

UNIVERZA V LJUBLJANI  
EKONOMSKA FAKULTETA

DIPLOMSKO DELO

MATJAŽ VOLK

UNIVERZA V LJUBLJANI  
EKONOMSKA FAKULTETA

DIPLOMSKO DELO

**NAPOVEDOVANJE BORZNIH DONOSOV V  
ZNAMENJU BIKA IN MEDVEDA**

Ljubljana, februar 2009

MATJAŽ VOLK

## **IZJAVA**

Študent, **Matjaž Volk**, izjavljam, da sem avtor tega diplomskega dela, ki sem ga napisal pod mentorstvom **doc. dr. Igorja Mastna**, in da dovolim objavo dela na fakultetnih spletnih straneh.

V Ljubljani, dne \_\_\_\_\_

Podpis: \_\_\_\_\_

## KAZALO VSEBINE

<b>UVOD</b> .....	<b>1</b>
<b>1 TEORETIČNI OKVIR</b> .....	<b>2</b>
1.1 KONCEPT UČINKOVITOSTI TRGA KAPITALA.....	2
1.2 MODELI UČINKOVITOSTI TRGA KAPITALA.....	3
1.2.1 Model nepristranske igre.....	3
1.2.2 Model martingala in submartingala.....	4
1.2.3 Model slučajnega hoda.....	5
1.3 OBLIKE UČINKOVITOSTI TRGA KAPITALA.....	6
<b>2 PREGLED EMPIRIČNIH RAZISKAV</b> .....	<b>7</b>
2.1 UČINKOVITOST TRGA KAPITALA.....	7
2.2 NAPOVEDOVANJE BORZNIH DONOSOV.....	9
2.3 VOLATILNOST DONOSNOSTI NA KAPITALSKEM TRGU.....	11
<b>3 PODATKI ZA EMPIRIČNO ANALIZO</b> .....	<b>12</b>
3.1 SLOVENSKI BORZNI INDEKS – SBI 20.....	12
3.2 DELNICA KRKE.....	14
3.3 DOW JONES INDUSTRIAL AVERAGE – DJIA.....	16
3.4 POVPREČNA OBRESTNA MERA ZA NOVA POSOJILA.....	17
3.5 STACIONARNOST ČASOVNIH VRST.....	19
<b>4 TESTIRANJE HIPOTEZE O UČINKOVITOSTI SBI 20</b> .....	<b>21</b>
4.1 TESTI ŠIBKE OBLIKE UČINKOVITOSTI SBI 20 NA PODLAGI MODELA SLUČAJNEGA HODA.....	21
4.1.1 Slučajnost sprememb vrednosti indeksa.....	22
4.1.2 Normalna porazdelitev donosnosti.....	23
4.1.3 Rezultati.....	24
<b>5 NAPOVEDOVANJE BORZNIH DONOSOV</b> .....	<b>25</b>
5.1 NAPOVEDOVANJE Z AR MODELOM.....	27
5.1.1 Določitev števila odlogov.....	27
5.1.2 Ocena modela.....	28
5.1.3 Testi.....	29
5.2 NAPOVEDOVANJE Z VAR MODELOM.....	31
5.2.1 Oblikovanje modela.....	32
5.2.2 Ocena modela.....	33
5.2.3 Testi.....	34
5.3 NAPOVEDI.....	34
<b>6 DOSEGANJE NADPOVPREČNE DONOSNOSTI</b> .....	<b>38</b>
6.1 PROBLEMI.....	38
6.2 IZPELJAVA PRAVIL INVESTIRANJA.....	38
6.3 ANALIZA NA KONKRETNIH PODATKIH.....	41
6.3.1 Donosnost metode buy-and-hold.....	41
6.3.2 Donosnost na podlagi pravil investiranja.....	41
<b>SKLEP</b> .....	<b>44</b>
<b>LITERATURA IN VIRI</b> .....	<b>46</b>

