tržni delež« in priljubljenost pri subjektih, ki se zanašajo na napovedi.

Posebej v gospodarski sferi napovedi predstavljajo smernico gibanj ekonomskih dejavnikov, ki je velikokrat ključna za razvoj ekonomskih subjektov in denarnega toka na mikro- in makroekonomski ravni. Za preživetje nekaterih ekonomskih družb je zelo pomembno, da so dobro pripravljene na prihajajoče spremembe ter da je odzivnost na spremembo ustrezna in pravočasna, pri tem imajo napovedi poglobljeno vlogo. Nepravilne napovedi gospodarskih aktivnosti in gibanj, naj si gre za inflacijo, trgovinski primanjkljaj, borzne donose ali povpraševanje po proizvodu določenega podjetja, obsojajo napovedovalca na propad. Hkrati se je občutno povečalo število napovedovalcev, tehnike napovedovanja so vse bolj kompleksne, konkurenca je večja kot kdajkoli prej.

Ker človek že nekaj časa ni več zmožen pregledovati in obvladovati množičnih podatkov, ki nam omogočajo čim bolj natančne napovedi, so posledično to delo začeli opravljati računalniški sistemi, ki so sposobni upravljati z enormnimi količinami podatkov in hkrati izpostaviti ključne dejavnike, ki so relevantni pri napovedi. Razvoj statističnih analiz podatkov je bistveno pripomogel pri napovedovanju pojavov. Računalniški sistemi, podprti s statističnimi orodji, imajo zmožnost upoštevanja številnih dejavnikov, s tem pa se poveča verjetnost za natančnejšo napoved neznanega pojava.

Ko napovedujemo določen pojav, ponavadi ne poznamo prihodnjih vrednosti dejavnikov, ki na pojav vplivajo. Statistične metode nam omogočijo preučevanje dinamičnih sprememb pojava in nam podajo ocene vrednosti pojava v prihodnosti na podlagi preteklih gibanj. Prav na področju napovedovanja borznih donosov so se v zadnjih letih začele znatno razvijati tehnike napovedovanja časovno odvisnih pojavov, kot so npr. donosi delnic.

S faktorskim modelom poskušam ugotoviti, ali je uporaben in natančen pri napovedovanju borznih donosov v praksi. Za napovedovanje cen delnic sem izbral faktorski model, ker se je v nekaj empiričnih študijah izkazal kot učinkovit pri napovedovanju makroekonomskih in drugih spremenljivk. Z dinamičnim faktorskim modelom so v študijah uspešno napovedovali makroekonomske spremenljivke za ZDA in države evro območja že Stock in Watson (1999,

2002), Marcellino, Stock in Watson (2003) ter Banerjee, Marcellino in Masten (2004). Faktorski model je v omenjenih študijah dobro izluščil informacije iz časovnih vrst.

V diplomskem delu napovedujem na kratek rok, zato sem zbral dnevne podatke 50 delnic nemškega ter ameriškega trga (razvitega) in 50 delnic poljskega trga (razvijajočega) za obdobje od 3.1.2000 do 16.11.2007. Za vsak posamezen trg napovedujem za določeno podobdobje (npr. leto 2007). Pri napovedovanju primerjam dinamične faktorske modele z avtoregresijskim modelom (AR model) in modelom naključnega hoda (RW model). Istočasno z analizo testiram tudi učinkovitost trga in na splošno se izkaže, da s faktorskim modelom, razen v redkih primerih, ni možno izboljšati napovedne natančnosti tako za nemški/ameriški kot tudi za poljski trg, kar pomeni, da so trgi učinkoviti. V diplomski nalogi se ne ukvarjam z napovedovanjem bodočih borznih donosov na podlagi preteklih donosov s pomočjo oz. v povezavi z metodami tehnične analize.

Sprva v diplomski nalogi razglabljam o učinkovitosti trga. Nato predstavim različne tehnike napovedovanja ter osnoven faktorski model napovedovanja cen delnic, ki se je empirično začel vse bolj uveljavljati in temelji na podlagi statistične analize časovnih vrst, ki jih predstavljam v poglavju 4. V petem poglavju obravnavam faktorsko analizo ter nato v šestem predstavljam empirično analizo.

2 UČINKOVITOST TRGOV

Učinkovitost trga je empirično najbolj preverjana hipoteza. Poznamo tri vrste učinkovitosti trgov kapitala (Deželan, 1996, str. 5):

- delovna učinkovitost: nakup ali prodaja vrednostnih papirjev potekata hitro in z najnižjimi možnimi stroški, ki pa še omogočajo normalno poslovanje finančnih posrednikov;
- informacijska učinkovitost: trg kapitala je informacijsko učinkovit, če ni mogoče na dolgi rok dosegati nadpovprečnih donosnosti, ker se vse nove informacije hitro odražajo v cenah;
- alokacijska učinkovitost: ta učinkovitost trga kapitala je vidna v optimalnem razporejanju prihrankov v proizvodne naložbe, tako da ima družba od nje največje koristi.

Teorijo učinkovitega trga (angl. efficient market hypothesis) je leta 1965 začel razvijati Eugene Fama, teorija pa se je močno prijela v ekonomskih krogih. Hipoteza o učinkovitem trgu v svoji osnovni različici predpostavlja, da na trgu, ki je definiran kot finančno učinkovit, cena vrednostnega papirja vedno odraža vse razpoložljive informacije. Če je cena določena

razumno, je razlog za spremembo lahko edino dodatna nova informacija. Torej je naključno gibanje (hod) cene samo posledica vsebovanja in odziva na vse nove razpoložljive informacije. Teorija naključnega hoda (angl. theory of random walk) pravi, da prihodnje gibanje cene vrednostnih papirjev ni mogoče napovedati z večjo gotovostjo kot kumulativno vrsto naključnih števil. To pomeni, da so zaporedne spremembe cene (donosnosti) neodvisne in časovna vrsta nima »spomina«.

Če bi bilo mogoče gibanje predvideti, bi bil to odraz neučinkovitosti, saj bi to dokazovalo, da cena še ni vsebovala vseh razpoložljivih informacij. Nove, še neznane informacije pa so – po svoji definiciji – nepredvidljive. Hipoteza torej radikalno zavrača kakršno koli možnost, da bi bilo na podlagi tekočih informacij mogoče zasnovati sistem, ki bi prinašal donose, ki bi bili izven obsega predvidenih dobičkov in dividend. Torej je nemogoče pričakovati, da bi v bitki s trgom nekdo v daljšem časovnem obdobju zmagoval, naporu vloženi v analizo trga pa bi pomenili stran vržen denar.

Informacijsko učinkovit kapitalni trg zagotavlja, da je maksimiranje tržne vrednosti podjetja cilj poslovanja podjetja. Popoln trg kapitala je hkrati tudi učinkovit, ker pa je v realnosti večina kapitalskih trgov nepopolna, je glavno vprašanje, ali je lahko nepopoln kapitalni trg informacijsko učinkovit. Če bi bil nepopoln trg kapitala učinkovit bi pomenilo, da so spremembe cen vrednostnih papirjev izključno posledica novih informacij, ki pa jih ni mogoče izluščiti iz prejšnjih informacij. Če so nove informacije neodvisne od prejšnjih ter posledično spremembe cen neodvisne od prejšnjih sprememb, to pomeni, da ni mogoče razviti modela, ki bi lahko iz prejšnjih sprememb cen vrednostnih papirjev dobro napovedoval prihodnje spremembe (Mramor, 2002, str. 109).

Z vidika učinkovitosti trga kapitala poznamo tri različne stopnje učinkovitosti (Fama, 1970, str. 383):

- Šibka oblika (angl. weak form) predpostavlja, da finančni investitor ne more doseči večjega donosa svojih finančnih naložb tako, da razvije pravila trgovanja z vrednostnimi papirji, ki temeljijo na preteklih informacijah o cenah ali donosnostih vrednostnih papirjev.
- Srednje-močna (zmerna, angl. semi-strong form) oblika predvideva, da finančni investitor ne more doseči večjega donosa svojih naložb tako, da razvije pravila trgovanja, ki bi temeljila na katerihkoli javno razpoložljivih informacijah.
- Močna oblika (angl. strong form) pravi, da finančni investitor ne more doseči večjega donosa svojih finančnih naložb s tem, da bi razvil pravila trgovanja, ki bi temeljila na katerihkoli informacijah.

Večina raziskav o učinkovitem trgu je upoštevala nizko in zmerno stopnjo učinkovitosti in ni poskušala dokazati, da trgovanje z notranjimi (insiderskimi) informacijami ne more biti učinkovito.

Če je trg učinkovit, potem cena delnice/indeksa obsega celotno vedenje na določenem trgu. Informacije so dostopne vsem; cena, ki je dogovor med pričakovanji kupca in pripravljenostjo prodajalca, torej takoj odseva vsa dogajanja, ki so s trgom nekega blaga povezana (Bodie et al., 2005, str. 330). Vsekakor pa so kupci in prodajalci popolnoma racionalni in za neko blago niso pripravljeni plačati več kot je njegova splošno priznana cena, prodajalci pa ga po nižji (ali višji) ceni tudi ne bodo poskušali prodajati. Oblikovanje cene le na podlagi vsem dostopnih temeljnih informacij bi v redu delovalo, če bi iz postopkov odločitev lahko odstranili čustva in pričakovanja. Cene vrednostnih papirjev bi se spreminjale v skladu s četrtletnimi poročili podjetja, izplačilom dividend, splošnimi premiki v svetu, nepričakovanimi katastrofami in drugimi informacijami, ki spreminjajo mnenje in pričakovanja investorjev.

Narejenih je bilo veliko študij, ki so poskušale potrditi ali ovreči teorijo učinkovitih trgov (Shleifer, 2000), (Malkiel, 2003), (Markowitz, 2005). Ker je trgov kapitala več, se je tudi teorija učinkovitih trgov različno prijela na posameznih trgih. Glede na pregledano empirično literaturo na področju učinkovitosti trga, si upam trditi, da je večina trgov kapitala šibko učinkovitih (razvijajoči se trgi) ali pa so srednje (zmerno) učinkoviti (razviti trgi, npr. ameriški trg). Vseeno puščam odprto možnost, da je določen trg v nekem časovnem razdobju neučinkovit.

Če torej trg kapitala ni učinkovit ali pa je šibko učinkovit, potem vrednost kapitala ni odraz vseh razpoložljivih informacij. To pa pomeni, da smo v primeru, ko vemo kot napovedovalec nekaj več kot drugi, v prednosti. Če torej vemo, da je v vrednosti določene kapitalске dobrine napovedljiva komponenta in jo znamo vsaj približno napovedati, imamo konkurenčno prednost. To prednost lahko izkoriščamo toliko časa, kot ga drugi potrebujejo, da pridejo do istih informacij. To je glavna prednost spretnega napovedovalca.

2.1 AKTIVNO/PASIVNO UPRAVLJANJE

V skladu s hipotezo o informacijsko učinkovitem trgu ni mogoče dolgoročno dosegati nadpovprečne donosnosti, saj konkurenca med investitorji povzroči spremembo cen do višine, ko je za tveganje prilagojena donosnost vseh delnic enaka. Tisti, ki ne verjamejo v močno učinkovitost trga in so sposobni hitreje in bolje kot drugi identificirati odstopanja tržne cene od notranje vrednosti, lahko dosegajo nadpovprečne donosnosti. Vendar pa povprečni rezultati vseh uporabnikov aktivnih strategij ne bodo boljši kot enostavna pasivna strategija »kupi in drži tržno premoženje« (Fama, 1995, str. 79).

Cilj pasivnega upravljanja (t.i. indeksacije) je oblikovati finančno premoženje, ki dosega enako donosnost kot izbrani indeks oziroma trg kapitala kot celota. S pasivnim investiranjem se investitorji izognejo stroškom analize vrednostnih papirjev in zmanjšajo transakcijske stroške (provizije borznih posrednikov), ker je potrebno sestavo premoženja zgolj občasno spreminjati in prilagajati sestavi trga. Poleg tega je v premoženje vključenih veliko različnih vrednostnih papirjev, kar zmanjšuje tveganje (Bodie et al., 2005, str. 310).

Aktivni investitorji, ki ne verjamejo v učinkovitost trga, in menijo, da je to mogoče izkoristiti, uporabljajo aktivne investicijske strategije. Pri tem gre za iskanje podcenjenih in precenjenih delnic in drugih finančnih instrumentov. Tako so podcenjene delnice primerne za nakup (angl. long), precenjene pa za prodajo (angl. short). Za odkrivanje podcenjenih in precenjenih delnic se uporabljajo različne metode, kot so temeljna, tehnična analiza, nevronske mreže, analiza časovnih vrst idr. V svoji nalogi pa skušam iznajti model, ki bi na podlagi določenih faktorjev, bil v pomoč pri aktivnem upravljanju, na daljši rok pa tudi pri pasivnem.

2.2 TRŽNE ANOMALIJE

Anomalije so empirični dokazi, ki niso konsistentni s teorijami o vrednotenju cen delnic. Razlagajo, da je trg neučinkovit, torej da obstajajo možnosti za doseganje nadpovprečnih donosov. Po tem ko so anomalije empirično dokumentirane, se dostikrat izkaže, da izginejo ali oslabijo. Tako ostaja odprto vprašanje, ali so možnosti za nadpovprečne donose obstajale le v preteklosti in so s tržnimi dogajanjem arbitražno izginile, ali pa so bile anomalije le statistična odstopanja, ki so pritegnila pozornost akademikov, trgovalcev in podjetij samih.

Empirično so bile na trgu kapitala ugotovljene različne anomalije, ki so lahko za napovedovalca zelo koristne. Študije kažejo, da so anomalije pogosto medsebojno povezane (Reinganum, 1997). Te anomalije lahko razdelimo na:

- koledarske anomalije (angl. calendar anomalies),
- anomalije, ki izhajajo iz teorije temeljne analize (angl. fundamental anomalies),
- psihološko oz. vedenjsko pojasnjene anomalije; to so anomalije, ki izhajajo iz teorije vedenjskih financ (angl. psychology and behavioral finance),
- cenovne balone,
- druge anomalije.

2.3 KOLEDARSKE ANOMALIJE

Obstajajo določena koledarska obdobja, ki prinesejo boljše donosnosti kot preostala obdobja v letu. Poznani primeri teh anomalij so: januarski učinek, učinek ponedeljka, učinek konca

tedna, učinek dneva v tednu, učinek znotraj dneva, učinek v času praznikov oziroma počitniški učinek in učinek prehoda med mesecema.

Za januarski učinek je značilno, da cene delnic dosegajo nadpovprečne rasti od meseca decembra do januarja, kar je v nasprotju s teorijo naključne cene. Učinek je moč razložiti s pomočjo prodaje delnic v decembru, zaradi davčnih razlogov, ki jih investitorji nato v januarju pokupijo nazaj. Konec leta tako vrednost delnic upade, investitorji ustvarijo kapitalske izgube ter se tako izognejo plačilu davkov. Januarja pa naj bi cene delnic ponovno narasle, saj se pojavi pozitiven pritisk nanje. Da obstajajo višji povprečni donosi v mesecu januarju v primerjavi z ostalimi meseci v letu, sta prva dokazala Rozzef in Kinney (1976). Njuna raziskava je pokazala, da so bili povprečni januarski donosi delnic na borzi v New Yorku¹ med leti 1904 in 1974 okoli 3,5 %, medtem ko so bili povprečni donosi ostalih mesecev okoli 0,5 % (Thaler, 1987, str. 199).

Učinek konca tedna in ponedeljkov učinek: French (1980) je analiziral dnevne delniške donose za obdobje od leta 1953 do leta 1977. Ugotovil je, da so se v povprečju najnižji donosi ali celo negativni donosi v tednu, pojavljali na ponedeljke. Ostale dni v tednu so bili donosi pozitivni. Pogosteje se pozitivni donosi beležijo v petek, zadnji dan trgovanja pred koncem tedna.

Učinek prehoda med mesecema: donosi delnic so nadpovprečno višji na prehodu meseca, navadno zadnje dni meseca in prve dni naslednjega meseca. Učinek je dokazan na japonskem kapitalskem trgu, saj naj bi se višji donosi ustvarjali zadnjih pet dni v tekočem mesecu ter prva dva dneva naslednjega meseca (Russel, Torbey, 2002).

2.4 TEMELJNE ANOMALIJE

Študije, ki se ukvarjajo z anomalijami na tem področju, zaključujejo, da večina investitorjev pri oblikovanju pričakovanj preceni rast dobička hitro rastočih družb in podceni rast dobička družb z ustaljenim poslovanjem. Investitorji v povprečju podcenjujejo vrednost delnic družb s trdnimi ekonomskimi temelji (Sharpe et al., 1993, str. 27). Investitorji izbirajo delnice s pomočjo številnih kazalcev oziroma pravil. Najbolj pogosto uporabljeni kazalniki so (za podcenjene delnice):

- visoka dividendna donosnost (angl. dividend yield), t.j. razmerje med dividendo na delnico in tečajem,
- nizko razmerje med tečajem in knjigovodsko vrednostjo delnice (T/K, angl. price to book value ratio – P/B),

¹ NYSE, New York Stock Exchange.

- nizko razmerje med tečajem in prihodki od prodaje na delnico (T/P, angl. price to sales ratio – P/S),
- nizko razmerje med tečajem in dobičkom na delnico (T/D, angl. price to earnings ratio – P/E),
- pozabljene oziroma zapostavljene delnice (angl. neglected stock).

Študijo, ki potrjuje uspešnost strategije, ki temelji na izbiri delnic na podlagi nizkega razmerja T/K, sta objavila Fama in French (1992, str. 430). V obdobju med letom 1963 in 1990 je povprečna letna donosnost razreda delnic z najnižjim razmerjem T/K v povprečju znašala 21,4 %, medtem ko je povprečna letna donosnost razreda delnic z najvišjim razmerjem znašala 8 %. Zaključek je bil, da je za izbrane delnice značilno poleg nadpovprečne donosnosti tudi večje tveganje.

2.5 PSIHOLOŠKE OZ. VEDENJSKE ANOMALIJE

Večina teorije na področju ekonomije in financ temelji na predpostavki, da se ekonomski subjekti vedejo racionalno. Pri sprejemanju odločitev upoštevajo vse razpoložljive informacije. Za racionalne ekonomske subjekte se je v teoriji uveljavil izraz »homo economicus«. V nasprotju s teoretično predpostavko racionalnega sprejemanja odločitev so številne študije odkrile, da se investitorji pogosto ne odločajo racionalno in da se pojavlja neracionalno obnašanje ter napake pri presojanju.

Področje, ki se ukvarja s pojasnjevanjem, kako čustva in zavedne napake (angl. cognitive errors) vplivajo na investitorje in njihovo sprejemanje odločitev so t.i. vedenjske finance (angl. behavioral finance). Psihologija in družbene vede lahko pomagajo pri razumevanju učinkovitosti ali neučinkovitosti finančnega trga, ki se kaže v obliki anomalij. Med pogoste primere neracionalnega obnašanja sodijo (Schiller, 1998, 2002, 2005):

- pretirana samozavest (angl. irrational overconfidence): nadpovprečni delniški donosi so posledica neracionalnega zaupanja v ekonomske potencialne podjetij, za katere se pričakuje nadpovprečna rast dobička. Investitorje lastništvo delnic omenjenih družb navdaja z zadovoljstvom in ponosom. Tovrste anomalije, povzročene s strani investitorjev so dosledne in predvidljive, kar pomeni, da jih je mogoče izrabiti za ustvarjanje nadpovprečnih donosov;
- pretiravanje (angl. over-, underreaction): investitorji dajejo prekomerno težo nedavnim dogodkom, izkušnjam in trendom ter jih aplicirajo v prihodnosti, kar je na daljši rok v nasprotju s statistično verjetnostjo. Postanejo preveč optimistični, ko tečaji delnic rastejo, in pesimistični, ko upadajo (Shiller, 1998). Visok odstotek optimističnih ali pesimističnih investitorjev je pogosto znak, da se utegne zgoditi ravno nasprotno;

- neracionalnost zaradi čustvenega razpoloženja, morale, mode, govoric: delničarji – navijači kupujejo delnice nogometnih klubov, drugi prodajajo delnice »neetičnih« naftnih družb, spet tretji ne vlagajo v Rusijo, ZDA, Kitajsko zaradi Čečenije, Kosova, Tibeta itd. Obstajajo pa tudi taki, ki določene delnice kupijo le zato, ker so to storili »že vsi« in želijo sodelovati v družbenih pogovorih;
- nepriznavanje napak: vsi ljudje delamo napake. To drži tudi za upravljalce premoženja ali managerje v podjetjih. Posledica slabe naložbe je strah pred priznavanjem napak in zato te naložbe pogosto predolgo ostajajo v premoženjskih portfeljih;
- hazarderska zmeta: delničarji so podobni igralcem na srečo. Verjamejo, da se nek dogodek ne bo ponovil samo zato, ker se je zgodil pred kratkim;
- teorija izgledov (angl. prospect theory): investitorji v nasprotju s teorijo koristnosti (angl. utility theory) pripisujejo različno težo dobičku in izgubi. Tversky in Kahneman ugotavljata, da se investitorji bolj bojijo morebitnih izgub, kot veselijo ekvivalentnih dobičkov. Nezadovoljstvo investitorjev zaradi izgube ene denarne enote je v povprečju dvakrat večje od zadovoljstva ob dobičku ene enote. Posamezniki večinoma spremenijo pogled na dogodek glede na to, ali je predstavljen s stališča izgube ali dobička. Pripravljeni so sprejeti večje tveganje, da bi se izognili izgubi, kot da bi realizirali dobiček. V primeru gotovega dobička je večina investitorjev nenaklonjena tveganju, medtem ko je v primeru gotove izgube naklonjena tveganju (Tversky, Kahneman, 1986, str. 252);
- strah pred obžalovanjem (angl. fear of regret): investitorji čutijo nezadovoljstvo in žalost, ko sprejmejo napačno investicijsko odločitev. Ko se odločajo o prodaji delnic, so pod emocionalnim vplivom tega, ali so jih kupili po vrednosti nad ali pod trenutnim tečajem. Investitorji razvijejo odpor do realizacije izgube, da bi se izognili spoznanju, da so sprejeli napačno odločitev. Z enakim namenom sledijo množici in konvencionalnemu mišljenju. Lažje se odločajo za nakup t.i. popularnih delnic, ker lažje opravičijo morebitno izgubo, če vedo, da je delnice kupoval in cenil širši krog ljudi. Na drugi strani je izgubo zaradi nakupa delnic družbe, ki ne uživa enakega ugleda, težje opravičiti.

2.6 CENOVNI BALONI

Leta 1929 je veliko pozornost javnosti pritegnil zlom tečajev delnic na newyorški borzi. Čeprav se je v zgodovinske knjige pod imenom »črni četrtek« (angl. black thursday) vpisal 24. oktober 1929, ko se je borzni zlom razvnel, so tečaji začeli drseti že dobra dva meseca prej. Borzne balone spremljajo značilnosti, kot so gospodarska rast, skokovita rast podjetniških dobičkov, skok investicij v opremo in druga osnovna sredstva, razvoj in uporaba

nove tehnologije, nadpovprečna rast količine denarja v obtoku, rast absolutnega zadolževanja pravnih in fizičnih oseb, nakupi delnic z zadolževanjem, nerealna pričakovanja o vzdržnosti gospodarskega razmaha itd.

Anomalije v obliki borznih balonov se pojavljajo pogosteje, kot bi lahko sodili v skladu s hipotezo učinkovitega trga kapitala, ki predpostavlja normalno distribucijo delniških donosov. Poleg tega se udeleženci na kapitalskem trgu ne obnašajo vedno racionalno, temveč obstajajo obdobja, ko se pojavijo izrazite manije. Tudi na srednji in dolgi rok se oblikujejo t.i. trendi, ki vodijo v velik upad vrednosti premoženja investitorja, ki zasleduje t.i. strategijo »kupi in drži«.