## KAZALO SLIK

SLIKA 1: GIBANJE VREDNOSTI INDEKSA SBI 20 .....	14
SLIKA 2: GIBANJE VREDNOSTI KRKINE DELNICE.....	15
SLIKA 3: GIBANJE VREDNOSTI INDEKSA DJIA .....	16
SLIKA 4: GIBANJE POVPREČNE NOMINALNE POSOJILNE OBRESTNE MERE.....	18
SLIKA 5: DEJANSKA TER NAPOVEDANE DONOSNOSTI VSEH TREH MODELOV .....	37

## KAZALO TABEL

TABELA 1: POVZETEK TESTIRANJA PREDPOSTAVK RANDOM WALK MODELA .....	25
TABELA 2: REZULTATI AR MODELA .....	29
TABELA 3: REZULTATI ENAČBE DLNSBI20 IZ VAR MODELA .....	34
TABELA 4: NAPOVEDANE DONOSNOSTI TER NAPAKE NAPOVEDI INDEKSA SBI 20 .....	35
TABELA 5: DONOSNOST NA PODLAGI PRAVIL INVESTIRANJA .....	42

## KAZALO PRILOG

PRILOGA 1: PODATKI O DELNICAH, KI SO VKLJUČENE V INDEKS SBI 20.....	1
PRILOGA 2: REZULTATI TESTA PRISOTNOSTI ENOTSKEGA KORENA V ČASOVNIH VRSTAH .....	2
PRILOGA 3: TESTIRANJE UČINKOVITOSTI SLOVENSKEGA TRGA KAPITALA Z AR MODELOM.....	3
PRILOGA 4: TESTA AVTOKORELACIJE IN NORMALNE PORAZDELITVE V AR MODELU .....	4
PRILOGA 5: OBLIKOVANJE VAR MODELA .....	5
PRILOGA 6: OCENA CELOTNEGA VAR MODELA.....	7
PRILOGA 7: TESTI VAR MODELA .....	8

# UVOD

Napovedovanje borznih donosov je vedno aktualna tema, saj bi vsak investitor želel vedeti, kakšen donos lahko pričakuje z investiranjem v vrednostne papirje. Še posebej je ta tema postala zanimiva v zadnjem letu, ko smo bili priča velikim pretresom na kapitalskih trgih po vsem svetu. Zaradi posledic nepremičninske krize, ki je prerasla v finančno krizo in se je v zadnjem obdobju razširila tudi na realni sektor, so borzni indeksi po vsem svetu v letu 2008 izgubili tudi po več kot 50 % vrednosti. Razloga za takšne padce sta predvsem nezaupanje v finančni sektor in strah pred recesijo.

Skladno s prevladujočo teorijo s tega področja napovedovanje borznih donosov naj ne bi bilo mogoče. Tako je v delih Fame (1965, str. 75-80 in 1970, str. 383-416), LeRoya (1989, str. 1583-1617) ter Malkiela (2007, str. 126-150) jasno opredeljeno, da se spremembe cen vrednostnih papirjev oz. njihove donosnosti gibljejo kot slučajni hod (angl. *random walk*). V takšnih razmerah ne moremo na podlagi preteklih donosnosti določenega vrednostnega papirja oz. indeksa sklepati, kakšna bo donosnost v prihodnosti. Na spremembo cene vrednostnega papirja namreč vplivajo le nove informacije, ki pa so nam v danem trenutku še neznanе. V takšnem primeru je kapitalski trg informacijsko učinkovit in je edina racionalna metoda investiranja ta, da investitor kupi vrednostni papir in ga drži daljše obdobje (angl. *buy-and-hold*).

Cilj tega diplomskega dela je ugotoviti, ali bi lahko investitorji z upoštevanjem pravil sistematičnega investiranja dosegli nadpovprečni dobiček. Tega bom opredelil kot presežek nad dobičkom po metodi *buy-and-hold*. V analizi se bom omejil na slovenski kapitalski trg, torej preizkušal hipotezo, ali lahko vlagatelji, ki sistematično investirajo v delnice, katere sestavljajo Slovenski borzni indeks (SBI 20), dosežejo nadpovprečen donos. Vse skupaj bo predstavljeno za obdobje od začetka leta 2006 dalje. Na ta način je zajet tako bikov kakor tudi medvedji borzni trend, ki je posledica zadnje finančne krize.

Diplomsko delo je sestavljeno iz šestih poglavij. V prvem je predstavljen teoretični okvir obravnavane teme. Podrobneje sta opisani predvsem teorija o učinkovitosti trga kapitala in model slučajnega hoda. V drugem poglavju so predstavljene empirične raziskave s področja napovedovanja borznih donosov. Te raziskave sem razdelil v tri skupine: testiranje hipoteze o učinkovitosti trga kapitala, napovedovanje donosnosti vrednostnih papirjev in volatilitnost donosnosti na kapitalskem trgu. Tretje poglavje je namenjeno predstavitvi podatkov, ki bodo uporabljeni za empirično analizo. V četrtem poglavju testiram hipotezo o učinkovitosti slovenskega trga kapitala. Kakršnekoli tehnične analize, vključno z napovedovanjem donosnosti, so mogoče in smiselne le takrat, ko je trg kapitala neučinkovit, zato je testiranje te hipoteze osnovni pogoj za nadaljnjo analizo. V petem poglavju oblikujem napovedi indeksa SBI 20 z avtoregresijskim in vektorskim avtoregresijskim modelom. Podrobno je opisana tudi

metodologija obeh modelov. V šestem poglavju ugotavljam, ali lahko investitorji premagajo trg in dosežejo nadpovprečno donosnost. To poglavje sem razdelil na dva dela. V prvem je opisna problematika uporabnosti modelov za napovedovanje donosnosti v praksi. V drugem delu pa najprej na podlagi najboljšega modela za napovedovanje donosnosti indeksa SBI 20 razvijem pravila za sistematično investiranje, na koncu pa na dejanskih podatkih testiram, ali je mogoče z upoštevanjem teh pravil doseči nadpovprečen donos. Sledi še sklep s temeljnimi ugotovitvami.

## 1 TEORETIČNI OKVIR

### 1.1 KONCEPT UČINKOVITOSTI TRGA KAPITALA

Učinkovitost trga kapitala je eno od ključnih poglavij finančne literature. Hipoteza o učinkovitosti trga kapitala pa je ena izmed najbolj široko empirično preizkušenih hipotez v družbenih znanostih (Mramor, 2002, str. 108-109).

Učinkovitost trga kapitala je na zanimiv način ponazoril Malkiel (2007, str. 246). V svojem delu opisuje zgodbo o profesorju financ in njegovem študentu. Ko sta skupaj hodila po cesti, je študent na tleh zagledal bankovec za sto dolarjev. Takoj se je ustavil in ga hotel pobrati. Profesor pa ga je opozoril, da naj bankovca ne jemlje resno, ker če bi bil pravi, gotovo ne bi ležal na tleh. Povezava med opisano zgodbo in učinkovitostjo trga je neposredna, saj lahko bankovec, ki je ležal na tleh, jemljemo kot neizkoriščeno priložnost za dobiček. Če je trg učinkovit, neizkoriščene priložnosti ne obstajajo. LeRoy (1989, str. 1588) pravi, da neodkriti vzorci obnašanja cen vrednostnih papirjev ne obstajajo. V nasprotnem primeru bi se namreč investitorji obnašali iracionalno, ker ne bi izkoriščali priložnosti za dobiček. Podobno razlago navaja tudi Samuelson (1965, str. 41), ki opisuje, da na **konkurenčnem** trgu obstaja kupec za vsakega prodajalca. Če je nekdo prepričan, da bo cena zrasla, bi se to že zgodilo.

Na učinkovitem trgu kapitala konkurenca med investitorji vodi do situacije, ko je dejanska cena vrednostnega papirja v vsakem časovnem trenutku oblikovana na podlagi informacij o dogodkih, ki so se že zgodili, in o dogodkih, za katere se pričakuje, da se bodo zgodili v prihodnosti. Na ta način dejanska cena vrednostnega papirja vedno odraža notranjo vrednost oz. cena je vedno prava. Ker pa imajo različni udeleženci na trgu različna pričakovanja glede prihodnjih dogodkov, bo dejanska cena naključno nihala okrog notranje vrednosti. Če so odstopanja dejanske cene od notranje cene sistematična namesto slučajna, bi poznavanje tega vzorca gibanja cene lahko pomagalo udeležencem na trgu bolje oceniti gibanje cene vrednostnega papirja. Zaradi konkurenčnosti na trgu kapitala poznavanje tega vzorca gibanja cene vrednostnega papirja investitorjem ne koristi, ker bi vsi poskušali izkoristiti to priložnost, zato bi se izničila (Fama, 1965, str. 76).