2.7 DRUGE ANOMALIJE

Poleg anomalij, ki jih lahko razvrstimo v smiselno zaključene skupine, so študije razkrile tudi druge anomalije. Med te sodijo:

- spremljanje javnih objav transakcij oseb, ki imajo dostop do notranjih informacij (angl. insider transactions): obstaja povezava med nakupi delnic s strani članov uprav, nadzornih svetov in oseb, ki imajo dostop do notranjih informacij o podjetju, in rastjo tečajev delnic. Nakup delnic s strani oseb, ki imajo dostop do notranjih informacij, velja kot morebitni pokazatelj podcenjenosti delnic;
- učinek malih firm oziroma učinek velikosti (angl. small firm size effect): gre za lastnost delnic družb z relativno majhno tržno kapitalizacijo, da prinašajo investitorjem nadpovprečne donose. Med prve, ki so statistično dokumentirali učinek malih firm, sodi R.W. Banz. Ta je ameriške javne delniške družbe razdelil v kvantile, in sicer glede na velikost tržne kapitalizacije (Banz, 1981). Ugotovil je, da so bili v obdobju med letoma 1926 in 1980 donosi delnic družb, ki so bile uvrščene v spodnji kvantil, višji od povprečja in donosov delnic družb iz ostalih kvantilov. Seveda je tudi tveganje ustrezno večje;
- učinki javnih objav (angl. announcement based effects): delniški tečaji imajo lastnost, da se po objavi novice o poslovanju, ki pozitivno ali negativno preseneti večino investitorjev, še dalj časa gibljejo v smer, ki jo je določila objava. Ena od razlag je ta, da investitorji, ki sprva podcenjujejo poslovanje družb, kasneje, ko se ob objavi izkaže za boljše od pričakovanj, precenijo poslovanje in se zato odzovejo preveč optimistično (angl. overreaction);
- prve javne ponudbe delnic (angl. initial public offerings – IPO), nove izdaje delnic (angl. equity offerings) in umiki delnic oziroma nakupi lastnih delnic (angl. stock buybacks): študije kažejo, da delnice družb po uspešno izvedeni prvi javni ponudbi

zaostajajo za tržnim povprečjem (Dharan, Ikenberry, 1995, str. 1560). Enako velja za nadaljnje izdaje delnic. Delnice družb, ki nastanejo z združitvijo, zaostajajo za rastjo tržnega povprečja, medtem ko delnice prevzemnikov, ki izvedejo prevzeme s ponudbo za prevzem v denarju (angl. cash tender offer), beležijo nadpovprečne donose (Loughran, Ritter, 2002, str. 440). Odkupi oziroma umiki lastnih delnic imajo nasprotno učinke. Tečaj delnic v letih, ki sledijo odkupu, beleži nadpovprečne donose (Ikenberry et al., 1995, str. 181).

3 DELNICE IN CENE DELNIC

Cilj naložbe na trgu delnic (vrednostnih papirjev) je doseganje donosa v obliki kapitalskega dobička, dividend ali obresti. Zaporedje odločitev, ki spremljajo proces investiranja, lahko v splošnem razdelimo na dva dela: upravljanje premoženja ter analiza vrednostnih papirjev. Upravljanje premoženja se nanaša na izbiro vrednostnih papirjev, ki naj se vključijo v finančno premoženje in se deli na pasivno in aktivno upravljanje. Ne glede na vrsto upravljanja je za nadpovprečen donos bistven izbor pravih vrednostnih papirjev.

3.1 DELNICA KOT INVESTICIJA

Nakup vrednostnega papirja ekonomsko lahko vidimo kot investicijo. Kupimo/prodamo jo za določeno obdobje, za katerega pričakujemo donose. Tveganje pri posameznih oblikah vrednostnih papirjev je različno. Najbolj tvegane so naložbe v izvedene finančne instrumente, sledijo delnice, najmanj pa v državne obveznice, saj predstavljajo terjatev do države. Tudi življenjska doba investicije se razlikuje od vrste vrednostnega papirja. Pri delnicah je ta enaka življenjski dobi družbe v primeru, da delnice ne prodamo/kupimo, pri obveznicah pa do dospelja. Pri obveznicah predstavljajo donos anuitetne obresti ter glavnica ob dospelju, pri delnicah pa dividende. Če vrednostne papirje prodamo pred dospeljem nam razlika med prodajno in nabavno ceno daje določen donos ali izgubo. Da bi se lahko kar najbolj racionalno odločili za investicije v vrednostne papirje, bi morali poznati obrestne mere, njihove cene in dividende v prihodnosti. Pri tem si pomagamo s sistemi za napovedovanje, s katerimi poskušamo napovedati cene vrednostnih papirjev in s tem pretehtati uspešnost investicije.

3.2 CENE DELNIC

Ugotovitev, ki temelji na podlagi zgodovinskih podatkov iz delniških trgov je, da ima empirična distribucija delniških donosov (angl. distribution of stock prices) višji vrh in širše krake kot normalna distribucija. Gre za pojav, ki se imenuje leptokurtosa (angl. leptocurtosis). Statistično to pomeni, da je zelo verjetno, da varianca ni končna. Posledica je, da ni mogoče

zanesljivo oceniti tveganja s standardnim odklonom. Iz tega sledi, da CAPM model in drugi modeli, ki so se razvili iz njega oziroma na njem temeljijo, pomanjkljivo modelirajo trg kapitala. Njihova glavna pomanjkljivost je, da niso sposobni vračunati ekstremne dogodke, kot so borzni zlomi in vztrajni negativni trendi (angl. persistent bear markets).

Vsak investitor upošteva pri odločanju o nakupu/prodaji delnice različne dejavnike. Za cene delnic so ključne informacije o zaposlenosti, gospodarski rasti, proizvodnji, političnih dogodkih itd. Dejavnike lahko v grobem razvrstimo v tri kategorije (Schaeffer, Johnson, 2007): temeljni (osnovni ali fundamentalni) dejavniki, tehnični dejavniki in tržno razpoloženje.

3.2.1 TEMELJNI DEJAVNIKI

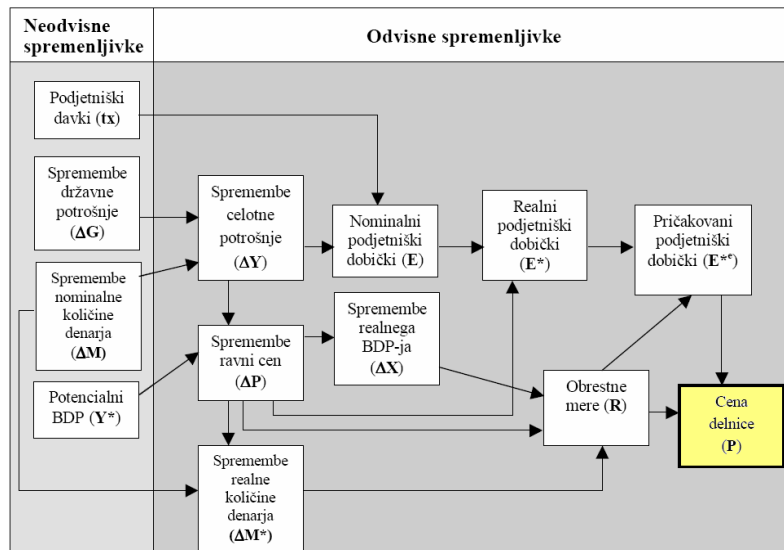
Za vrednotenje tečajev delnic, ki so pod vplivom temeljnih dejavnikov, se v ekonomiji uporablja analiza temeljnih dejavnikov, ki preučuje, ali tržni tečaj delnice v določenem trenutku ustreza njeni notranji vrednosti. S temeljno analizo lahko poskušamo ugotoviti ali je trenutna vrednost določene delnice precenjena ali podcenjena. Med kazalnike temeljne analize uvrščamo med drugim tudi makroekonomske kazalnike kot so stopnja inflacije, rast bruto domačega proizvoda, višina obrestnih mer, devizni tečaj in stopnja nezaposlenosti.

Analiza podjetja je namenjena oceni poslovanja podjetja v preteklosti. Najpomembnejši dejavnik iz skupine dejavnikov podjetja je dobiček podjetja in dividende, saj dolgoročno podjetja ne morejo preživeti brez njega. Vendar med dejavnike podjetja uvrščamo mnogo več dejavnikov kot zgolj dobiček.

Praviloma so temeljni podatki od trenutka, ko so znani, že vračunani v tečaj delnice in na tečaj večinoma ne vplivajo več (Jerovšek, 1991, str. 113). Najpomembnejše skupine temeljnih dejavnikov so: gospodarski ter politični dejavniki, dejavniki podjetja in ostali dejavniki.

Model, ki je v pomoč pri razumevanju temeljnih dejavnikov, ki določajo cene delnic, je Keranov model (Keran, 1971, str. 27). Model prikazuje posreden vpliv neodvisnih ekonomskih spremenljivk (preko odvisnih spremenljivk) na pričakovane podjetniške dobičke in obrestne mere, na podlagi katerih se oblikujejo cene delnic. Neodvisne spremenljivke so potencialni BDP gospodarstva (Y^*), podjetniški davki (tx), spremembe državne potrošnje (ΔG) in spremembe nominalne količine denarja (ΔM). Vpliv neodvisnih spremenljivk na oblikovanje cen delnic poteka v dveh smereh:

Slika 1: Keranov model oblikovanja cen delnic



Vir: Keran, 1971, str. 27.

Sprememba državne potrošnje (ΔG) in nominalne količine denarja v obtoku (ΔM) vplivata na celotno potrošnjo gospodarstva (Y). Celotna potrošnja gospodarstva skupaj s podjetniškimi davki (tx) določa nominalni dobiček podjetij (E), ki skupaj s spremembo ravni cen (ΔP), določa realne podjetniške dobičke (E^*). Pričakovani podjetniški dobički (E^{*e}), ki vplivajo na ceno delnice (P), se oblikujejo v odvisnosti od realnih podjetniških dobičkov in obrestnih mer (R). Celotno potrošnjo gospodarstva (Y) skupaj s potencialnim BDP gospodarstva (Y^*) in preteklimi spremembami ravni cen določa tekoče spremembe cen (P). Spremembi celotne potrošnje (Y) in tekoče ravni cen (P) določajo sedanje spremembe realnega bruto domačega proizvoda (X). Na podlagi sprememb realnega bruto domačega proizvoda (X) in celotne potrošnje (P) se oblikujejo pričakovanja o stopnji inflacije in realni rasti, ki so osnova za določitev obrestnih mer (R). Na podlagi obrestnih mer investitorji določajo zahtevane donosnosti delnic, ki vplivajo na oblikovanje cen delnic (P).

Cena delnice je funkcija pričakovanih podjetniških dobičkov in obrestnih mer. Vplive pričakovanih podjetniških dobičkov in obrestnih mer povežemo s ceno delnice z modelom za vrednotenje posameznega tveganega vrednostnega papirja (tak vrednostni papir je tudi navadna delnica). Cena delnice je po modelu funkcija pričakovanih denarnih tokov imetniku vrednostnega papirja, ki so ob predpostavki vrednostnega papirja brez dospelja enaki pričakovani vrednosti dividend. Drug dejavnik, ki vpliva na oblikovanje cene delnice, je zahtevana donosnost, ki jo investitorji oblikujejo na podlagi obrestnih mer.

$$P_0 = \sum_{i=1}^n \frac{E(Div_i)}{(1 + E(r_i))^2} \quad (1)$$

P_0 = sedanja vrednost delnice (cena)

$E(Div_i)$ = pričakovane vrednosti dividend

$E(r_i)$ = zahtevana donosnost

Ko govorimo o donosu delnic, imamo v mislih dva načina realiziranja donosov. Prvi je nakup poceni delnice, ki jo kasneje prodamo dražje (angl. long position). Drugi je prodaja delnic na kratko (angl. short position), ko si špekulant sposodi delnice in jih proda, ker pričakuje, da jih bo kasneje kupil po nižji ceni, vrnil lastniku in ustvaril dobiček v višini razlike med prodajno in nakupno ceno.

3.2.2 TEHNIČNI DEJAVNIKI

Analiza tehničnih dejavnikov se osredotoča na iskanje vzorcev v spreminjanju cen delnic. Temelji na proučevanju preteklega gibanja cen delnic, s pomočjo katerega skuša napovedati prihodnje tečaje delnic. Tehnična analiza vsebuje več predpostavk. Prva predpostavka označuje, da gibanje cen delnic ponavadi ni naključno, ampak se cene gibljejo v trendih. Zato je cilj tehnične analize prepoznavanje trendov, s katerim je možno najti primeren trenutek za nakup oziroma prodajo delnic ter ustvariti dobiček. Druga predpostavka tehnične analize je, da so vsi dejavniki, ki vplivajo na cene delnic, že vsebovani v cenah. Pri tehnični analizi cene delnic niso edini vir informacij.

3.2.3 TRŽNO RAZPOLOŽENJE

Tržno razpoloženje je element vedenjskih financ. Novejše raziskave vse bolj poudarjajo psihologijo vlagateljev in trga. Gibanje tečajev pogosto ni enako logiki fundamentalnih kazalcev in trendov, torej mora biti tukaj še dodaten dejavnik – faktor razpoloženja. Tržno razpoloženje se odraža v psihologiji investorjev in predstavlja subjektiven dejavnik, ki vpliva na spremembe cen delnic. Največkrat je investorjevo sentimentalnost nemogoče predvideti, saj je faktor razpoloženja produkt širokega spektra dejavnikov. Težko je reči, kakšno razpoloženje nastaja na trgu, saj o pesimizmu ali optimizmu odločajo različni dejavniki: zgodovinski, politični, gospodarski ali na primer zaupanje ali nezaupanje v finančno politiko.

Tržno razpoloženje je odraz vlagateljevih čustev, občutij, pričakovanj in psihologije, ki se oblikujejo pod vplivom različnih novic, posredovanih s strani poslovnih medijev, podjetij samih (npr. letna poročila), neodvisnih svetovalcev, interneta itd. Primer spremembe cene je, ko neodvisni svetovalci (npr. Motley Fool) napovedujejo obnašanje cen delnic in priporočijo nakup delnic, takrat navadno tečaji delnic narastejo. Dejstvo je, da imajo pričakovanja investorjev ključno vlogo pri vrednotenju cene delnice podjetja.

4 NAPOVEDOVANJE

Ljudje so že od nekdaj poskušali napovedovati prihodnje dogodke. V daljni preteklosti so to funkcijo opravljali različni jasnovidci/prerokovalci, danes pa si pomagamo z bolj znanstvenimi metodami, kot je ekonometrična analiza. Z razvojem računalniške tehnologije so se v zadnjih desetletjih razvile tudi novejša, bolj kompleksna ter natančna metode napovedovanja. Kompleksni sistemi za napovedovanje so z množično uporabo računalnikov postali vsakdanjik.

Razvoj novih tehnik za napovedovanje pa še zdaleč ni končen, ampak se neprestano dopolnjuje ter razvija in prilagaja vedno močnejšim orodjem, ki jih pri tem uporabljajo. Največ pozornosti pri razvoju novih tehnik napovedovanja se posveča napaki napovedi, ki je neizogibna in vedno prisotna. Nerealno je pričakovati prihodnje napovedi z absolutno natančnostjo. Zato je glavni cilj, ki ga zasleduje razvoj, manjšanje napake napovedi. Vseeno se poraja vprašanje, zakaj bi se sploh trudili z razvijanjem kompleksnih sistemov za napovedovanje, če pa vnaprej vemo, da ne bodo nikdar znali natančno napovedati prihodnosti.

Vsak ekonomski subjekt je prisiljen k sprejemanju odločitev glede prihodnosti. V negotovem in spremenljivem okolju, so odločitve, ki temeljijo na znanju in so podprte s prepričljivimi argumenti, bolj zaželeni, kot pa preprosto intuitivno ugibanje. Ob enem je težko trditi, da so odločitve, sprejete zgolj na podlagi intuicije, slabe. Velikokrat so se že izkazale kot najboljše v določenih primerih. Zato so modeli za napovedovanje, ki jih bom predstavil, mišljeni zgolj kot podpora odločitvam investicijskim družbam, družbam za upravljanje ter individualnim »traderjem«, ki se v praksi bolj naslanjajo na izkušnje, v modelih pa dobijo ustrezno podporo oz. potrditev za svoje odločitve. Nobena analiza ne more z gotovostjo napovedati, kaj se bo zgodilo v prihodnosti (Pring, 2002, str. 2), lahko le usmerja naše odločitve.

4.1 PREGLED LITERATURE O NAPOVEDOVANJU

Hellstrom (2001) trdi, da je napovedovanje obnašanja nekega pojava na podlagi preteklih podatkov nemogoče, če imamo opravka s časovno vrsto podatkov, ki se obnaša po načelu naključnega hoda. V takem primeru vsakršen algoritem za predvidevanje predznaka spremembe v časovni vrsti na daljši rok doseže 50-odstotno stopnjo zadetka. V primeru napovedovanja delnic, ko imamo opravka s časovnimi vrstami, ki se spreminjajo »skoraj« povsem naključno, so stopnje natančnosti predvidevanja predznaka spremembe v višini 54 % označene kot uspešne.

Šmigič (2006) v magistrskem delu ugotavlja, da je s pomočjo rangiranja delnic in uporabo strojnega učenja dejansko možno napovedati, katere delnice bodo v prihodnosti donosne. Šmigič uporablja za napovedovanje nevronske mreže in poskuša z uporabo določenega algoritma za napovedovanje ranga delnic v skupini izbranih delnic čim bolj napovedovati

gibanje cen delnic. Rezultat stopnje natančnosti predvidevanja predznaka spremembe v višini 58 %, dosežen v daljšem roku, pove, da napovedovalec ni prepuščen le ugibanju; dejansko lahko predvidi »precej« več kot 50 % pozitivnih premikov v časovni vrsti. Rezultat podaja za razvite in učinkovite trge, torej so premiki v časovnih vrstah gibanja cen delnic zelo blizu petdeset odstotni porazdelitvi med padci in dvigi cen, kjer lahko rezultate v stopnji natančnosti predvidevanja predznaka spremembe nad 54 %, ob dokaj veliki likvidnosti, štejemo za uspešne. Pri preizkusu testiranih metod strojnega učenja pri napovedovanju ranga delnice ugotavlja, da se najboljše obnesejo nevronske mreže, saj jim uspe doseči najvišji končni donos po določenem številu nakupov. Napovedovanje z nevronskimi mrežami primerja s tehnično analizo ter analizo s časovnimi vrstami.

Lukič (2003) v diplomskem delu napoveduje z uporabo nevronskih mrež, saj meni, da je uporaba nevronskih mrež bolj enostavna in posledično tudi hitrejša v primerjavi z ostalimi bolj kompleksnimi statističnimi metodami. Ugotavlja, da je časovna vrsta delnice kompleksen sistem, zato postane kompleksen tudi sistem nevronskih mrež pri napovedovanju. V svojem delu dokazuje, da se je nevronska mreža res sposobna naučiti nekaterih zakonitosti in na podlagi nabranega znanja napovedati vrednosti v prihodnje. Hkrati ugotavlja, da so bili podatki premalo obsežni, da bi vsebovali celoten ekonomski cikel. To je zagotovo vplivalo na rezultate napovedi, predvsem na tiste za daljše obdobje, saj nevronska mreža ni znala dobro predvidevati cikličnih nihanj. Dodatna slabost raziskave Lukiča je, da je uporabil podatke iz slovenskega borznega trga, ki je dokaj neučinkovit, saj že malo večji nakup lahko povzroči neravnovesja na trgu. Na koncu povzema, da so sistemi za napovedovanje na osnovi nevronskih mrež učinkoviti pri opravljanju svoje funkcije, ki pa je nuditi dodatne informacije kot podpora pri odločanju. Zaradi enostavnosti in hitrosti uporabe se bodo v prihodnosti prav gotovo uveljavili vsaj na določenih področjih.

Guo in Savickas (2006) ugotavljata, da je možno napovedovati donose delnic na podlagi variance. Analizirata donose delnic od 1927 do 2005 in trdita, da moč napovedovanja izvira iz povezave med sistematičnim tveganjem, merjenim s CAPM (angl. capital asset pricing model), in idiocinkratično varianco (IV). Podjetja, ki so imela visoko IV, so imela nižje donose v prihodnosti. Njune ugotovitve in model ostajajo čvrste tudi ob preverjanju raznih testov vzdržljivosti.

Söderlind (2007) analizira napovedovanje donosov delnic, in sicer primerja tradicionalne modele donosov delnic s študijo Livingston.² Ugotavlja, da tradicionalni modeli podajo boljše napovedi, ker so modeli iz študije Livingston preveč občutljivi na irelevantne informacije, predvsem na informacije o delnicah v bližnji preteklost. Dodaja, da je možno napovedovati le, če pri modelu postavimo določene omejitve pri izbiri spremenljivk napovedovanja.

² Študijo Livingston (angl. Livingston survey) je prvič naredil Joseph Livingston leta 1946 in od tedaj velja za eno najstarejši študij na področju pričakovanja ekonomistov. Povzema napovedi ekonomistov na področju industrije, države, bančništva ter akademske sfere. Od leta 1990 je študija Livingston pod okriljem Federal Reserve bank of Philadelphia, izhaja pa dvakrat letno (junij in december).

Döpke, Hartmann in Pierdzioch (2006) analizirajo cene delnic nemških borz v povezavi z makroekonomskimi spremenljivkami v obdobju 1994–2005 in ugotavljajo, da makroekonomske spremenljivke minimalno prispevajo k razlagi »ex ante« donosov delnic. Dodatna ugotovitev je, da je za napovedovalca najbolj pomembna izbira makroekonomskih spremenljivk za napovedovanje, saj lahko pripeljejo do popolnoma različnih rezultatov.

Deistler in Hamann (2004) v svojem članku uporabljata faktorski model za napovedovanje donosov, kar kasneje Eva Hamann podrobneje analizira v svoji doktorski dizertaciji z naslovom Multivariatno modeliranje časovnih vrst v financah. Avtorja analizirata donose delnic evropskih bank, ki so del indeksa STOXX50E. Uporabljata tri vrste modelov, in sicer PCA model (kvazi-statičen model z osnovnimi komponentami, angl. quasi static principal components model), IN model (je nadgradnja prejšnjega modela, le da vključuje idiosinkratičen šum, angl. quasi static factor model with idiosyncratic noise) in RR model (angl. reduced rank regression model). V svojem delu primerjata omenjene modele s t.i. uspešnostjo zadetka napovedi (angl. hitrate) in dobijo najboljše rezultate za RR model, ki pri nekaterih delnicah doseže tudi rezultate nad 60 % »hitrate-om« pri statistično značilnih vrednostih. Ocenjujejo, da je bila pri analizi najbolj pomembna izbira podatkov (angl. input) za formiranje faktorjev ter sama specifikacija dinamike.