Fama (1965, str. 76-80) nato nadaljuje, da se v povprečju nove informacije takoj odrazijo v dejanski ceni vrednostnega papirja. Takojšnja prilagoditev cen na nove informacije ima dve posledici. Prva je ta, da bo dejanska cena vrednostnega papirja na začetku enako pogosto presegala oziroma zaostajala za notranjo vrednostjo. Druga posledica pa je, da je odlog, v katerem se dejanska cena prilagodi prihodnji notranji vrednosti, neodvisna slučajna spremenljivka. To pomeni, da so spremembe cen vrednostnih papirjev med seboj neodvisne. V takšnem primeru ne moremo na podlagi preteklih sprememb cen vrednostnih papirjev napovedati njihovih prihodnjih cen. Zaradi tega tudi ni težav pri odločanju, kdaj je smiselno kupiti vrednostni papir, ker bo preprosta metoda *buy-and-hold* ravno tako donosna kot bolj zapletene metode investiranja. Fama (1970, str. 414) še opozarja, da je kakršnokoli sistematično investiranje na podlagi pravil investiranja nesmiselno, ker je povezano z visokimi transakcijskimi stroški. Na ta način se še dodatno znižuje potencialni dobiček.

Tudi LeRoy (1989, str. 1584) pravi, da na učinkovitem trgu kapitala investitorji ne smejo imeti posebnih ciljev investiranja. Njihov edini cilj mora biti čim večja razpršitev svojega naložbenega premoženja, da se kar v največji meri izognejo idiosinkratičnemu tveganju.

## 1.2 MODELI UČINKOVITOSTI TRGA KAPITALA

Oblikovanje modelov obnašanja časovnih vrst je bil bistven korak pri proučevanju teorije učinkovitosti trga kapitala. Prvotni modeli učinkovitosti trga kapitala namreč niso upoštevali tveganja naložb (Hieng, 2006, str. 14).

Fama (1970, str. 384-387) v svojem članku predlaga tri modele učinkovitosti trga kapitala:

- model nepristranske igre (angl. *fair game model*)
- model martingala in submartingala (angl. *martingale and submartingale model*)
- model slučajnega hoda (angl. *random walk model*)

### 1.2.1 Model nepristranske igre

Fama (1970, str. 384) opozarja, da definicija učinkovitega trga kapitala, ki je bila do tedaj splošno sprejeta, ni dovolj dobra, ker je ni mogoče empirično testirati. Ta definicija namreč pravi, da se na učinkovitem trgu kapitala razpoložljive informacije takoj odrazijo v ceni vrednostnega papirja. Potrebno pa je bolj natančno definirati, kaj sploh pomeni, da se razpoložljive informacije takoj odrazijo v ceni. Tako je Fama (1970, str. 384-385) učinkovit trg kapitala najprej predstavil z modelom nepristranske igre, ki je osnova vsem nadaljnjim modelom. Model nepristranske igre je predstavil s pomočjo presežne tržne vrednosti, ki je definirana kot razlika med dejansko ceno vrednostnega papirja in pričakovano ceno na podlagi razpoložljivih informacij.