Najnovejše empirične in raziskovalne novosti na področju napovedovanja predstavlja v svoji knjigi Satchell (2007), kjer so poleg njegovih člankov, objavljeni tudi članki drugih avtorjev. Knjiga pokriva celotno področje napovedovanja, od povezave z učinkovitostjo trga, konstrukcije portfelja, napovedovanja donosov delnic, opcij, horizontov napovedi, do tveganosti zaradi likvidnosti, Black-Littermanovega modela itd. V grobem bi lahko povzel vsebino nekaterih člankov v knjigi v nekaj alinejah:

- raziskava Fame (1970) je trdila, da je za napovedovanje cen delnic najbolj ustrezen model prostega hoda (angl. random walk), vendar se je to empirično bistveno spremenilo v zadnjih 20 letih in zato obstajajo danes novi, boljši modeli za napovedovanje;
- možnost za napovedovanje se pojavlja zaradi neučinkovitosti trga, predvsem je to posledica stroškov trgovanja, davkov, informacijskih stroškov ter anomalij, ki jih povzročajo vlagatelji zaradi neracionalnega obnašanja na finančnem trgu;
- obrestne mere, terminske pogodbe in fundamentalni makroekonomski dejavniki imajo lahko napovedno moč ob uporabi pravih statističnih metod obdelave podatkov v kontekstu srednje-močne ali šibke informacijske učinkovitosti trga;
- realistične napovedi združujejo informacije iz različnih virov. Ne obstaja nek enoten način napovedovanja, ki bi ga v praksi uporabljala podjetja za analizo pri izbiri delnic

in trgovanju; dobri modeli napovedovanja so kompleksni, dostikrat multivariatni ali multimodalni;

- proces modeliranja napovedi cen delnic je konstantno spreminjajoči se proces, ki sledi »premikajoči se tarči«; v katerem koli trenutku bodo različni investitorji izbrali druge delnice z drugimi tehnikami, ki bodo racionalne za posameznega investitorja, posledično pa se bodo zavarovali pred tveganjem (angl. hedge), ki nastaja pri ne-izbiri drugih tehnik napovedovanja;
- optimalna naložba v delnico bo temeljila na pravilnem investicijskem procesu in ne zgolj na posameznem modelu napovedovanja; glavna prednost dobrih napovedovalcev je fleksibilnost pri formiranju modelov, preprostost, čvrstost pri šumih v podatkih ter intuitivni odziv na komunikacijo in dojetje objavljenih informacij ter rezultatov;
- najbolj popularna in učinkovita orodja za napovedovanje so: točkovne tabele (angl. scorecard), modeli ravnotežij (angl. equilibrium model), faktorski modeli (angl. factor model), modeli scenarijev (angl. scenario model), Bayesijski modeli posodobitve (angl. Bayesian updating model) in modeli relativne vrednosti (angl. relative value model);
- iz modelov napovedovanja nikoli ne bo možno v celoti izločiti negotovost, možno pa bo ustvariti orodja, ki bodo nadzirala negotovost, kar se da učinkovito.

Forni et al. (2000) so formirali splošni dinamični faktorski model za napovedovanje makroekonomskih spremenljivk v Evropski uniji. V svoji analizi uporabljajo faktorski model, saj se je po njihovem mnenju izkazal kot uspešen pri napovedovanju raznih makroekonomskih spremenljivk (na podlagi raziskave Stock, Watson 2002). Stock in Watson napovedujeta inflacijo in industrijsko proizvodnjo v ZDA in generirata kar nekaj modelov, ki dajo boljše napovedi kot tradicionalni modeli. Za razliko od študije Stocka in Watsona v svoji študiji Forni et al. uporabljajo tak faktorski model za napovedovanje, ki omogoča prepoznavanje avtoregresivne dinamike in uvajanje idiosinkratične komponente (angl. idiosyncratic component). Ugotavljajo, da so idiosinkratične komponente med seboj odvisne, zato napovedovanje ni možno na podlagi tradicionalnih metod. Zato uporabijo faktorski model, ki omogoča praktično neomejenost v smislu množičnosti uporabe podatkov v analizi, vendar to pomeni tudi dodatne predpostavke pri izgradnji modela in heterogenosti izbranih podatkov.

Campbell in Thompson (2007) v svoji študiji pokažeta, da obstaja kar nekaj napovedovalnih modelov na podlagi regresije, ki dosejajo boljše donose kot povprečen donos v preteklosti. Navajata, da lahko najboljše napovedi dobimo, če odstranimo potrebo po napovedovanju povprečja kratkoročnega vzorca volatilnih donosov. Na splošno navajata kar nekaj dejavnikov, ki naj bi kazali povezavo z donosi delnic in so ključni pri napovedovanju. Med

drugimi so to kvocienti vrednotenja trga, kratkoročne ter dolgoročne obrestne mere, vzorci korporacijskih financ, vrednotenje delnic različnih industrij, stopnja potrošništva v povezavi z bogastvom itd.

4.2 TEHNIKE NAPOVEDOVANJA

Ko izbiramo tehniko napovedovanja, moramo najprej določiti, za koliko časa vnaprej želimo napovedovati, kako natančno oceno želimo dobiti ter v kolikšni meri bomo upoštevali naš intuitivni faktor presoje. Rezultat nam mora dati odgovor v takšni obliki, da bomo lahko sprejeli primerno odločitev. Pri napovedovanju borznih donosov me tako zanima, v katero smer bo šla delnica/indeks (dvig/padec cene), intenziteta spremembe ter v kolikšnem času lahko pričakujem to spremembo. Bistvo napovedovanja ni izvajanje kompleksnih matematičnih operacij in manipulacija s podatki, ampak samo pridobivanje ustrezne informacije, ki nam omogoči sprejetje pravilne odločitve. Pri vsem pa mora napovedovalec paziti tudi na to, da so koristi, ki jih prinese napoved, večje kot stroški, nastali zaradi procesa analiziranja in napovedovanja. Kompleksna matematična orodja so z naprednimi statističnim funkcijami bistveno olajšala in pocenila proces ocenjevanja, posledično pa je prišlo tudi do povečanja uporabe programskih orodij.

Katere tehnike napovedovanja so nam na voljo, ko smo prisiljeni v sprejemanje odločitev o prihodnjih dogodkih? Prva delitev, ki bi jo lahko naredili, je delitev po času, za katerega napovedujemo. Poznamo dolgoročne in kratkoročne napovedi. Kratkoročne napovedi se nanašajo bolj na bližnjo prihodnost in se bolj uporabne pri operativnih odločitvah, dnevnem trgovanju ali trgovanju s pozicijo na krajše časovno obdobje, med tem ko se dolgoročne nanašajo na dolgo obdobje in so bolj uporabne pri strateških odločitvah dolgoročnega aspekta. V nalogi se ukvarjam s kratkoročnimi napovedmi borznih donosov.

Glede na nivo podrobnosti lahko napovedi delimo na makro-napovedi, ki so splošne, ter mikro-napovedi, ki napovedujejo zelo ozko definiran pojav (Hanke, Reitsch, 1995, str.4). Splošna napoved je recimo ocena gospodarske klime v nekem letu, ozka napoved pa je napoved povpraševanja posameznega podjetja.

Najbolj pogosta delitev napovedi je na kvalitativne in kvantitativne napovedi. Praksa je pokazala, da dobimo najboljše rezultate, ko združimo obe vrste napovedi. Pri kvalitativnih napovedih gre zgolj za presojo napovedovalca. Presoja napovedovalca je rezultat izkušenj, znanja in intuicije. Je nekakšna mentalna interpretacija in manipulacija s podatki, ki so v danem trenutku na voljo napovedovalcu. Tipičen primer je tehnična analiza za napovedovanje borznih donosov. Pri kvantitativnih napovedih pa je osebna presoja nepomembna. Gre izključno za matematično manipulacijo z danimi podatki. Kvantitativne tehnike delimo na statistične in deterministične (Hanke, Reitsch, 1995, str. 97).

Statistične tehnike se osredotočajo na vzorce, spremembe vzorcev in odstopanja zaradi neznanih vplivov. Pri statističnih tehnikah zasledimo dva različna pristopa. Prvi vrednosti podatkov razdeli na komponente, ki sestavljajo samo vrednost (npr. trend, sezonska nihanja, cikličnost). Drugi, ne deli vrednosti podatka na različne komponente, temveč ravno nasprotno. V zvezi s tem drugim pristopom največkrat povezuje ekonometrične modele za obravnavo časovnih vrst, torej podatkov, ki so vzeti po natančno določenem časovnem intervalu (npr. minutni, urni, dnevni, tedenski). Primer takega ekonometričnega modela je faktorski model.

Deterministične tehnike napovedovanja pa poskušajo iskati povezave med spremenljivko, ki jo napovedujemo, in ostalimi »bolj« znanimi spremenljivkami v okolju. Najbolj uporabne deterministične tehnike napovedovanja so: regresija, vodeči indikatorji in ekonometrični modeli.

4.3 METODE ZA NAPOVEDOVANJE

4.3.1 ANALIZA ČASOVNIH VRST

Podatkom, ki so zajeti po natančno določenem časovnem intervalu, pravimo časovna vrsta. Podatke pogosto zajemamo preko daljšega časovna obdobja. Da bi pojasnili gibanje časovne vrste, jo moramo natanko analizirati. Klasična dekompozicija je metoda, ki vrednosti v časovni vrsti razdeli na posamezne komponente. To so trend, ciklična komponentna, sezonska komponenta in slučajnostna komponenta (Hanke, Reitsch, 1995, str. 98). Podatki v časovni vrsti so mnogokrat v korelaciji sami s seboj, kadar jih zamaknemo za eno ali več obdobj. Temu pojavu pravimo avtokorelacija. Avtokorelacijski koeficient je torej korelacijski koeficient med dvema časovnima vrstama oz. eno časovno vrsto in to isto časovno vrsto, zamaknjeno za določen časovni interval. Trend, cikličnost ter sezonsko komponento lahko dokaj preprosto zaznamo zaradi visoke avtokorelacije, med tem ko je pri slučajnostni komponenti avtokorelacija bolj kompleksen pojav in zelo variira.

Trend je dolgoročna komponenta, ki nakazuje rast ali padec časovne vrste skozi zelo dolgo obdobje. To rast ali padanje časovne vrste ugotavljamo na različne načine. Najpogosteje se uporablja metoda drsečih sredin in pa linearna aproksimacija trenda z regresijsko premico.

Ciklična komponenta je valovanje vrednosti v časovni vrsti, ki je navadno posledica splošnih gospodarskih razmer. Ciklični valovi se ponavadi pojavljajo v intervalih dveh ali več let. Glavni vzrok za ciklično valovanje je ciklično gibanje v gospodarstvu.

Sezonska komponenta je gibanje vrednosti, ki se v podobnem vzorcu ponavlja vsako leto, ali pa celo večkrat letno. Prisotnost nam kažejo visoki koeficienti avtokorelacije ob določenih

časovnih zamikih. Ta sezonska nihanja vrednosti v časovni vrsti so lahko posledica narave letnih časov ali pa koledarskih značilnosti (prazniki, dopusti).

Slučajnostna komponenta je gibanje vrednosti v časovni vrsti, ki ga dobimo potem, ko odstranimo trend, cikličnost in sezonsko nihanje. V tej komponenti so zajeti vsi nepojasneni in nepredvideni vplivi. Velik del te komponente zato predstavljajo čisto naključna nihanja. Za slučajnostno komponento je značilno to, da je izredno težko napovedljiva, saj se njena vrednost v času spreminja iz neznanih vzrokov in ji zato pravimo tudi naključna komponenta. Velikokrat nam slučajnostna komponenta prikriva sezonska in ciklična nihanja, zato jo imenujemo tudi šum.

V nadaljevanju so predstavljeni različni tipi tehnik napovedovanja glede na značilnost spremenljivke, ki jo opazujemo/napovedujemo. Ker so cene delnic/indeksov nestacionarne časovne vrste, so preostale tehnike napovedovanja predstavljene le površinsko.

4.3.1.1 STACIONARNOST ČASOVNIH VRST

Ohlapno rečeno, je stacionarna časovna vrsta tista časovna vrsta, katere povprečna vrednost se na dolgi rok ne spreminja. Ko imamo opravka s tako spremenljivko, nanjo pogosto vplivajo zelo stabilni dejavniki, zato je najpreprostejši način za napovedovanje takšne spremenljivke kar predvidevanje, da se bo tudi v prihodnje kar zavzemala svojo povprečno vrednost. Pri bolj kompleksnem napovedovanju pa poskušamo upoštevati tudi dejavnike, ki so že v preteklosti vplivali na to, da je vrednost spremenljivke odstopala od svoje povprečne vrednosti, da dobimo, kar se da natančne napovedi (Hanke, Reitsch, 1995, str. 115).

Dejansko stacionarnost pomeni, da se povprečna vrednost podatka v časovni vrsti na dolgi rok ne spreminja. Torej se vse vrednosti v časovni vrsti gibljejo okoli neke znane, stacionarne vrednosti. Ko je v časovni vrsti prisoten vzorec sezonskega ali cikličnega nihanja, bodo avtokorelacijski koeficienti na določenih časovnih odmikih zelo visoki. Če gre za letno periodično ponovitev, bo torej visok korelacijski koeficient izračunan z odmikom časovne vrste za eno leto.

Matematično je dokazano, da se porazdelitev vrednosti koeficientov avtokorelacije pri časovni vrsti, ki je popolnoma naključna, približno ujema s krivuljo normalne porazdelitve s standardnim odklonom $\frac{1}{\sqrt{n}}$ (Quenouille, 1949, str. 561). S tem, ko primerjamo izračunane

koeficiente avtokorelacije obravnavane časovne vrste z normalno porazdelitvijo, lahko ugotovimo, ali imamo opravka z naključnimi vrednostmi v časovni vrsti, ali pa je za vrednosti značilen kateri od vzorcev (npr. trend). Če z dovolj veliko verjetnostjo ugotovimo, da za koeficiente avtokorelacije obravnavane časovne vrste ni značilna porazdelitev v območju

$0 \pm Z \frac{1}{\sqrt{N}}^3$, lahko trdimo, da vrednosti v časovni vrsti niso naključne, ampak so v njih prisotni vzorci, ki pa jih lahko napovedujemo, če jih podrobno analiziramo.

Med bolj znane tehnike napovedovanja stacionarnih časovnih vrst sodijo metoda izračunavanja drsečih povprečnih vrednosti, metoda povprečne vrednosti, metode eksponentnega glajenja idr. (Masters, 1995, str. 181). Te tehnike uporabljamo, kadar imamo opravka z zelo stabilno časovno vrsto, ki je v že v osnovi dokaj preprosta in so dejavniki, ki vplivajo na vrednost spremenljivke, dobro poznani ter predvidljivi. Drugi razlog za uporabo takšnih tehnik je ta, kadar potrebujemo zelo enostaven model za napovedovanje. Eden izmed razlogov za uporabo take tehnike je lahko pomanjkanje podatkov iz preteklosti ali pa potreba po enostavnih in razumljivih rezultatih. Te tehnike uporabljamo tudi v primerih, ko lahko obravnavano časovno vrsto s kakšno transformacijsko funkcijo (npr. logaritemsko) poenostavimo, ali pa že, ko lahko izločimo iz podatkov zelo dobro poznan dejavnik in je dobljen rezultat stacionarna časovna vrsta (Lukič, 2003).

Preprost primer stacionarne časovne vrste je opazovanje proizvodnje npr. 4 strojev v proizvodnji, ki proizvajajo iste proizvode. Če bi merili proizvodnjo vsako uro za posamičen stroj, bi lahko izračunali povprečno proizvedeno količino na npr. 4, 8, 12 ur in variance odstopanja. Ko bi želeli napovedati, koliko bo proizvajal dodaten stroj, ki ga želimo vgraditi v proizvodnjo, bi to napoved izvedli na podlagi povprečnih proizvedenih količin preostalih 4 strojev. Seveda se v aplikativni ekonometriji le malokrat srečamo s takšnim pojavom, za katerega bi brez težav pridobili podatke za zelene časovne vrste.

4.3.1.2 NESTACIONARNA ČASOVNA VRSTA

Časovna vrsta je nestacionarna, kadar njeni aritmetična sredina in varianca nista v času konstantni in če vrednost kovariance med dvema časovnima obdobjema ni odvisna samo od odloga med dvema časovnima obdobjema ter od časovne enote, za katero je kovarianca izračunana. Kot vidimo iz zapisa spodaj, pri nestacionarni časovni vrsti velja, da njeno povprečje, varianca in kovarianca niso enaki ne glede na to, v katerem obdobju jih merimo, torej za vsak t in k . Nestacionarnost časovne vrste je zagotovljena, kadar veljajo vsi trije naslednji pogoji (Gujarati, 1995, str. 713):

³ Z je standardiziran odklon in ga dobimo iz slučajne spremenljivke tako, da ji odštejemo aritmetično sredino in dobljeno delimo z njenim standardnim odklonom. Pri standardizirani normalni porazdelitvi je aritmetična sredina 0, standardni odklon pa enak 1 ($Z \sim N(0,1)$).

$$\text{Aritmetična sredina: } E(Y_t) \neq \mu \quad (2)$$

$$\text{Varianca: } \text{var}(Y_t) \neq E(Y_t - \mu)^2 \neq \sigma^2 \quad (3)$$

$$\text{Kovarianca: } E[(Y_t - \mu)(Y_{t+k} - \mu)] \neq \gamma_k \quad (4)$$

Isard (1995) je pri analizi časovnih vrst realnega deviznega tečaja ugotovil, da se realni devizni tečaj na dolgi rok vrača k svoji povprečni vrednosti (angl. mean reversion), torej je stacionaren. Kratkoročno pa se realni devizni tečaji gibajo skoraj po načelu slučajnega hoda, to pa zato, ker se skoraj slučajno giba nominalni devizni tečaj. Nekateri ekonomisti trdijo, da je nominalni tečaj vseeno tesno povezan s cenami.

Primer stacionarnosti deviznega tečaja je gibanje tečaja GBD/DEM v obdobju 1989–1999, kar potrjuje stacionarnost na dolgi rok. Če pa pogledamo gibanje GBD/DEM na krajši rok, lahko vidimo, da gre za nestacionarnost. Tudi pri analizi stacionarnosti drugih deviznih tečajev od leta 1974–1983 je Hsieh (1988, str. 129–145) na podlagi analize 10-letnih časovnih vrst dnevni deviznih tečajev DEM, JPY, CHF, GBP in CAD (proti USD) ugotovil, da spremembe deviznih tečajev niso neodvisno in identično porazdeljene, da imajo tečaji vsak dan v tednu lahko drugačno porazdelitev, da med dnevnimi spremembami deviznih tečajev ni serijske korelacije ter da se povprečna vrednost in varianca sprememb deviznih tečajev s časom spreminjajo.

Gibanje nominalnega deviznega tečaja lahko iz statističnega vidika enačimo z gibanjem cen delnic, torej lahko na podlagi zgoraj zapisanih izhodišč in ugotovitev trdimo, da je kratkoročno gibanje cen delnic naključno gibanje, torej so cene delnic nestacionarna časovna vrsta. To pomeni, da napovedovalec na daljši rok nima več kot 50 % možnosti, da bo napovedal pravo smer gibanja cene delnic. V kolikor zgradi model, ki mu potrdi natančnost napovedi nad 50 % (kar je prisotno v nekaterih empiričnih študijah), to pomeni, da načelo slučajnega hoda ne drži popolnoma. Torej obstajajo možnosti za napovedovalce, da napovejo smer gibanja delnice.

Granger in Timmermann (2004, str. 16) ugotavljata, da napovedovalci dajejo veliko na pretekle vzorce trgovalcev z delnicami in na podlagi učinkovitosti trga skušajo podati vzorce napovedovanja cen. Na dolgi rok naj ne bi obstajali stabilni vzorci napovedovanja zaradi velikega števila vlagateljev. S tem potrjujeta nestacionarnost časovne vrste cen delnic, ob enem pa ugotavljata, da učinkovitost trga in vzorci napovedovanja niso preprosti elementi ekonomske analize.

4.3.1.3 NAPOVEDOVANJE ČASOVNE VRSTE S TRENDOM

Za časovno vrsto s trendom je značilno, da je v vrednostih spremenljivke prisotna komponenta, ki skozi dolgo časovno obdobje bodisi raste ali pada. Bolj preprosto bi lahko

rekli, da povprečna vrednost spremenljivke v časovni vrsti s trendom na dolgi rok raste ali pada. Trend je prisoten v večini podatkov, ki se uporabljajo v poslovnem svetu. Med najbolj pogostimi v poslovnem okolju najdemo inflacijo, rast bruto proizvoda in rast prebivalstva (Hanke, Reitsch, str. 116). Za napovedovanje časovnih vrst s trendom lahko uporabljamo različne modele, od enostavne regresije in krivulj rasti (metoda drsečih sredin, linearna aproksimacija trenda z regresijsko premico) do različnih eksponentnih modelov.

4.3.1.4 NAPOVEDOVANJE ČASOVNE VRSTE S SEZONSKO KOMPONENTO

V časovni vrsti, v kateri je prisotna sezonska komponenta, se podatki v vsakem letu gibljejo po podobnem vzorcu. Pri napovedovanju časovne vrste s sezonsko komponento beležimo gibanja v preteklih letih in jih nato z metodo prištevanja ali množenja dodajamo osnovnemu trendu časovne vrste. Vzroki, ki povzročajo sezonska nihanja v časovni vrsti, so že v sami naravi letnih časov in vremenskih značilnostih ali pa v koledarskih posebnostih (npr. prazniki) (Hanke, Reitsch, 1999, str. 117).

4.3.2 TEMELJNA ANALIZA

Za določanje cene delnice delniške družbe temeljna analiza uporablja dividende ter pričakovane dobičke družbe, kakor tudi bodoče obrestne mere na denarnem trgu. V končni fazi ta analiza predstavlja poskus določanja sedanje diskontirane vrednosti vseh donosov, ki jih bo lastnik delnice prejel. Če ta diskontirana vrednost presega ceno delnice na trgu, bi na osnovi takega rezultata temeljne analize lahko sklepali, da je tako delnico priporočljivo kupiti (Bodie et al., 2005, str. 348). Osnovni principi temeljne analize zahtevajo preučitev preteklih dobičkov ter bilanc podjetja kakor tudi sposobnost managementa. Poleg tega je navadno potrebno preučiti tudi panogo, v katero analizirano podjetje sodi. Cilj take analize je pridobitev vpogleda v bodoče poslovanje podjetja in doseganje bodočih dobičkov, po možnosti prej in bolje kot ostali udeleženci na trgu. Teorija učinkovitega trga predpostavlja neuspešnost take analize s ciljem doseganja dobička, kajti če se analitik zanaša na javno dostopne informacije o poslovanju podjetij, bo težko bolj natančen od drugih udeležencev na trgu, ki imajo ravno tako dostop do teh javnih informacij.

4.3.3 TEHNIČNA ANALIZA

Koncept tehnične analize izhaja iz teorije Charlesa Dowa, razvite v začetku 20. stoletja, resnično pa je tehnična analiza zaživela šele z razvojem in splošno dostopnostjo osebnih računalnikov, s katerimi je mogoče izvesti večje število zahtevnih izračunov v kratkem času.

Tehnična analiza v svoji osnovi predstavlja iskanje ponavljajočih se vzorcev v cenovnih gibanjih delnic, na podlagi katerih analitiki poskušajo napovedati njihova gibanja v prihodnosti. Pri tem se za proučevanje preteklih cen vrednostnih papirjev (npr. delnic) največkrat uporabljajo grafikoni kot osnovno orodje. Čeprav tehnični analitiki priznavajo vrednost informacij, ki zadeva bodoče poslovanje podjetja, ki so temelj obravnave v temeljni analizi delnic, verjamejo, da uporaba tovrstnih informacij ni nujna za uspešno trgovanje z delnicami (Achelis, 2003). Ne glede na to, kateri temeljni razlog stoji za spremembo cene same delnice na trgu, lahko namreč v primeru njenega dovolj počasnega odziva analitik identificira trend gibanja in to znanje uporabi v svojo korist v času, ko na trgu traja prilagajanje cene delnice njeni pravi vrednosti. Ključni element uspeha tehnične analize je torej počasen odziv cene delnic na njene »temeljne« dejavnike ponudbe in povpraševanja. Ta predpostavka je sicer v nasprotju s hipotezo učinkovitih trgov, kar pa številnim analitikom po svetu ne preprečuje uporabe tovrstnih metod pri analizi vrednostnih papirjev.

Osnovno orodje tehničnega analitika je uporaba različnih grafov. Prikaz grafa kot tudi interpretacija sta odvisna od samega analitika, kar pomeni, da je tehnična analiza zelo subjektivna, torej to pomeni veliko odvisnost uspeha tehnične analize od posameznega analitika. Tehnični analitiki iščejo v cenah delnic preko grafikonov določene vzorce (trend, linija odpora, podpora, glava in ramena, dvojni vrhovi, dvojna dna), pri tem pa uporabljajo orodja in indikatorje (drseče sredine, oscilatorji, vodilni indikatorji, RSI (angl. relative strength index) idr.) in skušajo s tem doseči nadpovprečne donose.