Oblikoval je naslednji model:

$$x_{t+1} = p_{t+1} - E(p_{t+1} | \Phi_t) \quad (1)$$

$x_{t+1}$  = presežna tržna vrednost v času  $t+1$

$p_{t+1}$  = dejanska cena vrednostnega papirja v času  $t+1$

$E(p_{t+1} | \Phi_t)$  = pričakovana cena delnice v času  $t+1$ , glede na informacije  $\Phi$  v času  $t$

Presežna tržna vrednost vrednostnega papirja se obnaša kot nepristranska igra, če je njena pričakovana vrednost v času  $t+1$  na podlagi vseh razpoložljivih informacij v času  $t$  enaka nič:

$$E(x_{t+1} | \Phi_t) = 0 \quad (2)$$

Ekvivalentno lahko model nepristranske igre predstavimo tudi s pomočjo presežne tržne donosnosti:

$$z_{t+1} = r_{t+1} - E(r_{t+1} | \Phi_t) \quad (3)$$

$z_{t+1}$  = presežna tržna donosnost v času  $t+1$

$r_{t+1}$  = donosnost v času  $t+1$

$E(r_{t+1} | \Phi_t)$  = pričakovana donosnost v času  $t+1$ , glede na informacije  $\Phi$  v času  $t$

Enako kot v prejšnjem primeru velja tudi tukaj, da se presežna tržna donosnost vrednostnega papirja obnaša kot nepristranska igra, če je njena pričakovana vrednost v času  $t+1$  na podlagi vseh razpoložljivih informacij v času  $t$  enaka nič:

$$E(z_{t+1} | \Phi_t) = 0 \quad (4)$$

### 1.2.2 Model martingala in submartingala

Cena vrednostnega papirja se obnaša kot martingal, če zanjo velja (Fama, 1970, str. 386):

$$E(p_{t+1} | \Phi_t) = p_t \quad (5)$$

Pričakujemo torej, da bo na podlagi danes razpoložljivih informacij jutrišnja cena vrednostnega papirja enaka današnji. Z drugimi besedami: najboljša napoved za jutrišnjo ceno

vrednostnega papirja je današnja cena. V takšnem primeru je seveda pričakovana jutrišnja donosnost na podlagi današnjih informacij enaka nič, kot je zapisano v enačbi (6).

$$E(r_{t+1}|\Phi_t) = 0$$

(6)

Očitno pa je, da je model martingala precej restriktiven, saj naj bi bila pričakovana cena delnice vedno enaka oz. pričakovana donosnost v prihodnosti vedno enaka nič. V takšnih razmerah investitorji gotovo ne bi bili pripravljene investirati v vrednostne papirje, ker bi realno še izgubljali svoj vložek. Dejstvo pa je, da veliko investitorjev vlaga v vrednostne papirje. Zaradi tega je bil razvit še model submartingala, ki predvideva rast cen vrednostnih papirjev in s tem pozitivno pričakovano donosnost glede na danes poznane informacije (Fama, 1970, str. 386):

$$E(p_{t+1}|\Phi_t) > p_t$$

$$E(r_{t+1}|\Phi_t) > 0$$

(8)

Model submartingala nam pove, da je pričakovana prihodnja donosnost, ki temelji na informacijah v času  $t$ , vedno pozitivna. To pomeni, da kakršnakoli sistematična pravila investiranja, ki temeljijo na informacijah v času  $t$ , ne morejo v naslednjem obdobju ( $t+1$ ) pripeljati do večje donosnosti, kot bi jo dosegli z enostavno metodo *buy-and-hold*.

### 1.2.3 Model slučajnega hoda

Model slučajnega hoda temelji na dveh predpostavkah. Prva pravi, da so zaporedne spremembe cen vrednostnih papirjev med seboj neodvisne, druga pa da so spremembe cen normalno porazdeljene. Söderlind (2007, str. 134) je model slučajnega hoda zapisal takole:

$$p_{t+1} = p_t + \varepsilon_{t+1}$$

(9)

$\varepsilon_{t+1}$  = slučajna napaka v času  $t+1$

Slučajna napaka mora izpolnjevati določene pogoje:

- konsistentnost, ki zahteva  $E(\varepsilon_t) = 0$
- učinkovitost, ki zahteva, da sta  $\varepsilon_t$  in  $\varepsilon_{t+s}$  nekorelirana za vsak  $s \neq 0$
- slučajna napaka ne sme biti korelirana s ceno vrednostnega papirja,  $E(\varepsilon_{t+1}p_t) = 0$

Slučajno napako lahko interpretiramo kot novo informacijo ali pa naključni šok. Sprememba cene vrednostnega papirja oz. donosnost je tako odvisna zgolj od slučajne napake ( $\Delta p_{t+1} = \varepsilon_{t+1}$ ). Ker je pričakovana vrednost slučajne napake enaka nič, je najboljša napoved jutrišnje cene vrednostnega papirja današnja cena.

Model slučajnega hoda je najpogosteje uporabljen model za testiranje šibke oblike učinkovitosti trga kapitala. Tudi sam bom v nadaljevanju testiral šibko obliko učinkovitosti slovenskega trga kapitala na podlagi modela slučajnega hoda.

### 1.3 OBLIKE UČINKOVITOSTI TRGA KAPITALA

Fama (1970, str. 383-416) predlaga tri oblike učinkovitosti trga kapitala:

- šibka oblika učinkovitosti trga kapitala, ki pravi, da na podlagi preteklih gibanj cen vrednostnih papirjev ni mogoče sklepati, kakšna bo cena v prihodnje;
- srednje močna oblika učinkovitosti trga kapitala, pri kateri na podlagi vseh javno razpoložljivih informacij ni mogoče napovedati prihodnje cene vrednostnega papirja;
- močna oblika učinkovitosti trga kapitala, skladno s katero na podlagi vseh informacij ni mogoče sklepati o prihodnji ceni vrednostnega papirja.

V praksi je najpogosteje testirana šibka oblika učinkovitosti trga kapitala. Razloga za to sta dva. Prvi je ta, da če dokažemo, da trg ni šibko učinkovit, potem ne more biti niti srednje močno ali močno učinkovit. Drugi razlog je, da je šibko obliko učinkovitosti trga kapitala najlažje testirati. Najpogosteje se jo testira na podlagi *random walk* modela.

Srednje močno učinkovitost trga se preverja s študijami dogodkov (Fama, 1991, str. 1599). Takšno študijo so za ameriški kapitalski trg naredili tudi Fama, Fisher, Jensen in Roll (1969, str. 1-21). Avtorji članka opisujejo, kako hitro se informacije o povišanju dividend prenesejo v ceno delnice. Značilno je, da gredo podjetja v povišanje dividend le takrat, ko vedo, da bodo prihodnji denarni tokovi dovolj visoki za vzdrževanje dividend na takšni ravni. To je seveda tudi pomembna informacija za vse investitorje. Postavlja se vprašanje, ali lahko investitorji na podlagi te informacije premagajo trg in dosežejo nadpovprečen dobiček. Avtorji članka ugotavljajo, da to ni mogoče. Ko pride do objave informacije o povišanju dividend, se ta informacija namreč nemudoma vključi v ceno delnice. Poleg tega pa se investitorji pogosto odzovejo že na govorice o povišanju dividend, zato je ob objavi povišanja ta informacija že popolnoma vključena v ceno. Avtorji članek zaključijo s tezo, da na podlagi informacije o povišanju dividend ni mogoče povečati donosa, razen če investitorji razpolagajo z notranjimi informacijami. To ponovno nakazuje na učinkovitost trga kapitala, ker so v ceni delnice takoj vključene vse do tedaj razpoložljive informacije. V tem primeru gre za srednje močno učinkovitost trga kapitala.

Za testiranje močne oblike učinkovitosti trga Fama (1991, str. 1603) predlaga t. i. test privatnih informacij. Pri tej obliki testa se analizira predvsem problem notranjih informacij. Tako lahko investitorji, ki imajo dostop do notranjih informacij, dosežejo nadpovprečen donos, kar že pomeni, da kapitalski trg ni močno učinkovit. Značilno pa je, da vsak trg rahlo odstopa v smeri neučinkovitosti, ker sicer ne bi bil zanimiv za investitorje.

## 2 PREGLED EMPIRIČNIH RAZISKAV

Obstaja ogromno empiričnih raziskav s področja napovedovanja borznih donosov in učinkovitosti trga kapitala, saj sta to področji, ki še nista popolnoma raziskani in sta zato zelo zanimivi za raziskovalce. Tako obstajajo raziskave, ki potrjujejo učinkovitost trga kapitala in s tem zanikajo možnost napovedovanja borznih donosov; po drugi strani pa najdemo tudi precej raziskav, ki dopuščajo možnost napovedovanja borznih donosov. Raziskave, ki jih predstavljam v nadaljevanju, sem razdelil na tri dele: učinkovitost trga kapitala, napovedovanje borznih donosov in volatilitnost donosnosti na kapitalskem trgu.