4.3.4 NEVRONSKE MREŽE

Nevronske mreže se pogosto uporabljajo kot oblika nelinearne regresije, kjer je naloga izbrati povezano aproksimacijo vrednosti med večdimenzionalnimi točkami. Pri učenju nevronske mreže je potrebno vhodne in izhodne podatke mreži predstaviti hkrati. Poleg tega, da se nevrnske mreže uporabljajo za nelinearno obliko regresije, se nevrnske mreže pogosto uporabljajo tudi za reševanje klasifikacijskih problemov, kjer so večdimenzionalni vhodni vektorji preslikani večdimenzionalnim izhodnim vektorjem (Hellstrom, 1998, str. 125).

4.3.5 METODA NAJBLIŽJIH SOSEDOV

Metoda najbližjih sosedov (najbolj uporabljena je k – najbližjih sosedov) je splošna tehnika za klasificiranje in napovedovanje, ki od vseh metod še najmanj temelji na kakršnih koli predpostavkah glede funkcije, ki jo želimo modelirati. Čeprav je ta metoda računsko zelo zahtevna v aplikativni fazi, je na drugi strani zelo privlačna v začetni analizi podatkov, kjer so vprašanja glede predvidljivosti ter izbiri spremenljivk pomembna zadeva. Lahko bi celo rekli, da neuspeh v primeru uporabe metode najbližjih sosedov na določenem problemu pogojuje kot neuspeh tudi uporabo katere koli druge induktivne metode.

Osnovna predpostavka te metode je, da so bližnji vhodni podatki oziroma točke sorazmerne bližnjim izhodnim podatkom. Težko bi lahko našli primer, da ob zadovoljivi količini podatkov neke zvezne funkcije ne bi mogli klasificirati novih primerov. V takem neuspešnem primeru lahko zaključimo, da funkcijske odvisnosti med izbranimi podatki ne moremo izraziti, ne da bi dodatno omejili funkcijsko odvisnost. Druge metode so lahko v nekaterih primerih napovedovanja uspešnejše, saj metoda najbližjih sosedov ne predvideva nobenih odvisnosti v podatkih. V iskanju najbližjih sosednjih točk algoritem preišče bodisi celotno množico bodisi vse prejšnje točke v učni množici. Metoda je tako lahko uporabna, saj s tem preprečujemo pogled v prihodnje vrednosti, pri čemer poskušamo predvidevati obnašanje določene časovne vrste (Mitchell, 1997).

4.4 FAZE NAPOVEDOVANJA

Pri večini tehnik za napovedovanje je osnovni koncept pridobivanje izkušenj z uporabo podatkov iz preteklosti in na podlagi preteklih podatkov, predvidevanje prihodnosti. Osnovna ideja je, da bodo dejavniki, ki so vplivali na dogodke v preteklosti, v enaki meri vplivali tudi na dogodke v prihodnosti. V model vključimo tudi tiste dejavnike, za katere vemo, da značilno vplivajo na opazovano spremenljivko. Ker napovedovanje temelji na preteklih podatkih, lahko razdelimo proces napovedovanja na štiri faze (Hanke, Reitsch, 1995, str. 6): zbiranje podatkov, zmanjševanje količine podatkov (filtriranje, reduciranje), izgradnja modela ter uporaba modela za napovedovanje na podlagi pridobljenih podatkov.

V prvi fazi gre za zbiranje relevantnih podatkov in preverjanje njihove točnosti. Večinoma je to eden najzahtevnejših korakov v celotnem procesu napovedovanja, saj velikokrat ni na voljo zaželena količina podatkov ali pa so ti premalo natančni ali zajeti premalo podrobno.

V drugi fazi gre za izločanje nepomembnih podatkov. Podatkov je lahko preveč, nekateri podatki pa so lahko za potrebe napovedovanja popolnoma nepomembni ali neuporabni.

V tretji fazi so podatki razvrščeni v model za napovedovanje, ki je izbran glede na potrebe napovedi, z glavnim ciljem minimizirati napako napovedi. Bolj kot je model enostaven, lažje je razumljiv. Vseeno imajo bolj kompleksni modeli večje možnosti podrobnih analiz in ekonometričnih zahtevnejših postopkov, ki podajo bolj natančne rezultate. Zato je potrebno doseči ravnotežje med kompleksnim modelom, ki nam zagotavlja natančnejšo napoved, in preprostim modelom, ki nam nudi zgolj boljše razumevanje dobljenih rezultatov. Faktorski modeli so dobri za napovedovanje, saj omogočajo relativno dobro ravnotežje kompleksnosti in enostavnosti.

V četrti fazi je zgrajen model, ki je dobljen z izvedbo prvih treh faz za napovedovanje. V tej fazi je potrebno preveriti natančnost napovedi modela. To lahko storimo tako, da

napovedujemo vrednosti za časovna obdobja, za katera že poznamo rezultate in primerjamo napovedi modela. Napake nato analiziramo in pogosto sledi popraviljanje modela napovedovanja, ker želimo minimizirati te napake. Druga možnost je, da pri napovedovanju zgradimo »benchmark« model in nato naš model primerjamo s tem modelom ter ugotovljamo ustreznost ocen napovedi (Lukič, 2003).

Ko opravimo vse štiri faze, nastopi še skoraj najpomembnejša, to je intuitivna faza interpretacije ter odločanje. Faktorski model napovedovanja mora služiti zgolj kot orodje, ki se uporablja pri sprejemanju odločitev, in ne kot samostojni sistem/subjekt, ki sprejema odločitev. Problem, ki se pojavi je, da napovedovalni subjekt velikokrat ne razume popolnoma kompleksnosti napovedovalnega modela in mu prepušča intuitivno inteligenco. Posledica je lahko napačna odločitev. Zato je pomembno, da izberemo realen in preprost pristop k napovedovanju, ki nam bo prinesel nekoliko slabše in manj natančne rezultate. Ves čas se mora napovedovalec zavedati, da so napake pri bolj preprostem modelu verjetnejše in skoraj neizogibne, zato mora napovedovalec razloge, ki povzročajo ta odstopanja napovedi od realnosti, podrobno raziskovati, da bi v prihodnje te napake čim bolj zmanjšal. Napovedovanje moramo dojemati kot najboljši način zaznavanja in uporabe podatkov, povezav, vzorcev in modela ter ga ustrezno intuitivno uporabiti.

4.5 IZBOR TEHNIKE NAPOVEDOVANJA

Najustreznejša tehnika napovedovanja je tista, ki bo pri najmanjši napaki napovedi pravočasno nudila informacije za naše odločitve, katere stroški ne bodo večji od njene koristi in katere rezultati bodo za njihovega uporabnika dovolj razumljivi, da jih bo znal pravilno interpretirati in uporabiti.

Ustrezna tehnika napovedovanja v veliki meri definira natančnost napovedovanja glede na tip pojava, ki ga želimo napovedati. Primarno je nujno potrebno vedeti, s kakšnim pojavom se ukvarjamo, torej kakšne narave je, šele nato lahko definiramo, kaj želimo napovedovati. Izbor tehnike napovedovanja sekundarno definira časovno obdobje, ki nam določi interval izbranih vrednosti, s katerimi bomo ocenjevali in napovedovali pojav v prihodnosti. Nenazadnje je nujno vedeti, zakaj sploh napovedujemo ter kdo bo uporabnik napovedi, saj se izdelana napoved lahko razlikuje glede na uporabnika napovedi oz. se ločeno lahko prikaže le dele napovedi glede na uporabnika. Kot že omenjeno, izbira tehnike napovedi definira tudi kompleksnost in s tem natančnost ter stroške napovedovanja (Hanke, Reitsch, 1995, str. 114).

Eden ključnih kriterijev pri izbiri ustrezne tehnike napovedovanja je časovno obdobje, za katerega želimo napovedovati. Na kratek in srednji rok imamo na izbiro veliko različnih tehnik napovedovanja, saj krajši časovni horizont ne predstavlja kompleksnega problema pri napovedovanju. Ko se obdobje napovedovanja podaljšuje, pa se nam izbira manjša. Pri

napovedovanju za daljše časovno obdobje so bolj primerni kompleksni ekonometrični modeli, regresijski modeli in bolj kvalitativne tehnike napovedovanja.

Ko zberemo podatke, moramo ugotoviti, ali so v njih prisotni vzorci, za kakšno časovno vrsto gre, ali je prisoten trend, cikličnost, sezonski vzorci, šele nato lahko začnemo z nadaljnjo analizo. To je zelo pomemben korak v procesu napovedovanja, saj v primeru napačne izbire podatkov in napačne vrste obdelave teh podatkov, lahko pridemo do popolnoma irelevantnih zaključkov in napovedi. Primer bi bil napovedovanje povpraševanja po kopalkah, družbe, ki proizvajajo kopalke. Gre za izrazito sezonsko povpraševanje, saj se večino kopalke proda poleti oz. pred poletjem. Če bi analizirali podatke in predpostavljali, da gre za npr. ne/stacionarno časovno vrsto, bi naša napoved pripeljala do napačnih rezultatov.

4.6 NAPOVEDOVANJE IN NAPAKA NAPOVEDI

Uporabnost informacij, ki jih dobimo s tehnikami napovedovanja, je pogojena z njihovo natančnostjo. Obstaja več metod, s katerimi preverimo natančnost napovedi, vsem pa je skupno to, da moramo poznati dejanske vrednosti napovedane spremenljivke.

Hanke in Reitsch (1995) navajata več različnih izračunov napak napovedi, ki so predstavljeni z enačbami spodaj. Po mnenju avtorjev si pri ocenjevanju tehnike napovedovanja moramo pomagati z več navedenimi kazalci, ki jih primerjamo s kazalci drugih tehnik napovedovanja. Le tako lahko ugotovimo, katera izmed tehnik napovedovanja, ki so nam na voljo, je najbolj ustrezna.

Spremljanje spremenljivke v prihodnosti in ugotavljanje napake napovedi je izredno dolgotrajen proces, ki nam da rezultate o natančnosti prepozno, zato največkrat preverimo ustreznost našega sistema napovedovanja kar tako, da napovemo vrednosti za časovna obdobja, za katera že imamo dejanske vrednosti spremenljivke (Hanke, Reitsch, 1995, str. 119). Pri napovedovanju borznih donosov bom primerjal napovedane vrednosti z že poznanimi preteklimi vrednostmi in ocenil razliko oz. napako, ki je pri napovedi nastala, le to pa bom primerjal z »benchmark« modeloma »random walk« ter avtoregresijskim modelom.

Glede na to, da imamo pri napovedovanju s kvantitativnimi tehnikami praviloma opravka s časovnimi vrstami, bo v nadaljevanju za vrednost podatka v časovni vrsti ob določenem času uporabljen simbol Y_t . Napovedani podatki so \tilde{Y} . Tako lahko razliko med dejansko vrednostjo in napovedano vrednostjo, torej napako napovedi, označimo z:

$$e_t = Y_t - \tilde{Y} \quad (5)$$

Napaka napovedi je torej določena kot razlika med dejansko in napovedano vrednostjo podatka. Le redko pa je naš cilj napovedovati podatek v samo enem časovnem obdobju.

Večinoma napovedujemo celotno časovno serijo v prihodnosti, za kar je najbolj preprost izračun povprečne absolutne napake. Povprečno absolutno napako (angl. AAE – Average Absolute Error) dobimo tako, da seštejemo absolutne napake za vsak časovni indeks in dobljeno vsoto delimo s številom časovnih obdobj:

$$AAE = \frac{\sum_{i=1}^n |Y_t - \tilde{Y}|}{n} \quad (6)$$

Včasih imamo opravka s podatki, katerih vrednost se časovno zelo spreminja (zelo volatilne vrednosti, kot npr. cene delnic/indeksov), zato nam računanje razlike med napovedano in dejansko vrednostjo ne bo dalo realnih rezultatov izračuna napake. Tu imamo v mislih predvsem podatke, katerih vrednost se v času močno poveča ali zmanjša, zaradi česar bodo napake, zajete na delu, kjer so podatki majhni, skoraj neopazne. Medtem ko bodo napake, zajete na območju, kjer so vrednosti velike, močno vplivale na rezultat. V takšnih primerih si pomagamo z izračunavanjem povprečne absolutne odstotne napake (angl. AAPE – Average Absolute Percentage Error), ki jo dobimo tako, da seštejemo koeficiente relativne absolutne napake in jih delimo s številom časovnih obdobj:

$$AAPE = \frac{\sum_{i=1}^n |Y_t - \tilde{Y}|}{n \cdot Y_t} \quad (7)$$

Potreben je tudi izračun pristranskosti napake, torej ali so naše napovedi previsoke ali prenizke. To lahko storimo z izračunom povprečne odstotne napake (APE – Average Percentage Error). Ko je APE blizu ničle, so naše napovedi nepristranske. Če je močno negativna, potem so naše napovedi previsoke oziroma precenjene. Ko pa je povprečna odstotna napaka močno pozitivna, lahko sklepamo, da so naše napovedi prenizke (podcenjene). Povprečno odstotno napako dobimo tako, da seštejemo koeficiente relativne napake po posameznih časovnih obdobjih in nato dobljeno vsoto delimo s številom časovnih obdobj:

$$APE = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_t - \tilde{Y})}{n \cdot Y_t} \quad (8)$$

Pri računanju napak se lahko pri časovnih vrstah zgodi, da imajo izmerjene napake različne predznake. V tem primeru je potrebno izračunati povprečne kvadrate napake napovedi (angl. mean squared error, MSE), in sicer jih izračunamo tako, da izračunamo napake, to so razlike med dejanskimi in ocenjenimi vrednostmi, nato te vrednosti kvadriramo. Povprečen kvadrat

napake je posreden merilec variabilnost serije. Čim manjše so vrednosti kvadratov napak, tem boljše in natančnejše so napovedi. Kazalec izračunamo:

$$MSE(\tilde{Y}) = E((\tilde{Y} - Y_t)^2) \quad (9)$$

Pri popolni napovedi, torej napovedi brez napake, bi bila vrednosti $MSE=0$, kar pomeni, da so napovedane vrednosti enake dejanskim in ni variabilnosti v seriji. Ko primerjamo več napovednih modelov hkrati, je tisti, ki ima najmanjše povprečne kvadratne napake, tudi najboljši model za napovedovanje. Slabost povprečne kvadratne napake je, tako kot pri varianci, da daje večjo utež vrednostim, ki zelo odstopajo od povprečja, saj tudi te vrednosti kvadrira. Ta problem v moji analizi rešim tako, da iz posamezne serije izločim vsa opazovanja, ki od sredine vrste odstopajo za več kot šest kratnik medkvartilnega ranga porazdelitve časovne vrste.

Poleg MSE uporabljam pri meritvi napake tudi koren povprečnega kvadrata napake (angl. root mean squared error, RMSE), ki ga lahko preprosto zapišemo kot:

$$RMSE(\tilde{Y}) = \sqrt{MSE(\tilde{Y})} = \sqrt{E((\tilde{Y} - Y_t)^2)} \quad (10)$$

V ekonomski analizi se RMSE uporablja kot kazalnik, ki pove v kolikšni meri posamezen ekonomski model ustreza ekonomskim indikatorjem, torej za koliko se razlikujejo napovedimodela od dejanskih vrednosti.

Kadar napovedujemo le z enim modelom, katerega uporabnost skušamo oceniti, se moramo zanašati na kvalitativne metode ocenjevanja učinkovitosti. Pri tem si moramo pomagati tudi z zgoraj omenjenimi kazalci.

5 FAKTORSKA ANALIZA IN FAKTORSKI MODEL

Faktorska analiza je ena izmed statističnih metod za analizo in redukcijo podatkov, katere glavni namen je ugotavljanje in razlaganje variabilnosti med opazovanimi naključnimi spremenljivkami v okvirju manjšega števila neopazovanih naključnih spremenljivk, imenovanih faktorji. Faktorska analiza izvira iz fiziometrije, vse bolj pa se uporablja v vedenjskih znanostih, marketingu, operacijskih raziskavah in drugih znanstvenih panogah, kjer ima raziskovalec opravka z velikimi količinami podatkov.

Pri faktorski analizi gre za študijo povezav med spremenljivkami, in sicer tako, da poizkušamo najti novo množico spremenljivk, ki predstavljajo to, kar je skupnega opazovanim spremenljivkam. Množica novih spremenljivk mora biti seveda manjša od množice merjenih spremenljivk. Z drugimi besedami: faktorska analiza poizkuša poenostaviti

kompleksnost povezav med množico opazovanih spremenljivk z razkritjem skupnih razsežnosti ali faktorjev, ki omogočajo vpogled v osnovno strukturo podatkov. Metoda je uporabna v vseh tistih primerih, ko zaradi različnih vzrokov neposredno merjenje neke spremenljivke ni možno. V tem primeru merimo samo indikatorje pojma, ki ga neposredno ne moremo meriti. S faktorsko analizo nato ugotovimo ali je zveze med opazovanimi spremenljivkami (ali indikatorji) možno pojasniti z manjšim številom posredno opazovanih spremenljivk ali faktorjev (Fulgosi, 1988).

Obstajata dva pristopa faktorske analize, metoda glavnih komponent (angl. principle component analysis) in skupna faktorska analiza (angl. common factor analysis). Oba pristopa se med seboj razlikujeta, v sami analizi pa lahko tudi dopolnjujeta. Metoda glavnih komponent je tipična pregledovalna (eksploratorna) metoda pri analizi podatkov, za razliko od faktorske analize, ki je potrjevalna (konfirmatorna) metoda. Pri metodi glavnih komponent gre za preslikavo podatkov iz večrazsežnostnega v manjrazsežnostni prostor, pri čemer je glavna komponenta funkcija spremenljivk. Pri faktorski analizi pa gre za preverjanje faktorskega modela ter ali je v ozadju merjenih spremenljivk res nek skupen faktor (ali več faktorjev), pri čemer je spremenljivka funkcija faktorjev. Komponente, ki jih poda metoda glavnih komponent, niso prikrite spremenljivke in so linearne kombinacije vnesenih spremenljivk. Za razliko od faktorjev, ki so prikrite spremenljivke, torej neustaljene. Povedano drugače: metoda glavnih komponent zmanjša število podatkov in pripravi samo pomembne komponente, ki so relevantne za napovedovanje. Skupna faktorska analiza pa uporabi podatke za analizo na podoben način kot metoda glavnih komponent ter ugotavlja, kako faktorji vplivajo na opazovano spremenljivko z rotacijami (npr. ceno neke delnice). V svoji analizi uporabljam le metodo glavnih komponent.

5.1 METODA GLAVNIH KOMPONENT

Namen metode glavnih komponent je izdelava manjšega števila umetnih spremenljivk (glavnih komponent), ki povzamejo ("vsebujejo") čim več informacij "originalnih" spremenljivk. Gre za preslikavo podatkov iz merjenega večrazsežnostnega prostora v manjrazsežnostnega z namenom, da lažje razberemo strukturo podatkov za pregledovalno (eksploratorno) analizo. To storimo tako, da poiščemo skupine spremenljivk, ki so med seboj tesneje povezane (cene preostalih delnic, obrestne mere, itd), in zmanjšamo število proučevanih spremenljivk, s tem da izločimo nekatere spremenljivke. Grob opis procesa bi bil slepo iskanje reda v veliki zbirki podatkov. Sekundarno gre pri metodi glavnih komponent za deduktivno preverjanje domnev o povezanosti oz. o skupinah sorodnih spremenljivk. Tako lahko dobimo možne rešitve za problem močne kolinearnosti med spremenljivkami v primeru nadaljne regresijske analize ali razvrščanja v skupine (Fulgosi, 1988).

Zmanjšanje števila proučevanih spremenljivk je neposredno povezano z oceno faktorjev. Faktorje se oceni, ko imamo na razpolago vzorec podatkov X . Faktorji so dejansko

normalizirani lastni vektorji, ki se jih izračuna z množenjem matrike podatkov X (za T časovno obdobje in N število serij) in transponirane matrike X^l . Preprost zapis matrike panela podatkov je sledeč:

$$X = \begin{pmatrix} x_{11} & \cdots & x_{N1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{1T} & \cdots & x_{NT} \end{pmatrix} \quad (11)$$

Komponente so lahko linearne kombinacije merjenih spremenljivk, s tem da so komponente kar najmočneje povezane z opazovanimi spremenljivkami, torej pojasnijo kolikor je mogoče veliko razpršenost (variance) opazovanih spremenljivk.

Prednosti metode glavnih komponent so, da so lahko uporabljene objektivne in subjektivne lastnosti spremenljivk, da je natančna, poceni in enostavna metoda ter da je fleksibilna v smislu poimenovanja in določanja dimenzij. Seveda ima metoda tudi slabosti. Uporabnost metode je odvisna od zmožnosti raziskovalca, da razvije in zbere celoten natančen niz podatkov, ki so pomembni za spremenljivko. Če temu ni tako, je vrednost procedure redukcije manj uporabna. Če so podatki spremenljivk popolnoma nepovezani, potem metoda glavnih komponent ne more ustvariti smiselnega vzorca komponent.

5.2 SKUPNA FAKTORSKA ANALIZA

Namen skupne factorske analize je poenostavitev kompleksnosti povezav med množico opazovanih spremenljivk z razkritjem skupnih razsežnosti ali faktorjev, ki omogočajo vpogled v osnovno strukturo podatkov. Večjemu številu spremenljivk, med katerimi obstaja povezanost, se priredi manjše število spremenljivk, ki pojasnijo takšno medsebojno povezanost. Faktorska analiza predpostavlja, da je možno vse podatke z različnimi lastnostmi zmanjšati na le nekaj pomembnih elementov, faktorjev. Redukcija podatkov je možna, ker so lastnosti spremenljivk povezane. Statistični algoritem dekonstruira podatke na niz komponent, nato pa zgradi iz teh nizov factorske rezultate, faktorje. Stopnja korelacije med prvotno komponento in končim faktorjem se imenuje factorska utež (angl. factor loading). Osnovna oblika factorskega modela je (Fulgosi, 1988):

$$x_{it} = a_{i1}f_{1t} + a_{i2}f_{2t} + \dots + a_{ik}f_{kt} + \varepsilon_{it} \quad (12)$$

x_{it} i -ta spremenljivka

a_{ik} k -ta factorska utež za spremenljivko y

f_k k -ti skupni faktor

ε_i ostanek, ki je specifičen za to spremenljivko

Faktorska utež (a_{ik}) pokaže, kako močan vpliv ima skupni faktor na posamezno spremenljivko. Če res obstajajo skupni faktorji, bi morale biti faktorske uteži velike, specifični faktorji (ε_i) pa majhni. Uteži prikažejo dejanske korelacije med spremenljivkami in faktorji.

Faktorska analiza ima tako kot vsaka analiza prednosti in slabosti. Prednosti sta dve, in sicer: zmanjšanje števila spremenljivk tako, da združi lastnosti dveh ali več spremenljivk v en faktor. Druga prednost pa je ta, da lahko s faktorsko analizo identificiramo skupine povezanih spremenljivk in ugotovljamo, kako so med seboj povezane. Ena izmed slabosti faktorske analize je, da lahko poda tako dobre rezultate, kot dovoljujejo podatki (uravnoteženi vzorci podatkov, manjkajoči podatki itd.). Druga slabost je, da lahko iz rezultatov interpretiramo več možnih sklepov na podlagi istih podatkov, ter tretja, da se odločitve, na podlagi izključno faktorske analize, empirično niso izkazale za najboljše, predvsem pa veljajo za dober element podpore analizi. Bistvena razlika skupne faktorske analize v primerjavi z metodo glavnih komponent je, da so v analizi vključene rotacije, ki omogočajo bolj kompleksno analizo, v kolikor vnesemo prave podatke kot vhodne podatke.

6 EMPIRIČNA ANALIZA

V tem delu diplome je predstavljena empirična analiza diplomskega dela. Sprva je predstavljen metodološki pristop, faktorski model ter ostala dva modela, s katerim ga primerjam. Nato so podani podatki, njihov vir, časovni horizont napovedovanja ter rezultati.

6.1 METODOLOŠKI PRISTOP

Glede na preteklo empirično analizo je na podlagi nekaterih študij možno trditi, da obstaja razlika v učinkovitosti kapitalskega trga med razvitim in razvijajočim se trgom. Zato sem se odločil, da bom analiziral delnice obeh trgov, in tako zbral podatke delnic iz razvitih ameriških ter nemških trgov in za isto časovno obdobje zbral podatke za delnice razvijajočega se trga, to je delnice, ki kotirajo na poljski borzi. S tem sem želel preveriti, ali se bodo napovedi za omenjene trge razlikovale, posredno pa sem s tem testiral hipotezo učinkovitega trga razvitega ter razvijajočega se trga.

V svoji analizi sem napovedoval za več časovnih horizontov. Ker sem imel dnevne podatke, sem se odločil, da bom napovedoval za 1, 3 in 5 dni vnaprej pri tem pa sem vključil v napovedi še 12 t.i. odlogov vrednosti vseh napovedovanih spremenljivk. S tem sem skušal vključiti dinamiko gibanja cen preteklega meseca glede na napovedane vrednosti.

Empirično sem testiral napovedi pri treh modelih, in sicer pri faktorskem modelu, avtoregresijskem modelu ter modelu naključnega hoda (t.i. random walk model). Za vse tri

modele so izdelane napovedi za iste delnice in isto časovno obdobje, tako da so iz tega vidika napovedi popolnoma primerljive. Prav tako so bile za vse tri modele uporabljene iste meritve napak napovedi.

Primarno me v analizi zanima, v kolikšni meri lahko posamezen faktor ali skupina faktorjev pojasni variabilnost časovne vrste ter kakšne so dejanske napovedane vrednosti. To analiziram z deleži pojasnjene variance časovnih vrst kot delež skupne variabilnosti vseh donosnosti v obravnavani časovni vrsti (merjen s kazalcem TrR2, ki predstavlja kanonično korelacijo med spremenljivkami in se meri z normaliziranimi lastnimi vrednostmi matrike). Izračunane vrednosti me zanimajo tako za posamezen faktor (mejen TrR2) kot tudi za vse faktorje (kumulativen TrR2). Posebej bom analiziral tudi delež pojanjene variance za posamezno napovedovano spremenljivko.

Za vsak napovedni model je pomembno vedeti, kakšne so napake pri napovedih in zanimivo jih je med seboj primerjati. Kot glavni indikator meritve napake napovedi sem uporabljal povprečno kvadratno napako napovedi (MSE), ki je opisana že v poglavju 4.6, za posamezen faktorski model pa jo lahko definiramo kot:

$$MSE = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (e_i^{f_i})^2 \quad (13)$$

e^2 je kvadrat napake napovedi posameznega faktorskega modela, f_i pa oznaka l-tega faktorskega modela.

Poleg povprečne kvadratne napake napovedi sem uporabil še dodaten merilec napake, in sicer koren povprečne kvadratne napake napovedi (RMSE), ki je tudi opisan v poglavju 4.6., ter rMSE (relativna povprečna kvadratna napaka), ki jo izračunamo kot:

$$rMSE = \frac{MSE_{f_i}}{MSE_{AR}} \quad \text{ali} \quad rMSE = \frac{MSE_{RW}}{MSE_{AR}} \quad (14)$$

Pri tem so MSE_{f_i} , MSE_{AR} in MSE_{RW} povprečni kvadrati napak napovedi posameznega faktorskega modela, AR modela ter RW modela. Pri izračunu tako primerjam povprečne kvadratne napake napovedi med posameznimi modeli, z namenom, da bi ugotovil, kateri izmed primerjanih modelov je najboljši iz vidika napake napovedi. Primerjava kazalcev napak napovedi je predstavljena v rezultatih.

6.2 PRIMERJAVA MODELOV

RW model

V svoji analizi faktorski model v osnovi primerjam z dvema modeloma. Prvi je t.i. »benchmark« model naključnega hoda (RW-model; angl. random walk), katerega preprost matematičen zapis je sledeč:

$$y_t = \varepsilon_t \quad (15)$$

$y_t = \Delta \ln x_t$ je odvisna spremenljivka (donos delnice, ki ga želimo napovedovati). Če se cene delnic gibajo po načelu naključnega hoda, potem je RW-model najbolj primeren model za napovedovanje gibanja cen delnic, torej se cen delnic ne da napovedovati bolje s kakšnim drugim modelom oz. z uporabo pretekle informacije. Model RW primerjam z navadnim avtoregresijskim modelom in faktorskim modelom ter ugotavljam, kateri bolje napoveduje cene delnic v izbranem preteklem obdobju, za katerega imam že podatke.

AR modeli

Drugi tip modelov, s katerim primerjam faktorski model, je t.i. AR-model (avtoregresijski model), ki ga lahko preprosto zapišemo:

$$y_{t+h} = \alpha_0 + \alpha_1 y_t + \dots + \alpha_k y_{t-k} + \varepsilon_{t+h} \quad (16)$$

Pri čemer je $y_{t+h} = \ln x_{t+h} - \ln x_t$, saj izhajajoč iz obdobja t napovedujemo neposredno za h obdobjij naprej. AR-model je univariaten avtoregresijski model, v katerem so vse spremenljivke obravnavane simetrično, vključeni so tudi odlogi spremenljivk. AR-model je eden izmed modelov, ki meri soodvisnost med večimi časovnimi serijami, ne vključuje pa faktorjev, kar je glavna razlika v primerjavi s faktorskim modelom. Empirično so AR-modeli slabo napovedovali cene delnic, vseeno jih zaradi primerjalne preglednosti analize vključujem kot drugi »benchmark« model. V rezultatih v Tabeli 1 in 2 ter v Prilogah 6–9 je model označen z bse0. V analizi so vključeni tudi odlogi spremenljivk v avtoregresijskem modelu, in sicer jih je v analizi upoštevanih pri vsakem modelu 12.

Faktorski modeli

Faktorski model je dejansko AR-model, kateremu lahko dodamo še faktorje. Splošen zapis faktorskih modelov v moji analizi je sledeč:

$$y_{t+n} = \alpha_0 + \alpha_1 y_t + \dots + \alpha_k y_{t-k} + \beta_1 f_t + \beta_2 f_{t-1} + \dots + \beta_q f_{t-q} + \varepsilon_{t+n} \quad (17)$$

β_1 je faktorska utež (angl. factor loading) za spremenljivko y za napovedni horizont n . f_t je vektor faktorjev v časovnem obdobju t . Skupno je lahko vključenih do j faktorjev. V mojem primeru sem postavil $j=12$. Dejansko je bilo v analizi generiranih več napovednih faktorskih

modelov z namenom, da bi najbolje napovedoval donose delnic v določenem obdobju. Tisti faktorji, ki so se izkazali za najbolj pomembne v moji analizi in pojasnjujejo kar največ variabilnosti časovnih vrst, so navedeni v rezultatih.

Lahko imamo faktorski model, ki ne vključuje klasičnih regresijskih spremenljivk, lahko jih vključuje le nekaj, obvezno pa vsebuje najmanj en faktor. V osnovi se pri izbiri različnih faktorskih modelov zgledujem po metodologiji, ki sta jo uporabljala v svoji študiji Stock in Watson (2002). V rezultatih v Tabeli 1 in 2 ter v Prilogah 6–9 so ti modeli označeni s fdi_01 in jih je 12, ki imajo v modelu le faktorje. Algebraičen zapis fdi_ modelov je sledeč:

$$\begin{array}{ll}
 fdi_1 & y_{t+n} = a_0 + \beta_1 f_{1t} + \mu_t \\
 fdi_2 & y_{t+n} = a_0 + \beta_1 f_{1t} + \beta_{12} f_{2t} + \mu_t \\
 \vdots & \vdots \\
 fdi_12 & y_{t+n} = a_0 + \beta_1 f_{1t} + \beta_{12} f_{12t} + \mu_t
 \end{array} \tag{18}$$

Dinamični faktorski modeli na podlagi BIC kriterija

V analizo sem vključil tudi dinamične modele na podlagi Bayesijskega informacijskega kriterija (angl. Bayesian information criteria, BIC). BIC je statistični kriterij za izbiro pravega modela pri analizi časovnih vrst. Pri velikem številu spremenljivk in njihovih odlogov v modelu izbere le tiste vrednosti, ki podajo rezultate z najnižjo variabilnostjo. BIC izbira števila odlogov lahko izloči vse odloge in tako dobimo RW model z »driftom«. Prvi so modeli fdia_01, katerih je 12, vključujejo pa tudi spremenljivke, ki jih vsebujejo navadni avtoregresijski modeli ter njihove odloge, ki so izbrani na podlagi BIC kriterija:

$$\begin{array}{ll}
 fdia_1 & y_{t+n} = a_0 + a_1 y_{t-1} + \dots + \alpha_{12} y_{t-1} + \beta_1 f_{1t} + \mu_t \\
 \vdots & \vdots \\
 fdia_12 & y_{t+n} = a_0 + a_1 y_{t-1} + \dots + \alpha_{12} y_{t-1} + \beta_1 f_{1t} + \dots + \beta_{12} f_{12t} + \mu_t
 \end{array} \tag{19}$$

Drugi je fdi_bic model, pri katerem so na podlagi BIC kriterija izbrani posamezni faktorji:

$$y_{t+n} = a_0 + \beta_1 f_{1t} + \dots + \beta_{12} f_{12t} + \mu_t \tag{20}$$

Tretji model vsebuje faktorje na podlagi BIC kriterija, poleg tega pa še odloge z avtoregresijskega modela na podlagi BIC kriterija:

$$y_{t+n} = a_0 + a_1 y_{t-1} + \dots + \alpha_k y_{t-k} + \beta_1 f_{1t} + \dots + \beta_{12} f_{12t} + \mu_t \tag{21}$$

Četrty model vsebuje odloge iz avtoregresijskega modela na podlagi BIC kriterija ter 6 faktorjev ter njihove odloge na podlagi BIC kriterija:

$$y_{t+n} = a_0 + a_1 y_{t-1} + \dots + \alpha_k y_{t-k} + \beta_1^1 f_{1t} + \beta_1^2 f_{1t-1} + \beta_1^q f_{1t-q} + \dots + \beta_6^1 f_{6t} + \dots + \beta_6^q f_{6t-q} + \mu_t \quad (22)$$

Pri vsakem dinamičnem faktorskem modelu (razen pri četrtem) sem upošteval 12 odlogov, ki pa jih je program Gauss na podlagi BIC kriterija pri večini modelov izločil. V rezultatih v Tabeli 1 in 2 ter v Prilogah 6–9 bo kasneje razvidno, da podajo dinamični faktorski modeli na podlagi BIC kriterija, ki izloči vse odloge, najboljše napovedne rezultate, kar pa pomeni, da dejansko dobimo RW model s t.i. »driftom«.

6.3 PODATKI

Napredek v informacijski tehnologiji je omogočil akademikom poceni dostop do podatkov za praktično tisoče časovnih vrst za razvita in tudi manj razvita gospodarstva. Tako smo v zadnjih letih pričra kar nekaj poizkusom napovedovanj ekonomskih dejavnikov kot so inflacija, gospodarska rast ali cene delnic, na podlagi številnih časovnih vrst. Čeprav imamo na razpolago veliko število podatkov, pa je ključna za dobro napoved prav izbira oz. selekcija pravih spremenljivk in podatkov.

Podatke sem črpal iz baze Bloomberg, preko programa DataStream, spletne strani Warsaw Stock Exchange⁴ ter spletne strani Yahoo Finance.⁵ Pridobil sem podatke za 50 delnic iz razvitih trgov (ameriških in nemških borz), 50 delnic iz ravijajočega se trga (Poljska), podatke za obrestne mere (EONIA, ZDA državne obveznice, ZDA zakladne menice, obveznice Moody's AAA in BAA, ZDA obrestne mere fiksnih hipotekarnih posojil, dve vrsti SWAPTION), pomembnejše valutne križe (GBP/EUR, CAD/EUR, USD/CHF, USD/AUD, USD/YEN), indeks razvijajočih se držav (angl. emerging markets non-financial index) ter podatke o surovinah (nafta, zlato in srebro) in uvozu nafte ZDA, vse na dnevni bazi. Seznam izbranih delnic, obveznic ter ostalih podatkov je podan v Prilogah 1, 2 in 3. Zakaj ravno 50 delnic za posamezen trg? Gre za naključno izbrano število delnic, vendar sem zadostil zahtevam programa Gauss, ki poda boljše rezultate, ko analizira večje število časovnih vrst, in poda bolj natančne napovedi.

Ker sem skušal napovedovati gibanje cen delnic posebej za razviti trg, in sicer za podjetja Intel (INTC), Apple (APPL), Volkswagen (VOW), Commerzbank (CBK) ter indeksa DAX ter NASDAQ100, sem vzel zato tudi obrestne mere centralnih bank, kjer imajo podjetja sedež. Razlog za izbiro delnic je isti, poleg tega pa sem izbral naključne delnice iz nemških ter ameriških borz, saj sem skušal preveriti ali lahko napovedujem cene izbranih delnic z naključno izbranimi delnicami.

⁴ Warsaw Stock Exchange, Giełda Papierów Wartościowych w Warszawie [<http://www.gpw.pl/index.asp>]

⁵ Spletna stran Yahoo Finance: [<http://finance.yahoo.com/>]

Za poljski trg sem napovedoval cene delnic za podjetji Polska Grupa Farmaceutyczna S.A. in Telekomunikacja Polska ter za Warsaw Index 20. Izbral sem naključne delnice, ki kotirajo na varšavski borzi in skušal napovedovati cene omenejnih delnic.

6.4 IZBIRA DELNIC IN ČASOVNEGA OBDOBJA

Pri izbiri obdobja podatkov o trgovanju sem se odločil pogledati, kako se metoda napovedovanja obnaša v času naraščanja oziroma padanja. Zato sem zbral dnevne podatke zgoraj naštetih spremenljivk za obdobje od 3.1.2000 do 16.11.2007. Izbrano obdobje je dovolj dolgo, da zajema tako obdobje naraščajočega kot tudi padajočega trenda delnic. Podatki za izbrano obdobje so podani za celotno časovno vrsto, kar pomeni, da ni manjkajočih vrednosti v časovni vrsti. Tako sem pri faktorski analizi operiral s t.i. uravnoveženim vzorcem (angl. balanced panel). S tem sem si pri sami analizi poenostavil postopek analize.

Pri izbiri delnic sta bila postavljena dva kriterija, in sicer likvidnost delnice, torej pogostost trgovanja, in dovolj dolgo obdobje pogostega trgovanja z delnico na borzi, ki naj bi znašalo vsaj nekaj let.

Tako za raviti trg kot tudi za razvijajoči se trg sem napovedoval za isti časovni horizont, to je za leto 2007 do 16.11.2007. To obdobje je zanimivo za analizo, saj je zelo volatilno in vsebuje več obdobji naraščanj in padanj tečajev delnic.

6.5 REZULTATI

Iz grafov v Prilogah 4 in 5 (vsebujejo parcialne korelacijske koeficiente med faktorji in posameznimi spremenljivkami), je razvidno, da nekateri faktorji zelo dobro pobirajo dinamiko določenih spremenljivk. Za razviti trg npr. drugi faktor kaže visoko korelacijo v časovni vrsti za spremenljivke 67, 68, 69 (Millicom International Cellular, Monster Worldwide in obseg trgovanja, angl. volume) v višini od 0.47 do 0.75. To pomeni, da določeni faktorji lepo povzemajo inflacijo, ki je v preteklih cenah delnic. Iz primerjave napovedne natančnosti na podlagi MSE pa je možno ugotoviti, da kljub temu da nekateri faktorji dobro povzemajo informacijo o spremembi cene delnic, to ne pomaga pri napovedovanju.

Na koncu Tabel 1 in 2 ter v Prilogah 6–9, so predstavljeni koreni povprečnih kvadratov napak (RMSE) za avtoregresijski model za posamezno delnico, ki zavzemajo vrednosti na intervalu od 0.01 za napovedi indeksa dax (Dax 30) za 1 dan vnaprej pa do 0.064 za pgf (Polska Grupa Farmaceutyczna) za 5 dni vnaprej. Vrednosti RMSE so relativno majhne pri vseh delnicah za vse časovne horizonte, vendar to ne izboljša napovedi, ne glede na model napovedi.

Pomemben kazalnik v analizi je delež pojasnjene variabilnosti cen in sama dekompozicija variance glede na posamezen faktor, ki je prikazana v Tabelah 3 in 4 ter Prilogah 10 in 11.

Tabela 3: Dekompozicija variance in deleži skupne variabilnosti vseh cen v vzorcu za razvite trge

Faktor	Mejen TrR2	Kumulativen TrR2
1	0.073	0.073
2	0.045	0.118
3	0.040	0.158
4	0.038	0.196
5	0.028	0.225
6	0.028	0.253
7	0.018	0.271
8	0.015	0.286
9	0.013	0.299
10	0.013	0.312
11	0.013	0.325
12	0.012	0.337

Vir: Lastni izračuni, 2008.

Tabela 4: Dekompozicija variance in deleži skupne variabilnosti vseh cen v vzorcu za razvijajoči se trg

Faktor	Mejen TrR2	Kumulativni TrR2
1	0.117	0.117
2	0.037	0.155
3	0.030	0.185
4	0.025	0.21
5	0.017	0.227
6	0.017	0.245
7	0.014	0.259
8	0.017	0.276
9	0.016	0.292
10	0.017	0.309
11	0.018	0.327
12	0.016	0.342

Vir: Lastni izračuni, 2008.

Za razviti trg je razvidno, da vsi faktorji skupaj pojasnijo 33,7 % variance, medtem ko pri razvijajočem se trgu ta delež ni bistveno večji, to je 34,2 %. Deleži pojasnjene variance so premajhni, da bi se lahko zanašali na pojasnjevanje variabilnosti v časovni vrsti, zato lahko iz tega sklepamo, da so oboji trgi učinkoviti. Res je, da pri posameznih časovnih vrstah določeni faktorji pojasnijo tudi precej večje deleže variance (Priloga 10 in 11; npr. za razvite trge pri nas100v kumulativno vseh 12 faktorjev pojasni kar 77,8 % variabilnosti, pri pum 71,3 %, pri siev in sndk 88,5 %; za razvijajoče trge za wigbanki 65,6 %, pgfv 60,9 % itd.), vendar to za napovedi ne pomeni veliko. Pri samih napovedih je bolj pomembna napaka napovedi in napovedna moč kot pa delež pojasnjene variance.

Glede na napovedni horizont, torej napovedi za cene delnic za 1, 3 in 5 dni vnaprej, so rezultati napovedi za razviti trg in razvijajoči se trg za 1 dan vnaprej podani v Tabeli 1 in 2. Za napovedni horizont za 3 in 5 dni vnaprej za oba trga so rezultati podani v Prilogah 6–9. Predstavljeni so relativni povprečni kvadrati napak napovedi za posamezen model za delnice, katerih donose sem napovedoval. Faktorski modeli, ki vključujejo tudi avtoregresijski del, so označeni s *fdiar_01*, skupaj jih je 12, prav toliko kot faktorskih modelov, ki vključujejo le faktorje in so označeni s *fdi_01*. Model naključnega hoda (RW) je označen z *rw*. V analizo sem vključil tudi modele na podlagi BIC kriterija, ki imajo oznako *bic_f* na koncu oznake napovednega modela. Ti modeli vključujejo pri napovedih kriterij optimalnega števila odlogov, ki je največkrat v modelih kar nič. Pri faktorskem in avtoregresijskem modelu tako ostane samo konstanta, to pa niti ni več faktorski oz. AR model, ampak t.i. RW model z »driftom«.

Tabela 1: Relativni povprečni kvadrati napak napovedi ter napovedi spremenljivk za razvite trge za 1 dan vnaprej za faktorski model, AR model ter »random walk« model (napovedi za Nasdaq100, Dax30, Intel, Apple, Commerzbank ter Volkswagen)

Napoved	dax	nas100	appl	cbk	intc	vow
bse0	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)
rw	1.93 (0.33)	2.08 (0.46)	1.94 (0.52)	2.03 (0.38)	1.97 (0.35)	1.88 (0.47)
fdiarlag_bic_f	1.00 (0.00)	0.99 (0.06)	1.00 (0.00)	0.99 (0.01)	1.02 (0.01)	1.08 (0.03)
fdiar_bic_f	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	0.99 (0.01)	1.02 (0.01)	1.08 (0.03)
fdi_bic_f	1.00 (0.00)	1.00 (0.02)	1.00 (0.00)	0.99 (0.01)	1.02 (0.01)	1.06 (0.03)
fdiar_01	1.00 (0.00)	1.01 (0.00)	1.00 (0.00)	0.99 (0.01)	1.02 (0.01)	1.08 (0.03)
fdiar_02	1.00 (0.01)	1.00 (0.01)	1.00 (0.01)	0.99 (0.01)	1.01 (0.01)	1.08 (0.03)
fdiar_03	1.00 (0.01)	1.00 (0.01)	1.00 (0.01)	1.00 (0.01)	1.01 (0.01)	1.09 (0.04)
fdiar_04	1.00 (0.01)	0.99 (0.01)	0.99 (0.01)	1.01 (0.01)	1.01 (0.01)	1.09 (0.04)
fdiar_05	1.01 (0.02)	0.99 (0.01)	1.00 (0.01)	1.01 (0.01)	1.01 (0.02)	1.09 (0.04)
fdiar_06	1.01 (0.02)	1.02 (0.02)	1.00 (0.02)	1.01 (0.02)	1.01 (0.02)	1.09 (0.04)
fdiar_07	1.02 (0.02)	1.02 (0.02)	1.01 (0.02)	1.02 (0.02)	1.02 (0.02)	1.09 (0.04)
fdiar_08	1.02 (0.02)	1.05 (0.03)	1.01 (0.02)	1.02 (0.02)	1.03 (0.02)	1.08 (0.03)
fdiar_09	1.02 (0.02)	1.05 (0.03)	1.02 (0.02)	1.03 (0.02)	1.03 (0.02)	1.09 (0.04)
fdiar_10	1.02 (0.02)	1.05 (0.03)	1.02 (0.02)	1.04 (0.02)	1.03 (0.02)	1.10 (0.04)
fdiar_11	1.02 (0.02)	1.06 (0.03)	1.03 (0.02)	1.04 (0.03)	1.04 (0.02)	1.09 (0.04)
fdiar_12	1.03 (0.02)	1.06 (0.03)	1.03 (0.02)	1.04 (0.03)	1.04 (0.02)	1.09 (0.04)
fdi_01	1.00 (0.00)	1.01 (0.02)	1.00 (0.00)	0.99 (0.01)	1.02 (0.01)	1.06 (0.03)
fdi_02	1.00 (0.01)	1.00 (0.02)	1.00 (0.01)	0.99 (0.01)	1.01 (0.01)	1.06 (0.03)
fdi_03	1.00 (0.01)	1.00 (0.02)	1.00 (0.01)	1.00 (0.01)	1.01 (0.01)	1.07 (0.03)
fdi_04	1.00 (0.01)	0.99 (0.02)	0.99 (0.01)	1.01 (0.01)	1.01 (0.01)	1.08 (0.03)
fdi_05	1.01 (0.02)	0.98 (0.02)	1.00 (0.01)	1.01 (0.01)	1.01 (0.02)	1.08 (0.03)
fdi_06	1.01 (0.02)	1.01 (0.03)	1.00 (0.02)	1.01 (0.02)	1.01 (0.02)	1.08 (0.03)
fdi_07	1.02 (0.02)	1.01 (0.03)	1.01 (0.02)	1.02 (0.02)	1.02 (0.02)	1.08 (0.03)
fdi_08	1.02 (0.02)	1.04 (0.04)	1.01 (0.02)	1.02 (0.02)	1.03 (0.02)	1.07 (0.03)
fdi_09	1.02 (0.02)	1.04 (0.03)	1.02 (0.02)	1.03 (0.02)	1.03 (0.02)	1.08 (0.03)
fdi_10	1.02 (0.02)	1.04 (0.03)	1.02 (0.02)	1.04 (0.02)	1.03 (0.02)	1.08 (0.03)
fdi_11	1.02 (0.02)	1.05 (0.04)	1.03 (0.02)	1.04 (0.03)	1.04 (0.02)	1.08 (0.03)
fdi_12	1.03 (0.02)	1.05 (0.04)	1.03 (0.02)	1.04 (0.03)	1.04 (0.02)	1.08 (0.03)
RMSE AR Modela	0.01	0.012	0.024	0.016	0.016	0.017

Vir: Lastni izračuni, 2008.