### 2.1 UČINKOVITOST TRGA KAPITALA

V raziskavah lahko zasledimo več različnih načinov za testiranje hipoteze o učinkovitosti trga kapitala. V večini primerov se ta hipoteza preizkuša na podlagi statističnih testov. Tako se npr. s pomočjo avtoregresijskega modela oz. testa avtokorelacije in s testom normalne porazdelitve testira, ali so izpolnjene predpostavke *random walk* modela. Kot alternativa za test avtokorelacije se uporablja tudi test potekov. Lahko se namreč zgodi, da so izračunani koeficienti avtokorelacije pod vplivom ekstremnih vrednosti. Poleg omenjenih pristopov se uporablja še test koeficienta varianc.

Kljub temu, da so statistični testi široko uporabljeni v empiričnih raziskavah, nekateri avtorji opozarjajo na njihove pomanjkljivosti oz. predlagajo drugačne rešitve. Tako npr. Malkiel (2007, str. 126-149) poudarja, da lahko na podlagi statističnih testov sklepamo le o statistični značilnosti določenega parametra, ki pa naj ne bi bila relevantna. V primerih, ko je koeficient avtokorelacije zanemarljivo majhen, a statistično značilen, si z njim namreč ne moremo veliko pomagati, ker ni ekonomsko značilen. Takšno lastnost pa ima večina finančnih časovnih serij. Granger (1992, str. 12) pravi, da lahko nek kapitalski trg proglasimo za neučinkovit le takrat, ko je neko dobičkonosno pravilo investiranja splošno znano in prinaša nadpovprečen donos skozi daljše obdobje.

Vse študije lahko razdelimo na tiste, ki potrjujejo učinkovitost trga kapitala, in na tiste, ki to zanikajo. Izmed prvih bom najprej predstavil Cowlesovo študijo iz leta 1933. Avtor v članku na različne načine pokaže, da napovedovanje na delniškem trgu ni mogoče. Tako so npr. delnice, ki so jih kupovali investitorji po napotku finančnih svetovalcev, dosegle manjšo

donosnost, kot je znašala povprečna donosnost na trgu. Še bolj zanimiva je druga primerjava, v kateri primerja donosnost delnic, ki so jih izbrali finančni svetovalci z donosnostjo naključno izbranih delnic. Pokaže se, da donosnost naključno izbranih delnic presega donosnost delnic, ki jih predlagajo finančni svetovalci, in to za 4 odstotne točke na leto. To jasno kaže, da svetovalci na podlagi razpoložljivih informacij niso mogli sklepati, kakšna bo cena v prihodnosti, torej je kapitalski trg učinkovit.

Alexander (1961, str. 7-26) ugotavlja, da se na večini trgov spremembe cen obnašajo kot slučajni hod, vendar ko enkrat pride do rasti ali padca cene, se ta trend še nekaj časa ohrani. Avtor pravi: »Če se je cena delnice zvišala za X odstotkov, je zelo verjetno, da se bo zvišala za več kot X odstotkov, preden se bo znižala za X odstotkov.« Ta trditev naj bi bila veljavna za vrednost X v razponu od 5 do 30 odstotkov.

Fama (1970, str. 389-404) je hipotezo o učinkovitosti trga kapitala testiral na primeru tridesetih delnic, ki sestavljajo indeks *Dow Jones Industrial Average*. V raziskavi je naredil teste za različne časovne odloge sprememb cen delnic. Največjo povezanost v časovni seriji je ugotovil v primeru enodnevnega časovnega odloga. Kljub temu, da je ugotovljena povezanost med zaporednimi dnevnimi spremembami cen delnic, Fama še vedno trdi, da je trg učinkovit. Ugotovljene povezave med donosnostmi so sicer statistično značilne, vendar so zelo blizu nič. Pravilo investiranja, ki bi temeljilo na vsakodnevnih odločitvah, je povezano z velikimi transakcijskimi stroški, ki bi izničili potencialni dobiček, katerega investitor pričakuje na podlagi povezave v časovni vrsti.