Tabela 2: Relativni povprečni kvadrati napak napovedi ter napovedi spremenljivk za razvijajoče se trge za 1 dan vnaprej za faktorski model, AR model ter »random walk« model (napovedi za Polska Grupa Farmaceutyczna S.A., Telekomunikacija Polska, Warsaw Index 20)

Napoved	wigbanki	pgf	tpsa
bse0	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)
rw	2.09 (0.36)	2.15 (0.76)	2.14 (0.41)
fdiarlag_bic_f	0.99 (0.01)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)
fdiar_bic_f	0.99 (0.01)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)
fdi_bic_f	0.99 (0.01)	1.00 (0.01)	1.00 (0.00)
fdiar_01	0.99 (0.01)	0.99 (0.01)	1.00 (0.00)
fdiar_02	0.99 (0.01)	0.99 (0.01)	1.00 (0.00)
fdiar_03	1.00 (0.01)	0.99 (0.01)	1.00 (0.01)
fdiar_04	0.99 (0.01)	0.99 (0.01)	1.00 (0.01)
fdiar_05	0.99 (0.01)	0.99 (0.01)	1.00 (0.01)
fdiar_06	1.00 (0.01)	0.99 (0.01)	1.00 (0.01)
fdiar_07	1.00 (0.01)	0.99 (0.01)	1.00 (0.01)
fdiar_08	0.99 (0.01)	0.99 (0.01)	1.00 (0.01)
fdiar_09	0.99 (0.01)	0.99 (0.01)	1.00 (0.01)
fdiar_10	0.99 (0.01)	0.99 (0.01)	1.01 (0.01)
fdiar_11	1.00 (0.01)	0.99 (0.01)	1.01 (0.01)
fdiar_12	1.00 (0.01)	1.00 (0.01)	1.01 (0.01)
fdi_01	0.99 (0.01)	1.00 (0.01)	1.00 (0.00)
fdi_02	0.99 (0.01)	1.00 (0.01)	1.00 (0.00)
fdi_03	1.00 (0.01)	1.00 (0.01)	1.00 (0.01)
fdi_04	0.99 (0.01)	1.00 (0.01)	1.00 (0.01)
fdi_05	0.99 (0.01)	1.00 (0.01)	1.00 (0.01)
fdi_06	1.00 (0.01)	1.00 (0.01)	1.00 (0.01)
fdi_07	1.00 (0.01)	1.00 (0.01)	1.00 (0.01)
fdi_08	0.99 (0.01)	1.00 (0.01)	1.00 (0.01)
fdi_09	0.99 (0.01)	1.00 (0.01)	1.00 (0.01)
fdi_10	0.99 (0.01)	1.00 (0.01)	1.01 (0.01)
fdi_11	1.00 (0.01)	0.99 (0.01)	1.01 (0.01)
fdi_12	1.00 (0.01)	0.99 (0.01)	1.01 (0.01)
RMSE AR Modela	0.016	0.032	0.02

Vir: Lastni izračuni, 2008.

Izbrano število odlogov (12) ni bistveno izboljšalo napovedanih vrednosti, saj program Gauss pri analizi večinoma ni upošteval teh vrednosti oz. jih je izločil glede na BIC kriterij prevelikega odstopanja od vrednosti v časovni seriji.

V Tabeli 1 lahko vidimo, da je napoved RW modela za nas100 (Nasdaq100) za 1 dan vnaprej za 108 % slabša (vrednost 2.08) glede na relativno povprečno napako napovedi. Če to primerjam z napovedjo z avtoregresijskim modelom za nas100 za 1 dan vnaprej, ki ima najslabšo napoved, to je za 6 % slabšo, ugotovim, je da RW model slabši pri napovedi. Tudi faktorski model da najslabšo napoved za nas100 za 1 dan vnaprej le »3 %« slabšo glede na kazalnik relativne povprečne napake. Vseeno pa sta faktorski in avtoregresijski model slaba pri napovedovanju v povprečju, saj skoraj noben model ne poda dobre napovedi. Najboljše

napovedi poda faktorski model z nič odlogi, kar pomeni, da so pri napovedih izločeni vsi odlogi spremenljivk, tako dobimo »RW« model z driftom. Zato lahko povzamem, da je najboljši model za napovedovanje, glede na natančnosti napovedi (MSE), model RW s popravkom, imenovanim »drift«. Po RW modelu z »driftom« cene delnic nihajo okrog neke trendne stopnje rasti, odkloni okrog tega trenda pa so nenapovedljivi oz. popolnoma slučajni. Modificiran RW model (model naključnega hoda z »driftom«) je najboljši, ker ima najmanjšo napako pri napovedovanju v povprečju. Algebraična izpeljava modela naključnega hoda z »driftom« je sledeča:

$$\text{RW:} \quad \Delta x_t = \varepsilon_t \quad \Rightarrow \quad x_t = x_{t-1} + \varepsilon_t \quad \Rightarrow \quad x_t = x_0 + \sum_{i=1}^t \varepsilon_i \quad (23)$$

$$\text{RW z »driftom«:} \quad \Delta x_t = a + \varepsilon_t \quad \Rightarrow \quad x_t = x_{t-1} + a + \varepsilon_t = (x_{t-2} + a + \varepsilon_{t-1}) + a + \varepsilon_t \quad (24)$$

$$x_t = x_0 + at + \sum_{i=1}^t \varepsilon_i \quad (25)$$

Seveda so se pri analizi pojavile tudi izjeme. Pri napovedovanju za nas100 za 3 dni vnaprej (Priloga 6) je model `fdiarlag_bic_f` podal najmanjšo napako napovedi, kar za 21 % boljši glede na relativen povprečen kvadrat napake. Pri različnih napovednih horizontih je možno opaziti še nekaj takih »izjemnih« napovedi, vendar so to bolj izjeme, zato jim ne dajem bistvene teže pri dobljenih rezultatih.

Rezultati posredno potrjujejo hipotezo o informacijsko učinkovitih trgih kapitala. Glede na deleže pojasnjene variance časovnih vrst ter vrednosti relativnih povprečnih kvadratov napak napovedi lahko trdim, da so učinkoviti tako nemški in ameriški trg kot tudi poljski trg.

7 SKLEP

Napovedovanje cen delnic na kapitalskem trgu je zaradi njegove učinkovitosti zahtevna naloga, saj je gibanje tečajev delnic, glede na rezultate moje analize, povsem naključno. Čeprav obstajajo zgodovinski empirični dokazi, ki temu nasprotujejo, saj kažejo na določene tržne anomalije, katere je možno zaznati kot ponavljajoče se vzorce cenovnih gibanj vrednostnih papirjev, sem v diplomskem delu dokazal, da so trgi (razviti ter tudi razvijajoči se) učinkoviti ter da se cene delnic gibajo po načelu naključnega hoda. Anomalije spretni vlagatelj sicer lahko izkorišča na krajši rok ter tako dosega nadpovprečne donose v primerjavi z ostalimi udeleženci na kapitalskem trgu, vendar na podlagi moje analize to ni možno početi na dolgi rok.

Faktorski modeli sicer dobro povzemajo dinamiko cen v preteklosti, vendar pa se pri samih napovedih izkažejo kot slabi. S faktorskim modelom ni mogoče izboljšati napovedne

natančnosti v primeru napovedovanja nestacionarne časovne vrste, kot so npr. donosi delnic. Posredno z rezultati analize potrjujem informacijsko učinkovitost trgov.

Potrebno se je zavedati dejstva, da dejanske vrednosti v prihodnosti nikoli ne bodo enake napovedanim. Pri investiranju v delnice moramo zato vedno uporabiti lastne izkušnje, mnenja drugih, intuicijo in vse ostale informacije, ki so nam na voljo, saj faktorski model nima boljše napovedne natančnosti kot model naključnega hoda, čeprav nekateri faktorji pokažejo napovedno moč.

Napovedane vrednosti donosov delnic faktorskega modela ne moremo na splošno uporabiti pri ugotavljanju smotrnosti nakupa neke delnice, zato napovedi faktorskega modela ne morejo biti temelj investicijske odločitve. Končni sklep je, da so sistemi za napovedovanje na osnovi faktorskega modela neučinkoviti pri opravljanju funkcije napovedovanja. Faktorski model ne nudi dodatne informacije pri podpori za odločanje.

V diplomskem delu nisem skušal iskati kratkoročnih napovednih horizontov, ki bi omogočali izkoriščanje posameznih tržnih anomalij za doseganje nadpovprečnih donosov. To je nedvomno stvar nadaljnjih raziskav in prav možno je, da bi z analizo kratkoročnih obdobij (tedenskih, dvotedenskih) ali s testiranjem posameznih anomalij prišel do rezultatov, ki bi dali boljše napovedi. S tem bi morda lahko dobil bolj natančne rezultate, ki bi bili koristni pri odločitvah za trgovanje z delnicami. Drug razlog, ki bi lahko spremenil dobljene rezultate, je število izbranih delnic in konkretne izbrane delnice. Obstaja verjetnost, da bi ob vnosu večjega števila delnic lahko dobil bolj natančne napovedi, vsekakor pa je to možnost za nadaljne raziskave.

8 LITERATURA

1. Banerjee Anindya, Marcellino Massimiliano, Masten Igor: Forecasting Macroeconomic Variables for the Acceding Countries. IGIER, 2004, 260, 40 str.
2. Banz R.W.: The Relationship Between Return and Market Value of Common Stocks. *Journal of Financial Economics*, 1981, 9, str. 3–18.
3. Bodie Zvi, Kane Alex, Marcus Alan J.: *Investments*. Boston : McGraw-Hill/Irwin, 2005. 1090 str.
4. Campbell Y. John, Thompson B. Samuel: Predicting Excess Stock Returns Out of Sample: Can Anything Beat the Historical Average? 2007. 31 str.
5. Deistler Manfred, Hamann Eva: Identification of Factor Models for Forecasting Returns. *Journal of Financial Econometrics*, 2005, 2, str. 256–281.
6. Deželan Silva: Učinkovitost trga kapitala: teorija, empirične raziskave in primer Slovenije. Magistrsko delo. Ljubljana : Ekonomska fakulteta, 1996. 104 str.
7. Dharan G. Bala, Ikenberry L. David: The Long-Run Negative Drift of Post-Listing Stock Returns. *The Journal of Finance*, 50 (1995), 5, str. 1547–1574.
8. Döpke Jörg, Hartmann Daniel, Pierdzioch Christian: Real-time macroeconomic data and ex ante predictability of stock returns. *Detusche Bundesbank, Discussion Paper Series 1: Economic Studies*, 2006. 64 str.
9. Fama F. Eugene: Efficient Capital Markets: A review of Theory and Empirical Work. *Journal of Finance*, 25 (1970), 2, str. 383–418.
10. Fama F. Eugene, French R. Kenneth: The Cross-Section of Expected Stock Returns. *The Journal of Finance*, Izdaja 47 (1992), 2, str. 427–465.
11. Fama F. Eugene: Random Walks in Stock Market Prices. *Financial Analysts Journal*, Charlottesville, 51 (1995), 1, str. 75–81.
12. Forni Mario, Hallin Marc, Lippi Marco, Reichlin Lucrezia: The Generalized Dynamic Factor Model: Identification and Estimation. *Review of Economics and Statistics*, 82 (2000), 4, str. 540–554.
13. French R. Kenneth: Stock Returns and the Weekend Effect. *Journal of Financial Economics*, 1980, 8, str. 55–69.

14. Fulgosi Ante: Faktorska analiza. 3. izd. Zagreb : Školska knjiga, 1988. 367 str.
15. Granger W.J. Clive, Timmermann Allan: Efficient market hypothesis and forecasting. International Journal of Forecasting, 2004, 20, str. 15– 27.
16. Gujarati N. Damodar: Basic Econometrics. 3. izdaja. New York : McGraw – Hill, 1995. 838 str.
17. Guo Hui, Savickas Robert: Understanding stock return predictability. Federal reserve bank of St. Louis, Research division, 2006. 60 str.
18. Hanke E. John, Reitsch G. Arthur: Business forecasting. 5. izd. Upper Saddle River: Prentice Hall, 1999. 842 str.
19. Hellstrom Thomas: A Random walk through the stock market. Umea (Švedska): Umea University, 1998. 129 str.
20. Hsieh A. David: The Statistical Properties of Daily Foreign Exchange Rates: 1974 – 1983. Journal of International Economics, 1988, 24, str. 129 – 145.
21. Ikenberry David, Lakonishok Josef, Vermaelen Theo: Market underreaction to open market share repurchases. Journal of Financial Economics, 39 (1995), 2, str. 181–208.
22. Isard Peter: Exchange Rate Economics. Cambridge : Cambridge University Press, 1995. 275 str.
23. Jerovšek Aljoša: Delnice – analize, strategije, špekulacije, davki. Ljubljana : First, 1991. 196 str.
24. Keran W. Michael: Expectations, money and the Stock Market. Review of the Federal Reserve Bank of St. Louis, St.Louis, 1971, 1, str. 20–31.
25. Loughran Tim, Ritter Jay: Why Don't Issuers get Upset about Leaving Money on the Table in IPOs?. Review of Financial Studies, 2002, 15, str. 413–443.
26. Lukič Borut: Uporaba nevronske mreže za napovedovanje tečajev vrednostnih papirjev. Diplomski naloga. Ljubljana : Ekonomska fakulteta, 2003. 44 str.
27. Malkiel Burton G.: The efficient market hypothesis and its critics. The Journal of Economic Perspectives, 2003, 17, str. 59–82.

28. Marcellino Massimiliano, Stock H. James, Watson W. Mark: Macroeconomic forecasting in the Euro area: Country specific versus area-wide information. *European Economic Review*, 1 (2003), 47, str. 1–18.
29. Markowitz Harry M.: Market efficiency: A Theoretical Distinction and so what?. *Financial Analysts Journal*, 61 (2005), 5, str. 17–30.
30. Masters Timothy: *Neural, Novel&Hybrid Algorithms for Time Series Prediction*. New York : John Wiley&Sons, 1995. 514 str.
31. Mitchell Tom: *Machine learning*. New York : McGraw Hill, 1997. 414 str.
32. Mramor Dušan: *Teorija poslovnih financ*. Ljubljana : Ekonomska fakulteta, 2002. 191 str.
33. Quenouille H. Maurice: The Joint Distribution of Serial Correlation Coefficients. *Annals of Mathematical Statistics*. B.k.: Institute of Mathematical Statistics, 1949, 20, str. 561–671.
34. Pring Martin J.: *Technical analysis explained*. New York (N.Y.) : McGraw-Hill Inc., 2002. 641 str.
35. Prohaska Zdenko: *Finančni trgi*. Ljubljana : Ekonomska fakulteta, 1999. 205 str.
36. Reinganum M. R.: *The Size Effect: Evidence and Potential Explanations, Investing in Small-Cap and Microcap Securities*. New York : Association for Investment Management and Research, 1997, 2, str 27–45.
37. Rozeff, M.S. and W. R. Kinney: Capital Market Seasonality: The Case of Stock Returns. *Journal of Financial Economics*, 1976, 3, str. 379–402.
38. Satchell Stephen: *Forecasting Expected Returns in the Financial Markets*. 1. izd. London: Academic Press, 2007. 304 str.
39. Shiller J. Robert: *Human Behavior and the Efficiency of the Financial System*. Yale University, 1999, 1, 34 str.
40. Shiller J. Robert: *From Efficient Market Theory to Behavioral Finance*. Yale University, 2002, 40, str. 793-805.
41. Shiller J. Robert: *Behavioral Economics and Institutional Innovation*. Yale University, 2005, 4, 24 str.

42. Sharpe F. William, Rowley Ian, Capaul Carlo: International Value And Growth Stock Returns. *Financial Analysts Journal*, 49 (1993), 1, str. 27–36.
43. Shleifer Andrei: Inefficient markets: An introduction to behavioural finance. *Journal of Institutional and Theoretical Economics JITE*, 2002, str. 369–374.
44. Söderlind Paul: Predicting Stock Price Movements: Regressions versus Economists. *Journal of Economic Literature*, G12, 2007. 11 str.
45. Stock H. James, Watson W. Mark: Forecasting inflation. *Journal of Monetary Economics*. 2 (1999), 44, str. 293–335.
46. Stock H. James, Watson W. Mark: Macroeconomic Forecasting Using Diffusion Indexes. *Journal of Business and Economic Statistics*, 20, 2002, str. 147–162.
47. Šmigič Dragan: Uporaba metod strojnega učenja pri analizi vrednostnih papirjev. Magistrsko delo. Ljubljana : Ekonomska fakulteta, 2006. 88 str.
48. Thaler H. Richard: The Relevance of Quasi-Rationality in Competitive Markets. *Quasi-Rational Economics*: Russell Sage Foundation, 1994, str. 239–258.
49. Tversky Amos, Kahneman Daniel: Rational choice and the framing of decisions. *Journal of Business*, 1986, 59, str. 251–278.
50. Witten H. Ian, Eibe Frank: *Data mining*. San Francisco : Morgan Kaufman Publishers, 2000. 337 str.
51. Yule Udny G.: On a method of investigating periodicities in disturbed series, with special reference to Wolfer's sunspot numbers. *Philosophical transactions of the royal society of london*, London, 1927. A, 226, Harrison and Sons, London, 1927. str. 267–297.

9 VIRI

1. Achelis B. Steven: *Technical analysis from A to Z*. [URL:<http://www.equis.com/Education/TAAZ/>], 2. 12. 2007.
2. Bloomberg. [URL: <http://www.bloomberg.com/markets/rates/>], 18.12.2007.
3. Datastream. [URL: <http://www.datastream.com/>], 19.12.2007.

4. Hellstrom Thomas: Optimizing the sharpe ratio for a rank based trading system. [URL: <http://www.cs.umu.se/~thomas>], 10. 10. 2007.
5. Reuters [URL: <http://www.reuters.com/>], 12.11.2007.
6. Russel S. Philip, Torbey M. Violet: The Efficient Market Hypothesis on Trial: A Survey. [URL: <http://www.westga.edu/~bquest/2002/market.htm>], 10.11.2007.
7. Schaeffer Bernie, Johnson Christopher: Expectational Analysis. [URL: http://www.wsaccess.com/b_trader-trading.htm], 18.12.2007.
8. Spletna stran z zgodovinskimi podatki o vrednosti delniških indeksov, Yahoo Finance. [URL: <http://finance.yahoo.com>], 15.12.2007.
9. Veliki angleško-slovenski slovar, Asp32. Elektronska izdaja v1.0, Amebis d.o.o.
10. Warsaw stock exchange, Giełda Papierów Wartościowych w Warszawie. [URL: <http://www.gpw.pl/index.asp>], 15.2.2008.

10 PRILOGE

Priloga 1: Seznam delnic in okrajšav v Nemčiji in ZDA (razviti trg)

V analizi je bil pri vseh delnicah uporabljen tudi obseg trgovanja (angl. volume). Pri oznakah posameznih delnic je to razvidno pri dodani črki »v« na koncu simbola (npr. pri delnici Apple (simbol »appl«) je obseg trgovanja z delnico Apple označen z »applv«.

adbe	Adobe Systems
ads	Adidas
alv	Allianz
amzn	Amazon
apol	Apollo Group
appl	Apple
aro	Arcandor
atvi	Activision
bay	Bayer
bhs	Curanum
brcm	Broadcom Corporation
cbk	Commerzbank
ceph	Cephalon
con	Continental
dish	Dish Network Corporation
dte	Deutsche Telekom
ebay	Ebay
ea	E.ON
epc	Epcos
flex	Flextronic International
fwlt	Foster Wheeler
gmm	Grammer
hen	Henkel
holx	Hologic
hsic	Henry Schein
inh	Indus Holding
intc	Intel Corporation
iwk	Kuka
lha	Lufthansa
lin	Linde
lrcx	LAM Research Corporation
man3	Man
meo	Metro
micc	Millicom International Cellular
mnst	Monster Worldwide
mrk	Merck
msft	Microsoft Corporation
muv2	Muench Rueckvers
nvda	Nvidia Corporation
orcl	Oracle Corporation
petm	Petsmart
pum	Puma
qcom	Qualcomm
sap	Sap

saz	Stada Arzneimittel
sbux	Starbucks Corporation
sie	Siemens
sndk	Sandisk Corporation
spls	Staples
symc	Symantec Corporation
teva	Teva Pharmaceutical Insutristries
tka	Thyssenkrupp
tui1	Tui
vow	Volkswagen
yhoo	Yahoo

Vir: NYSE, Finance Yahoo

Priloga 2: Seznam delnic in okrajšav na Poljskem (ravijajoči se trg)

abg	Abg Spin
advadis	Advanced Distribution Solutions
agora	Agora
alchemia	Alchemia
alma	Alma Market
amica	Amica Wronki
ampli	Ampli
apator	Apator
bedzin	Elektrociepwnia Bedzin
best	Best S.A.
bos	Bank Ochrony Brodowiska
bre	BRE Bank
css	Cersanit
dz0108	Obveznica skarbowa, nominalna vrednost 1000, 3 letna
echo	Echo Investment
elzab	Zaklady Urzedze komputerowych Elzab
enap	Energoaparatura
ferrum	Ferrum
foksal	Narodowy Fundusz Inwestycyjny Foksal
kable	NKT Cables
kety	Grupa Kety
kghm	KGHM Polska Mied SA
kopex	Kopex
lzps	Ubelskie Zaklady Przemysku Skerzanego Protektor S.A.
magna	Narodowy Fundusz Inwestycyjny Magna
midas	Narodowy Fundusz Inwestycyjny Midas
mieszko	Zaklady Przemysku Cukierniczego Mieszko
mni	MNI
muza	Muza
nfi	Fund.1 Pierwszy Narodowy Fundusz Inwestycyjny
octava	Narodowy Fundusz Inwestycyjny Octava
orbis	Oorbis
paged	Paged
pgf	Polska Grupa Farmaceutyczna S.A.
polna	Zaklady Automatyki Polna
pro	Narodowy Fundusz Inwestycyjny Progress
relpol	Relpol
remak	Przedsilbiorstwo Modernizacji Urzedzel Energetycznych Remak

sanok	Sanockie Zaklady Przemystu Gumowego Stoil Sanok
sanwil	Sanwil
skotan	Skotan
stormm	Stormm
tim	TIM
tpsa	Telekomunikacja Polska
triton	Triton Development
tup	TUP
ulma	Ulma constructction Polska
vict	5 Narodowy Fundsz Inwestycyjny Victoria
wig20	Warsaw Index Gielda 20
wigbanki	Warsaw Index Gielda – Bančni sektor
yawal	Yawal
zach	Zachodni Fundsz Inwestycyjny NFI
zeg	Zaklad Elektroniki Gorniczej (ZEG) S.A.

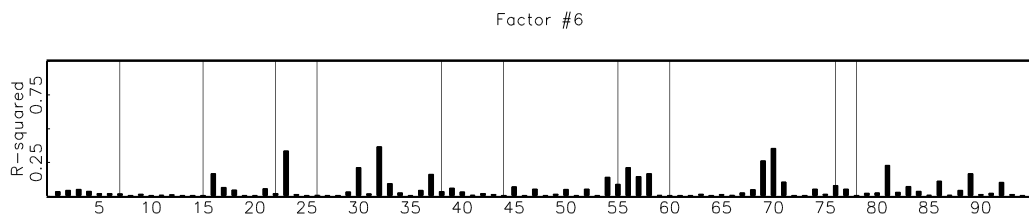
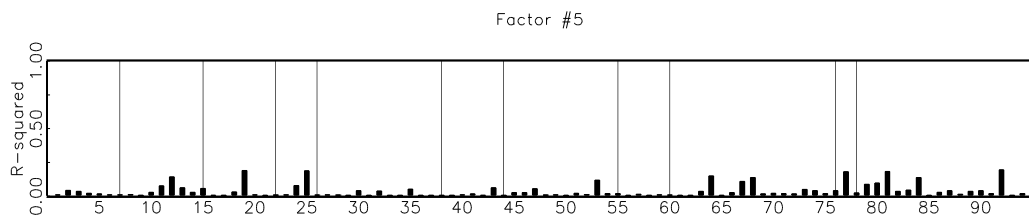
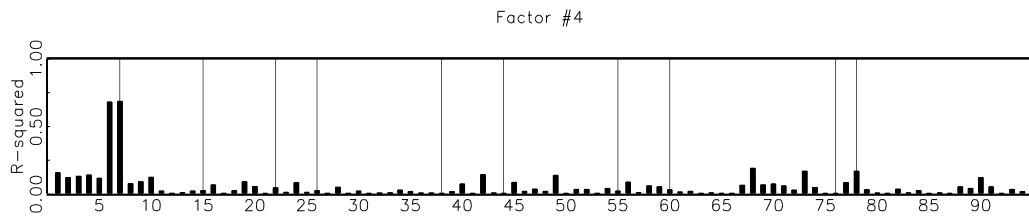
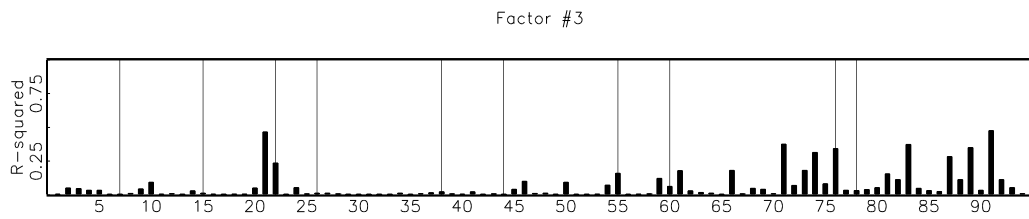
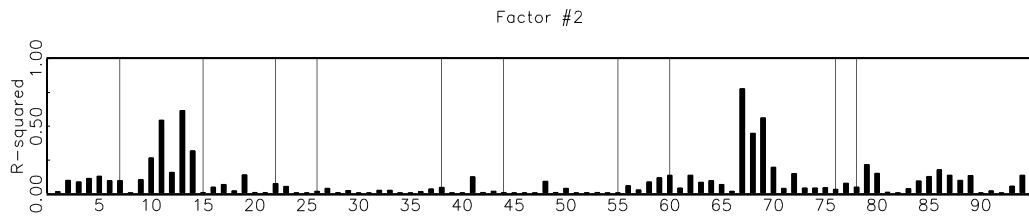
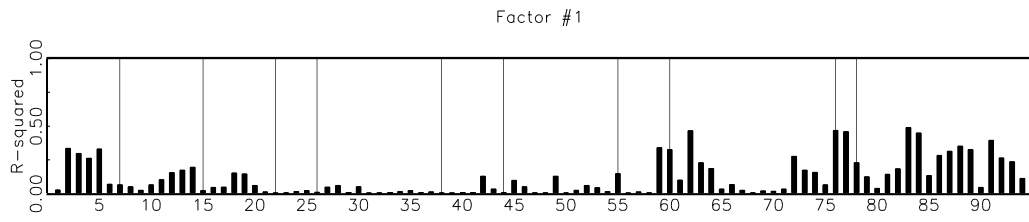
Vir: Warsaw stock exchange

Priloga 3: Seznam drugih uporabljenih spremenljivk v analizi

bonda	USA Corporate bond Moody's AAA – middle rate
bondba	USA Corporate bond Moody's BAA – middle rate
cadeur	Canadian Dollar/Euro
dax	DAX30 index
euribor	Euro vs euribor 3 months forward 1 year swaption – implied volume
emrgindx	Emerging Markets Non-financial Price Index
eonia	Euro Overnight Index Average (EONIA) – offered rate
frkbank	1 month Frankfurt banks – middle rate
gbpeur	British pound/Euro
gold	Gold
mortg	USA Conventional fixed mortgages – middle rate
nas100	NASDAQ100 index
oilb	Crude Oil Brent
oilusim	USA Oil imports
silver	Silver
sw1yr	SWAPTION 1year USA 3months forward
tbill3m	USA Treasury bill 3 month – middle rate
treas2yr	USA Treasuries benchmark 2 year spread over – middle rate
usdaud	American Dollar/Australian Dollar
usdchf	American Dollar/Swiss Frank
usdyen	American Dollar/ Japanese Yen
usfundef	USA Federal funds /effective) – middle rate

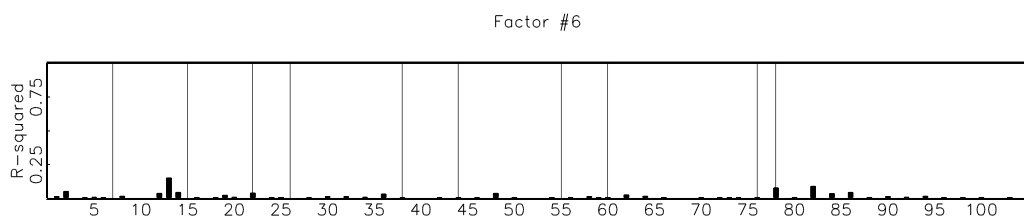
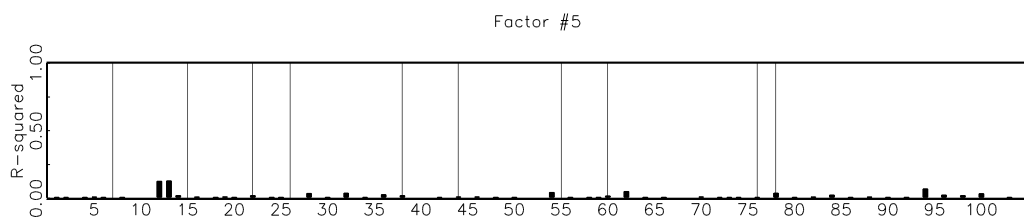
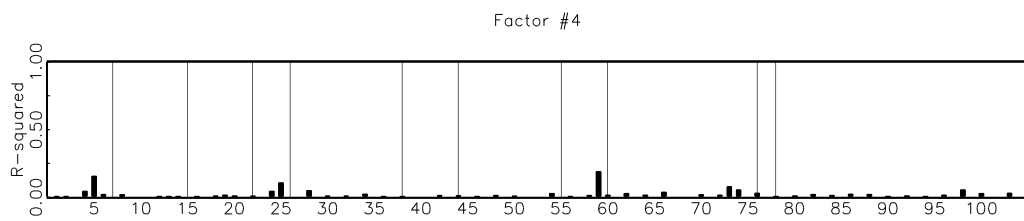
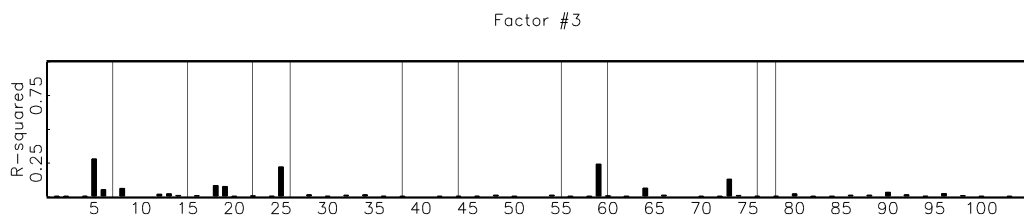
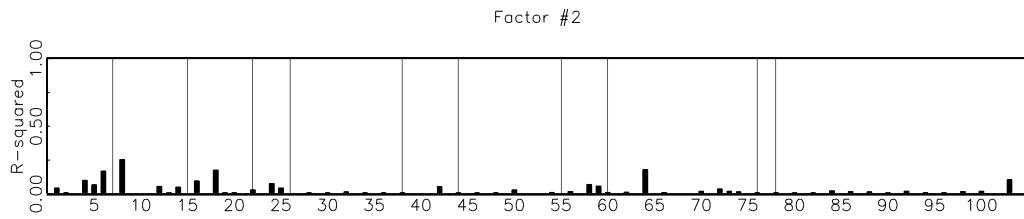
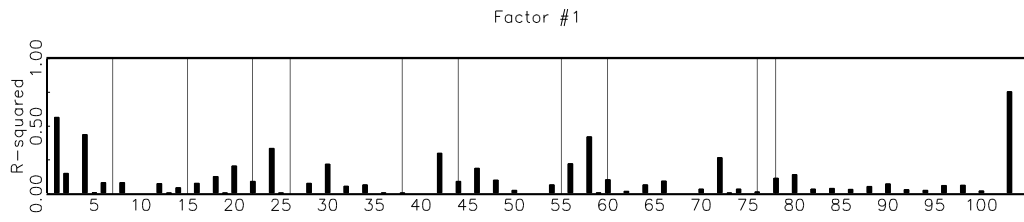
Vir: Bloomberg, Datastream

Priloga 4: Parcialni korelacijski koeficienti med posameznim faktorjem in napovedovano spremenljivko za razviti trg, faktorji 1–6



Vir: Lastni izračuni, 2008.

Priloga 5: Parcialni korelacijski koeficienti med posameznim faktorjem in napovedovano spremenljivko za razvijajoči se trg, faktorji 1–6



Vir: Lastni izračuni, 2008.

Priloga 6: Relativni povprečni kvadrati napak napovedi ter napovedi spremenljivk za razvite trge za 3 dni vnaprej za faktorski model, AR model ter »random walk« model (napovedi za Nasdaq100, Dax30, Intel, Apple, Commerzbank ter Volkswagen)

Napoved	dax	nas100	appl	cbk	intc	vow
bse0	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)
rw	2.09 (0.48)	2.06 (0.56)	2.08 (0.58)	2.17 (0.54)	1.97 (0.38)	2.07 (0.51)
fdiarlag_bic_f	1.00 (0.00)	0.79 (0.13)	1.00 (0.00)	1.00 (0.01)	1.00 (0.00)	1.04 (0.04)
fdiar_bic_f_01	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	1.00 (0.01)	1.00 (0.00)	1.04 (0.04)
fdi_bic_f_01	1.00 (0.00)	1.00 (0.01)	1.00 (0.00)	1.00 (0.01)	1.00 (0.00)	1.03 (0.02)
fdiar_01	1.00 (0.00)	1.00 (0.01)	1.01 (0.01)	1.00 (0.01)	1.01 (0.01)	1.04 (0.04)
fdiar_02	1.00 (0.00)	1.00 (0.01)	1.01 (0.01)	1.01 (0.01)	1.01 (0.01)	1.04 (0.04)
fdiar_03	1.00 (0.01)	1.00 (0.01)	1.01 (0.01)	1.01 (0.01)	1.02 (0.01)	1.05 (0.04)
fdiar_04	1.00 (0.00)	1.01 (0.01)	1.01 (0.01)	1.01 (0.01)	1.02 (0.01)	1.06 (0.04)
fdiar_05	1.00 (0.00)	1.01 (0.01)	1.02 (0.01)	1.01 (0.01)	1.01 (0.01)	1.06 (0.04)
fdiar_06	1.00 (0.01)	1.04 (0.02)	1.05 (0.02)	1.01 (0.01)	1.02 (0.01)	1.06 (0.04)
fdiar_07	1.01 (0.01)	1.03 (0.02)	1.05 (0.02)	1.01 (0.01)	1.03 (0.02)	1.06 (0.04)
fdiar_08	1.01 (0.01)	1.03 (0.02)	1.05 (0.02)	1.01 (0.01)	1.03 (0.02)	1.06 (0.04)
fdiar_09	1.01 (0.01)	1.04 (0.02)	1.05 (0.02)	1.02 (0.02)	1.03 (0.02)	1.06 (0.04)
fdiar_10	1.01 (0.01)	1.05 (0.02)	1.06 (0.02)	1.02 (0.02)	1.03 (0.02)	1.07 (0.04)
fdiar_11	1.01 (0.01)	1.05 (0.03)	1.06 (0.03)	1.02 (0.02)	1.03 (0.02)	1.07 (0.04)
fdiar_12	1.01 (0.01)	1.05 (0.03)	1.06 (0.03)	1.02 (0.02)	1.03 (0.02)	1.07 (0.04)
fdi_01	1.00 (0.00)	1.00 (0.01)	1.01 (0.01)	1.00 (0.01)	1.01 (0.01)	1.03 (0.02)
fdi_02	1.00 (0.00)	1.00 (0.01)	1.01 (0.01)	1.01 (0.01)	1.01 (0.01)	1.03 (0.02)
fdi_03	1.00 (0.01)	1.00 (0.01)	1.01 (0.01)	1.01 (0.01)	1.02 (0.01)	1.03 (0.02)
fdi_04	1.00 (0.00)	1.01 (0.01)	1.01 (0.01)	1.01 (0.01)	1.02 (0.01)	1.05 (0.03)
fdi_05	1.00 (0.00)	1.01 (0.01)	1.02 (0.01)	1.01 (0.01)	1.01 (0.01)	1.05 (0.03)
fdi_06	1.00 (0.01)	1.04 (0.02)	1.05 (0.02)	1.01 (0.01)	1.02 (0.01)	1.05 (0.03)
fdi_07	1.01 (0.01)	1.03 (0.02)	1.05 (0.02)	1.01 (0.01)	1.03 (0.02)	1.05 (0.03)
fdi_08	1.01 (0.01)	1.03 (0.02)	1.05 (0.02)	1.01 (0.01)	1.03 (0.02)	1.05 (0.03)
fdi_09	1.01 (0.01)	1.04 (0.02)	1.05 (0.02)	1.02 (0.02)	1.03 (0.02)	1.05 (0.03)
fdi_10	1.01 (0.01)	1.05 (0.02)	1.06 (0.02)	1.02 (0.02)	1.03 (0.02)	1.05 (0.03)
fdi_11	1.01 (0.01)	1.05 (0.02)	1.06 (0.03)	1.02 (0.02)	1.03 (0.02)	1.05 (0.03)
fdi_12	1.01 (0.01)	1.05 (0.02)	1.06 (0.03)	1.02 (0.02)	1.03 (0.02)	1.05 (0.03)
RMSE AR Modela	0.017	0.02	0.041	0.028	0.029	0.029

Vir: Lastni izračuni, 2008.

Priloga 7: Relativni povprečni kvadrati napak napovedi ter napovedi spremenljivk za razvite trge za 5 dni vnaprej za faktorski model, AR model ter »random walk« model (napovedi za Nasdaq100, Dax30, Intel, Apple, Commerzbank ter Volkswagen)

Napoved	dax	nas100	appl	cbk	intc	vow
bse0	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)
rw	2.24 (0.72)	2.12 (0.60)	1.71 (0.42)	2.02 (0.53)	2.03 (0.48)	1.89 (0.43)
fdiarlag_bic_f	1.00 (0.00)	0.72 (0.15)	1.00 (0.00)	1.00 (0.01)	0.92 (0.08)	1.05 (0.03)
fdiar_bic_f	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	1.00 (0.01)	1.00 (0.00)	1.05 (0.03)
fdi_bic_f	1.00 (0.00)	1.00 (0.01)	1.00 (0.00)	1.00 (0.01)	1.00 (0.00)	1.03 (0.02)
fdiar_01	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	1.00 (0.01)	1.00 (0.01)	1.05 (0.03)
fdiar_02	1.00 (0.01)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	1.00 (0.01)	1.00 (0.01)	1.05 (0.03)
fdiar_03	1.01 (0.01)	1.01 (0.00)	1.00 (0.00)	1.00 (0.01)	1.00 (0.01)	1.05 (0.03)
fdiar_04	1.01 (0.01)	1.01 (0.01)	1.00 (0.00)	1.00 (0.01)	1.00 (0.01)	1.05 (0.03)
fdiar_05	1.01 (0.01)	1.02 (0.01)	1.01 (0.01)	1.01 (0.01)	1.00 (0.01)	1.05 (0.04)
fdiar_06	1.02 (0.01)	1.07 (0.03)	1.03 (0.01)	1.00 (0.01)	1.02 (0.02)	1.05 (0.04)
fdiar_07	1.02 (0.01)	1.06 (0.03)	1.03 (0.01)	1.00 (0.02)	1.03 (0.02)	1.05 (0.04)
fdiar_08	1.02 (0.01)	1.07 (0.03)	1.03 (0.01)	1.01 (0.02)	1.03 (0.02)	1.05 (0.04)
fdiar_09	1.02 (0.01)	1.07 (0.03)	1.03 (0.01)	1.01 (0.02)	1.03 (0.02)	1.06 (0.04)
fdiar_10	1.02 (0.01)	1.08 (0.04)	1.03 (0.01)	1.02 (0.02)	1.03 (0.02)	1.06 (0.04)
fdiar_11	1.02 (0.01)	1.09 (0.04)	1.03 (0.01)	1.01 (0.02)	1.03 (0.02)	1.06 (0.04)
fdiar_12	1.02 (0.01)	1.09 (0.04)	1.03 (0.01)	1.02 (0.02)	1.04 (0.02)	1.06 (0.04)
fdi_01	1.00 (0.00)	1.00 (0.01)	1.00 (0.00)	1.00 (0.01)	1.00 (0.01)	1.03 (0.02)
fdi_02	1.00 (0.01)	1.00 (0.01)	1.00 (0.00)	1.00 (0.01)	1.00 (0.01)	1.03 (0.02)
fdi_03	1.01 (0.01)	1.01 (0.01)	1.00 (0.00)	1.00 (0.01)	1.00 (0.01)	1.03 (0.02)
fdi_04	1.01 (0.01)	1.01 (0.01)	1.00 (0.00)	1.00 (0.01)	1.00 (0.01)	1.03 (0.02)
fdi_05	1.01 (0.01)	1.02 (0.01)	1.01 (0.01)	1.01 (0.01)	1.00 (0.01)	1.03 (0.02)
fdi_06	1.02 (0.01)	1.07 (0.03)	1.03 (0.01)	1.00 (0.01)	1.02 (0.02)	1.03 (0.02)
fdi_07	1.02 (0.01)	1.07 (0.03)	1.03 (0.01)	1.00 (0.02)	1.03 (0.02)	1.03 (0.02)
fdi_08	1.02 (0.01)	1.07 (0.03)	1.03 (0.01)	1.01 (0.02)	1.03 (0.02)	1.03 (0.02)
fdi_09	1.02 (0.01)	1.07 (0.03)	1.03 (0.01)	1.01 (0.02)	1.03 (0.02)	1.04 (0.02)
fdi_10	1.02 (0.01)	1.08 (0.03)	1.03 (0.01)	1.02 (0.02)	1.03 (0.02)	1.03 (0.02)
fdi_11	1.02 (0.01)	1.09 (0.03)	1.03 (0.01)	1.01 (0.02)	1.03 (0.02)	1.04 (0.02)
fdi_12	1.02 (0.01)	1.09 (0.03)	1.03 (0.01)	1.02 (0.02)	1.04 (0.02)	1.04 (0.02)
RMSE AR Modela	0.022	0.025	0.05	0.034	0.037	0.037

Vir: Lastni izračuni, 2008.

Priloga 8: Relativni povprečni kvadrati napak napovedi ter napovedi spremenljivk za razvijajoče se trge za 3 dni vnaprej za faktorski model, AR model ter »random walk« model (napovedi za Polska Grupa Farmaceutyczna S.A., Telekomunikacja Polska, Warsaw Index 20)

Napoved	wigbanki	pgf	tpsa
bse0	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)
rw	2.15 (0.44)	2.24 (0.82)	2.17 (0.46)
fdiarlag_bic_f	1.01 (0.01)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)
fdiar_bic_f	1.01 (0.01)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)
fdi_bic_f	1.01 (0.01)	0.99 (0.01)	1.00 (0.00)
fdiar_01	1.01 (0.01)	0.99 (0.01)	1.00 (0.00)
fdiar_02	1.01 (0.01)	0.99 (0.01)	1.00 (0.00)
fdiar_03	1.00 (0.01)	0.99 (0.01)	1.00 (0.00)
fdiar_04	1.00 (0.01)	0.99 (0.01)	1.00 (0.00)
fdiar_05	1.00 (0.01)	0.99 (0.01)	1.00 (0.00)
fdiar_06	1.00 (0.01)	0.99 (0.01)	1.00 (0.01)
fdiar_07	1.00 (0.01)	0.99 (0.01)	1.00 (0.01)
fdiar_08	1.00 (0.01)	0.99 (0.01)	1.00 (0.01)
fdiar_09	1.01 (0.01)	0.99 (0.01)	1.00 (0.01)
fdiar_10	1.01 (0.01)	0.99 (0.01)	1.00 (0.01)
fdiar_11	1.01 (0.01)	0.99 (0.01)	1.00 (0.01)
fdiar_12	1.01 (0.01)	0.99 (0.01)	1.00 (0.01)
fdi_01	1.01 (0.01)	0.99 (0.01)	1.00 (0.00)
fdi_02	1.01 (0.01)	0.99 (0.01)	1.00 (0.00)
fdi_03	1.00 (0.01)	0.99 (0.01)	1.00 (0.00)
fdi_04	1.00 (0.01)	0.99 (0.01)	1.00 (0.00)
fdi_05	1.00 (0.01)	0.99 (0.01)	1.00 (0.00)
fdi_06	1.00 (0.01)	0.99 (0.01)	1.00 (0.01)
fdi_07	1.00 (0.01)	0.99 (0.01)	1.00 (0.01)
fdi_08	1.00 (0.01)	0.99 (0.01)	1.00 (0.01)
fdi_09	1.01 (0.01)	0.99 (0.01)	1.00 (0.01)
fdi_10	1.01 (0.01)	0.99 (0.01)	1.00 (0.01)
fdi_11	1.01 (0.01)	0.99 (0.01)	1.00 (0.01)
fdi_12	1.01 (0.01)	0.99 (0.01)	1.00 (0.01)
RMSE AR Modela	0.027	0.052	0.033

Vir: Lastni izračuni, 2008.

Priloga 9: Relativni povprečni kvadrati napak napovedi ter napovedi spremenljivk za razvijajoče se trge za 5 dni vnaprej za faktorski model, AR model ter »random walk« model (napovedi za Polska Grupa Farmaceutyczna S.A., Telekomunikacja Polska, Warsaw Index 20)

Napoved	wigbanki	pgf	tpsa
bse0	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)
rw	2.32 (0.56)	2.35 (0.58)	2.33 (0.57)
fdiarlag_bic_f	1.01 (0.01)	1.00 (0.01)	1.00 (0.00)
fdiar_bic_f	1.01 (0.01)	1.00 (0.01)	1.00 (0.00)
fdi_bic_f	1.01 (0.01)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)
fdiar_01	1.01 (0.01)	0.98 (0.01)	1.00 (0.00)
fdiar_02	1.01 (0.01)	0.98 (0.01)	1.00 (0.00)
fdiar_03	1.01 (0.02)	0.98 (0.01)	1.01 (0.00)
fdiar_04	1.02 (0.01)	0.99 (0.01)	1.01 (0.00)
fdiar_05	1.01 (0.01)	0.99 (0.01)	1.01 (0.01)
fdiar_06	1.01 (0.01)	0.98 (0.01)	1.01 (0.01)
fdiar_07	1.01 (0.01)	0.98 (0.01)	1.01 (0.01)
fdiar_08	1.01 (0.01)	0.98 (0.01)	1.01 (0.01)
fdiar_09	1.02 (0.01)	0.98 (0.01)	1.00 (0.01)
fdiar_10	1.02 (0.01)	0.99 (0.01)	1.00 (0.01)
fdiar_11	1.02 (0.01)	0.98 (0.01)	1.01 (0.01)
fdiar_12	1.02 (0.01)	0.98 (0.01)	1.01 (0.01)
fdi_01	1.01 (0.01)	1.00 (0.01)	1.00 (0.00)
fdi_02	1.01 (0.01)	1.00 (0.01)	1.00 (0.00)
fdi_03	1.01 (0.02)	1.00 (0.01)	1.01 (0.00)
fdi_04	1.02 (0.01)	1.00 (0.01)	1.01 (0.00)
fdi_05	1.01 (0.01)	1.00 (0.01)	1.01 (0.01)
fdi_06	1.01 (0.01)	1.00 (0.01)	1.01 (0.01)
fdi_07	1.01 (0.01)	1.00 (0.01)	1.01 (0.01)
fdi_08	1.01 (0.01)	1.00 (0.01)	1.01 (0.01)
fdi_09	1.02 (0.01)	1.00 (0.01)	1.00 (0.01)
fdi_10	1.02 (0.01)	1.00 (0.01)	1.00 (0.01)
fdi_11	1.02 (0.01)	0.98 (0.01)	1.01 (0.01)
fdi_12	1.02 (0.01)	0.98 (0.01)	1.01 (0.01)
RMSE AR Modela	0.034	0.064	0.042

Vir: Lastni izračuni, 2008.

Priloga 10: Dekompozicija variance in deleži skupne variabilnosti vseh cen v vzorcu za razvite trge

Faktor	Mejen TrR2	Kumulativen TrR2
1	0.073	0.073
2	0.045	0.118
3	0.04	0.158
4	0.038	0.196
5	0.028	0.225
6	0.028	0.253
7	0.018	0.271
8	0.015	0.286
9	0.013	0.299
10	0.013	0.312
11	0.013	0.325
12	0.012	0.337

Serijski faktor	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
nas100v	0.001	0.588	0.736	0.772	0.772	0.776	0.777	0.777	0.777	0.777	0.778	0.778
applv	0	0.234	0.302	0.312	0.313	0.313	0.313	0.316	0.319	0.32	0.331	0.335
cbkv	0	0.302	0.419	0.443	0.443	0.447	0.448	0.448	0.448	0.448	0.45	0.455
intcv	0.003	0.003	0.07	0.469	0.469	0.471	0.471	0.472	0.472	0.477	0.478	0.478
vovv	0	0	0.016	0.017	0.02	0.336	0.341	0.343	0.344	0.345	0.349	0.349
adbe	0.228	0.231	0.231	0.232	0.238	0.238	0.246	0.253	0.276	0.283	0.283	0.323
adbev	0.471	0.476	0.477	0.477	0.478	0.478	0.479	0.487	0.516	0.516	0.52	0.533
ads	0.001	0.001	0.002	0.024	0.024	0.028	0.029	0.029	0.029	0.029	0.065	0.104
adsv	0	0.009	0.014	0.014	0.015	0.031	0.038	0.041	0.052	0.101	0.144	0.21
alv	0	0.001	0.001	0.01	0.01	0.011	0.012	0.028	0.029	0.332	0.341	0.359
alvv	0	0.001	0.001	0.002	0.002	0.033	0.037	0.043	0.142	0.146	0.176	0.205
amzn	0.2	0.201	0.201	0.201	0.212	0.215	0.22	0.22	0.264	0.264	0.265	0.265
amznv	0.003	0.004	0.025	0.235	0.235	0.236	0.236	0.239	0.25	0.25	0.254	0.256
apol	0.002	0.003	0.017	0.025	0.03	0.169	0.169	0.171	0.181	0.181	0.183	0.192
apolv	0.337	0.339	0.34	0.343	0.351	0.351	0.353	0.354	0.358	0.358	0.363	0.364
aro	0.005	0.005	0.006	0.006	0.015	0.015	0.016	0.034	0.1	0.1	0.199	0.214
arov	0.008	0.19	0.52	0.541	0.542	0.549	0.55	0.556	0.556	0.561	0.562	0.562
atvi	0	0.312	0.391	0.404	0.405	0.409	0.409	0.409	0.41	0.411	0.411	0.412
ativ	0.003	0.003	0.029	0.293	0.294	0.297	0.297	0.298	0.3	0.317	0.318	0.322
bay	0.225	0.225	0.225	0.225	0.234	0.234	0.237	0.244	0.285	0.285	0.326	0.334
bayv	0.001	0.003	0.034	0.379	0.379	0.384	0.385	0.385	0.392	0.393	0.393	0.394
bhs	0	0	0.011	0.012	0.015	0.268	0.268	0.268	0.269	0.272	0.272	0.273
bhsv	0.327	0.327	0.327	0.33	0.332	0.332	0.332	0.335	0.436	0.436	0.491	0.495
brcm	0.007	0.137	0.43	0.448	0.448	0.45	0.454	0.454	0.455	0.462	0.462	0.462
brcmv	0	0.246	0.326	0.337	0.338	0.338	0.338	0.338	0.347	0.349	0.353	0.354
ceph	0.268	0.269	0.272	0.273	0.273	0.274	0.275	0.298	0.308	0.314	0.319	0.336
cephv	0.42	0.424	0.424	0.427	0.431	0.432	0.432	0.432	0.443	0.444	0.456	0.463
con1	0.003	0.006	0.006	0.026	0.029	0.058	0.06	0.1	0.103	0.451	0.451	0.518
con1v	0	0.002	0.007	0.013	0.015	0.066	0.071	0.075	0.162	0.176	0.217	0.288
dish	0.001	0.001	0.002	0.029	0.029	0.038	0.038	0.039	0.039	0.046	0.048	0.084
dishv	0	0.001	0.003	0.009	0.018	0.058	0.061	0.062	0.063	0.068	0.08	0.081
dte	0.01	0.01	0.011	0.011	0.012	0.016	0.016	0.024	0.028	0.034	0.051	0.053
dtev	0.09	0.09	0.092	0.092	0.094	0.095	0.1	0.102	0.102	0.103	0.128	0.188
ebay	0.001	0.007	0.008	0.133	0.134	0.135	0.136	0.137	0.14	0.148	0.153	0.154

ebayv	0	0.001	0.003	0.004	0.007	0.118	0.12	0.126	0.13	0.133	0.133	0.136
eoav	0	0.001	0.023	0.146	0.147	0.15	0.151	0.152	0.198	0.202	0.203	0.237
epc	0.001	0.002	0.011	0.012	0.014	0.152	0.152	0.158	0.172	0.175	0.176	0.18
epcv	0.077	0.078	0.079	0.079	0.095	0.095	0.095	0.106	0.143	0.229	0.268	0.29
flex	0.118	0.118	0.123	0.128	0.146	0.147	0.148	0.149	0.199	0.201	0.202	0.243
flexv	0.369	0.371	0.373	0.373	0.375	0.376	0.376	0.376	0.376	0.376	0.384	0.384
fwlt	0.307	0.31	0.31	0.31	0.321	0.321	0.323	0.324	0.344	0.345	0.353	0.396
fwltv	0	0	0.001	0.001	0.002	0.002	0.016	0.017	0.022	0.023	0.024	0.044
gmm	0.002	0.006	0.007	0.007	0.007	0.007	0.007	0.012	0.026	0.026	0.03	0.031
gmmv	0.317	0.317	0.317	0.317	0.329	0.33	0.331	0.331	0.352	0.353	0.353	0.361
hen	0.34	0.341	0.341	0.342	0.345	0.345	0.349	0.359	0.364	0.364	0.364	0.39
henv	0.001	0.008	0.01	0.178	0.178	0.183	0.183	0.184	0.184	0.228	0.231	0.249
holx	0	0.001	0.026	0.028	0.028	0.126	0.128	0.136	0.143	0.154	0.159	0.193
holxv	0.006	0.012	0.042	0.472	0.472	0.476	0.477	0.478	0.48	0.481	0.481	0.487
hsic	0.001	0.002	0.005	0.009	0.023	0.245	0.246	0.246	0.251	0.258	0.261	0.266
hsicv	0.118	0.118	0.12	0.12	0.124	0.125	0.126	0.13	0.13	0.13	0.13	0.161
inh	0.005	0.159	0.466	0.482	0.482	0.484	0.484	0.484	0.484	0.486	0.49	0.49
inhv	0	0.286	0.417	0.439	0.44	0.441	0.441	0.441	0.442	0.442	0.443	0.452
iwk	0.493	0.496	0.497	0.498	0.498	0.499	0.503	0.52	0.543	0.549	0.563	0.564
iwkv	0.008	0.134	0.406	0.424	0.424	0.43	0.43	0.435	0.435	0.444	0.445	0.446
lha	0.003	0.213	0.249	0.291	0.291	0.293	0.294	0.294	0.3	0.301	0.306	0.311
lhav	0.005	0.145	0.468	0.499	0.5	0.501	0.502	0.502	0.502	0.502	0.503	0.503
lin	0	0.272	0.368	0.388	0.388	0.389	0.389	0.389	0.389	0.39	0.392	0.392
linv	0.003	0.005	0.031	0.223	0.223	0.229	0.229	0.23	0.23	0.256	0.276	0.289
lrcx	0.004	0.004	0.007	0.01	0.011	0.172	0.175	0.175	0.176	0.185	0.201	0.205
lrcxv	0.14	0.141	0.141	0.141	0.16	0.164	0.165	0.166	0.169	0.17	0.176	0.177
man3	0.003	0.006	0.067	0.421	0.422	0.423	0.423	0.423	0.427	0.43	0.43	0.436
man3v	0.001	0.007	0.013	0.013	0.027	0.426	0.426	0.427	0.427	0.434	0.434	0.434
meo	0.004	0.006	0.074	0.469	0.469	0.47	0.471	0.472	0.475	0.483	0.485	0.487
meov	0	0.001	0.009	0.01	0.012	0.202	0.203	0.203	0.232	0.233	0.258	0.268
micc	0.108	0.108	0.108	0.109	0.114	0.115	0.115	0.118	0.119	0.119	0.123	0.15
miccv	0	0.029	0.055	0.056	0.069	0.069	0.07	0.07	0.072	0.074	0.104	0.11
mnst	0	0	0	0.002	0.002	0.003	0.003	0.005	0.005	0.034	0.084	0.084
mnstv	0.501	0.502	0.503	0.507	0.509	0.51	0.51	0.511	0.544	0.546	0.562	0.562
mrk	0.003	0.142	0.435	0.458	0.458	0.461	0.461	0.463	0.463	0.464	0.465	0.467
mrkv	0	0.2	0.249	0.261	0.261	0.265	0.266	0.27	0.275	0.277	0.277	0.31
msft	0	0.003	0.05	0.23	0.231	0.232	0.233	0.234	0.234	0.248	0.249	0.274
msftv	0.002	0.004	0.018	0.018	0.032	0.327	0.328	0.328	0.329	0.337	0.344	0.344
muv2	0.004	0.129	0.377	0.392	0.394	0.4	0.4	0.401	0.414	0.415	0.415	0.415
muv2v	0.001	0.183	0.234	0.25	0.25	0.259	0.261	0.261	0.267	0.275	0.276	0.276
nvda	0.002	0.003	0.009	0.009	0.01	0.012	0.023	0.026	0.029	0.034	0.081	0.083
nvдав	0	0	0	0.001	0.003	0.004	0.005	0.016	0.021	0.024	0.048	0.105
orcl	0.432	0.434	0.436	0.439	0.457	0.457	0.457	0.457	0.473	0.477	0.494	0.497
orclv	0.329	0.332	0.334	0.337	0.337	0.337	0.346	0.347	0.347	0.348	0.348	0.359
petm	0.001	0.151	0.476	0.491	0.492	0.497	0.499	0.5	0.501	0.501	0.501	0.503
petmv	0	0.214	0.269	0.281	0.284	0.285	0.289	0.29	0.295	0.295	0.296	0.306
pum	0.116	0.117	0.118	0.12	0.283	0.287	0.294	0.478	0.481	0.511	0.542	0.542
pumv	0.104	0.105	0.106	0.106	0.587	0.601	0.63	0.676	0.695	0.702	0.707	0.713
qcom	0.031	0.031	0.034	0.034	0.197	0.198	0.215	0.421	0.422	0.448	0.494	0.494
qcomv	0	0.001	0.003	0.003	0.402	0.408	0.489	0.494	0.508	0.508	0.508	0.511
sap	0.023	0.023	0.024	0.026	0.282	0.293	0.297	0.299	0.315	0.316	0.352	0.355
sapv	0.022	0.022	0.025	0.025	0.288	0.289	0.494	0.522	0.551	0.567	0.594	0.602

sapv	0.001	0.004	0.005	0.005	0.078	0.079	0.235	0.298	0.315	0.333	0.39	0.413
saz	0.001	0.002	0.003	0.004	0.014	0.015	0.052	0.096	0.122	0.125	0.184	0.184
sazv	0.054	0.063	0.063	0.063	0.091	0.092	0.132	0.203	0.22	0.22	0.279	0.289
sbux	0.023	0.023	0.025	0.025	0.078	0.078	0.151	0.165	0.183	0.186	0.191	0.192
sbuxv	0	0.001	0.001	0.001	0.019	0.02	0.024	0.051	0.143	0.144	0.147	0.156
sie	0	0.002	0.002	0.003	0.01	0.01	0.018	0.022	0.023	0.03	0.03	0.031
siev	0.078	0.078	0.079	0.079	0.314	0.328	0.753	0.87	0.881	0.883	0.883	0.885
sndk	0.074	0.074	0.074	0.074	0.292	0.311	0.767	0.867	0.878	0.881	0.883	0.885
sndkv	0.044	0.044	0.044	0.045	0.061	0.061	0.092	0.195	0.228	0.229	0.269	0.291
spls	0	0	0.001	0.001	0.001	0.009	0.01	0.015	0.023	0.033	0.034	0.066

Vir: Lastni izračuni, 2008.

Priloga 11: Dekompozicija variance in deleži skupne variabilnosti vseh cen v vzorcu za razvijajoči se trg

Faktor	Mejen TrR2	Kumulativni TrR2
1	0.117	0.117
2	0.037	0.155
3	0.03	0.185
4	0.025	0.21
5	0.017	0.227
6	0.017	0.245
7	0.014	0.259
8	0.017	0.276
9	0.016	0.292
10	0.017	0.309
11	0.018	0.327
12	0.016	0.342

Serija \ faktor	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
wigbanki	0.564	0.609	0.609	0.613	0.616	0.632	0.632	0.637	0.641	0.641	0.651	0.656
pgf	0.15	0.153	0.153	0.157	0.164	0.215	0.281	0.282	0.292	0.307	0.31	0.316
pgfv	0.437	0.539	0.545	0.588	0.591	0.597	0.597	0.601	0.601	0.601	0.607	0.609
tpsa	0.007	0.074	0.353	0.51	0.518	0.526	0.528	0.531	0.532	0.532	0.534	0.534
tpsav	0.083	0.253	0.309	0.33	0.33	0.333	0.34	0.343	0.364	0.365	0.379	0.38
nfi	0.082	0.336	0.4	0.419	0.422	0.439	0.444	0.444	0.447	0.447	0.451	0.465
nfiv	0.076	0.132	0.153	0.154	0.279	0.317	0.319	0.359	0.361	0.38	0.38	0.381
pro	0.001	0.002	0.025	0.026	0.155	0.306	0.381	0.481	0.481	0.501	0.555	0.56
prov	0.044	0.093	0.105	0.105	0.125	0.169	0.17	0.177	0.179	0.199	0.199	0.287
vict	0.078	0.175	0.184	0.188	0.196	0.196	0.222	0.248	0.265	0.279	0.28	0.282
victv	0.128	0.303	0.387	0.396	0.396	0.399	0.4	0.407	0.408	0.415	0.436	0.441
magna	0	0.004	0.081	0.099	0.109	0.132	0.174	0.174	0.175	0.227	0.498	0.501
magnav	0.205	0.21	0.211	0.217	0.218	0.227	0.229	0.25	0.254	0.264	0.288	0.325
octava	0.091	0.121	0.129	0.137	0.156	0.195	0.199	0.2	0.201	0.225	0.264	0.291
octavav	0.336	0.413	0.419	0.464	0.467	0.467	0.467	0.468	0.469	0.469	0.472	0.472
foksal	0.002	0.046	0.267	0.374	0.374	0.377	0.377	0.38	0.381	0.408	0.409	0.411
foksalv	0.079	0.083	0.101	0.151	0.187	0.19	0.19	0.199	0.252	0.258	0.259	0.27
zach	0.219	0.222	0.224	0.233	0.233	0.248	0.248	0.307	0.308	0.309	0.341	0.35
zachv	0.057	0.072	0.086	0.095	0.134	0.149	0.167	0.174	0.236	0.236	0.255	0.262
abg	0.066	0.069	0.087	0.109	0.114	0.124	0.129	0.191	0.192	0.27	0.29	0.334
abgv	0.004	0.008	0.011	0.013	0.039	0.072	0.195	0.197	0.2	0.207	0.207	0.208
advadis	0	0	0	0.001	0.023	0.028	0.106	0.106	0.111	0.14	0.156	0.223

advadisv	0.299	0.352	0.354	0.368	0.373	0.38	0.38	0.395	0.4	0.401	0.405	0.406
agora	0.093	0.093	0.096	0.107	0.117	0.119	0.12	0.121	0.132	0.165	0.168	0.196
agorav	0.19	0.191	0.196	0.196	0.206	0.209	0.211	0.215	0.217	0.223	0.246	0.246
alchemia	0.102	0.102	0.116	0.13	0.131	0.169	0.169	0.22	0.22	0.225	0.229	0.308
alchemia	0.026	0.055	0.055	0.063	0.067	0.069	0.07	0.165	0.193	0.301	0.332	0.366
alma	0.065	0.077	0.092	0.121	0.164	0.167	0.191	0.236	0.246	0.246	0.254	0.259
almav	0.221	0.237	0.238	0.241	0.243	0.25	0.25	0.27	0.281	0.288	0.308	0.309
amica	0.422	0.493	0.496	0.509	0.509	0.522	0.523	0.526	0.526	0.527	0.527	0.532
amicav	0.005	0.062	0.306	0.496	0.5	0.501	0.503	0.503	0.508	0.509	0.524	0.524
ampli	0.103	0.114	0.122	0.137	0.154	0.154	0.161	0.163	0.164	0.223	0.223	0.259
ampliv	0.018	0.032	0.032	0.061	0.111	0.137	0.145	0.145	0.146	0.212	0.223	0.224
apator	0.065	0.243	0.311	0.325	0.326	0.343	0.354	0.371	0.372	0.375	0.376	0.395
apatorv	0.095	0.103	0.119	0.156	0.157	0.157	0.161	0.161	0.165	0.178	0.187	0.19
bedzin	0.036	0.055	0.056	0.075	0.087	0.089	0.094	0.118	0.191	0.191	0.204	0.238
bedzin v	0.268	0.304	0.304	0.32	0.327	0.328	0.328	0.33	0.339	0.344	0.347	0.347
best	0.003	0.024	0.156	0.235	0.239	0.243	0.246	0.25	0.251	0.276	0.279	0.287
bestv	0.035	0.05	0.061	0.115	0.119	0.124	0.188	0.195	0.251	0.283	0.321	0.376
bos	0.014	0.016	0.021	0.052	0.058	0.058	0.079	0.08	0.104	0.104	0.106	0.107
bosv	0.117	0.122	0.128	0.131	0.169	0.246	0.251	0.251	0.272	0.315	0.319	0.359
bre	0.141	0.142	0.165	0.172	0.175	0.177	0.177	0.178	0.181	0.199	0.2	0.201
brev	0.035	0.036	0.037	0.058	0.067	0.156	0.174	0.184	0.187	0.191	0.283	0.283
css	0.039	0.063	0.064	0.077	0.103	0.14	0.144	0.181	0.182	0.182	0.251	0.26
cssv	0.033	0.049	0.065	0.089	0.09	0.134	0.151	0.151	0.162	0.192	0.194	0.206
echo	0.053	0.068	0.083	0.104	0.112	0.114	0.125	0.157	0.212	0.253	0.259	0.267
echov	0.072	0.073	0.107	0.108	0.113	0.127	0.21	0.228	0.233	0.271	0.278	0.299
elzab	0.031	0.05	0.067	0.073	0.077	0.087	0.087	0.108	0.116	0.13	0.13	0.149
elzabv	0.026	0.031	0.035	0.035	0.104	0.122	0.122	0.125	0.31	0.324	0.327	0.327
enap	0.061	0.065	0.092	0.108	0.132	0.133	0.133	0.145	0.185	0.187	0.193	0.239
enapv	0.063	0.08	0.09	0.144	0.163	0.163	0.165	0.168	0.192	0.192	0.228	0.254
ferrum	0.02	0.039	0.041	0.07	0.104	0.105	0.107	0.211	0.258	0.259	0.259	0.262

Vir: Lastni izračuni, 2008.

Priloga 12: Slovar tujih izrazov

Announcement based effects	Učinki javnih objav
Average absolute error	Povprečna absolutna napaka
Average absolute percentage error	Povprečna absolutna odstotna napaka
Balanced panel	Uravnoteženi vzorec
Bayesian information criteria	Bayesijski informacijski kriterij
Behavioral finance	Vedenjske finance
»Black Thursday«	»Črni četrtek«
Calendar anomalies	Koledarske Anomalije
Capital asset pricing model – CAPM	Model vrednotenja sredstev
Cash tender offer	Ponudba za prevzem v denarju
Cognitive errors	Zavedne napake
Common factor analysis	Skupna faktoska analiza
Distribution of stock prices	Distribucija delniških donosov
Dividend yield	Dividendna donosnost
Efficient market hypothesis	Teorija učinkovitega trga
Emerging markets non-financial index	Indeks razvijajočih se držav
Equilibrium model	Model ravnotežja
Equity offering	Nova izdaja delnic
Factor loading	Faktorska utež
Factor model	Faktorski model
Fear of regret	Strah pred obžalovanjem

Fundamental anomalies	Anomalije, ki izhajajo iz temeljne analize
Hedge	Zaščita pred tveganjem
Hitrate	Zadetek napovedi
Idiosyncratic component	Idiosinkratična komponenta
Idiosyncratic noise	Idiosinkratičen šum
Initial public offerings – IPO	Prva javna ponudba delnic
Input	Vložek
Insider transactions	Notranje informacije
Irrational overconfidence	Pretirana samozavest
Leptocurtosis	Leptokurtoza
Long position	Dolga pozicija (nakup)
Mean reversion	Povprečna vrednost
Mean squared error (MSE)	Povprečen kvadrat napake
Neglected stock	Zapostavljene delnice
Over/Underreaction	Pretiravanje
Persistent bear markets	Vztrajni negativni trend
Price to book value ratio (P/B)	Razmerje med tečajem in knjigovodsko vrednostjo delnice
Price to earnings ratio (P/E)	Razmerje med tečajem in dobičkom na delnico
Price to sales ratio (P/S)	Razmerje med tečajem in prihodki od prodaje na delnico
Principle component analysis	Metoda glavnih komponent
Prospect theory	Teorija izgledov
Psychology and behavioral finance	Psihološko/vedenjsko pojasnjene anomalije
Quasi static principal components model	Kvazi-statičen model z osnovnimi komponentami
Random walk	Prosti hod
Reduced rank regression model	Model nižjega reda
Relative mean squared error (rMSE)	Relativa povprečna kvadratna napaka
Relative strength index	Indeks relativne moči
Relative value model	Model relativne vrednosti
Root mean squared error (RMSE)	Koren povprečnega kvadrata napake
Scenario model	Model scenarijev
Scorecard	Tabela točkovanja
Semi-strong form	Srednje-močna oblika
Short position	Kratka pozicija (prodaja)
Small firm size effect	Učinek malih firm oz. učinek velikosti
Stock buybacks	Nakup/odkup lastnih delnic
Strong form	Močna oblika
Theory of random walk	Teorija naključnega hoda
Updating model	Model posodobitve
Utility theory	Teorija koristnosti
Volume	Obseg
Weak form	Šibka oblika

Vir: Veliki angleško-slovenski slovar