Worthington in Higgs (2004, str. 1-15) sta preverjala učinkovitost trga kapitala dvajsetih evropskih borznih trgov. Avtorja ugotavljata, da je možno pri večini evropskih borznih trgov zavrniti slučajnost sprememb cen delnic. Izjema so le razviti borzni trgi, kot sta nemški in britanski, poleg tega pa slučajnost sprememb cen delnic velja tudi za nekatere druge delniške trge: irski, portugalski, švedski in presenetljivo tudi madžarski. Avtorja članek zaključita s tezo, da lahko investitorji na trgih, kjer spremembe cen delnic niso slučajne, na podlagi preteklih podatkov napovedo prihodnje cene delnic.

Hieng (2006, str. 34-55) se je v analizi osredotočil na kapitalske trge jugovzhodnih in vzhodnih evropskih držav. Učinkovitost trga kapitala je testiral z vsemi zgoraj omenjenimi statističnimi metodami, in to za obdobje od 1. januarja 1999 do 5. maja 2006. Testi kažejo, da je večina kapitalskih trgov s tega geografskega področja neučinkovitih, kar je tudi pričakovano, saj je večina teh trgov še nerazvitih. Edino presenečenje je hrvaški borzni indeks CROBEX, ki se je v štirih izmed petih testov pokazal kot učinkovit kapitalski trg. Avtor je za primerjavo v analizo vključil tudi slovenski borzni indeks (SBI 20) ter ameriški borzni indeks S&P 500. Testi za SBI 20 enoznačno kažejo na neučinkovitost. Še bolj presenetljiv pa je rezultat pri S&P500, saj več kot polovica testov kaže, da je omenjeni ameriški borzni indeks neučinkovit.

Raziskavo za ameriški trg sta naredila tudi Lo in Mackinley (1988, str. 17-40) na primeru ameriškega borznega indeksa NYSE-AMEX. Uporabila sta tedenske podatke za obdobje od septembra 1962 do decembra 1985. Ugotovila sta, da lahko zavrneta hipotezo o slučajnem hodu tako za celotno obdobje kakor tudi za vsa podobdobja.

Malce drugačno razlago učinkovitosti trga kapitala sta prispevala Grinblatt in Mostowitz (2003, str. 541-579). Avtorja sta ugotovila, da obstaja močna povezava med donosnostjo v decembru in donosnostjo v januarju naslednjega leta. Ta povezava izhaja iz t. i. davčnega efekta. Investitorji, ki imajo v lasti delnice, katerih trenutna tržna vrednost je nižja od nakupne vrednosti, lahko z njihovo prodajo ob koncu leta zmanjšajo davčno breme. Ponavadi takšni investitorji delnice ponovno kupijo v začetku naslednjega leta. Lahko pa si predstavljamo, da takšnih investitorjev ni malo, zato njihovo početje vpliva na cene delnic. Poznavanje tega vzorca gibanja cen delnic bi lahko investitorjem pomagalo doseči nadpovprečni dobiček, kar bi pomenilo, da kapitalski trg ni učinkovit.

## **2.2 NAPOVEDOVANJE BORZNIH DONOSOV**

Analitiki s področja napovedovanja borznih donosov uporabljajo različne ekonometrične modele za napovedovanje prihodnje donosnosti. Granger (1992, str. 11-12) pravi, da se večina raziskovalcev preveč zanaša na preproste univariatne modele, ki naj v večini primerov ne bi bili dovolj dobri za napovedovanje delniških donosnosti. Po drugi strani pa Söderlind (2008, str. 1-12) opozarja na neustreznost modelov, ki vključujejo veliko pojasnjevalnih spremenljivk, ker ima večina teh spremenljivk zelo majhno napovedno moč. Takšni modeli preveč reagirajo na nedavne, vendar irelevantne informacije. Pri oblikovanju modela je torej potrebno poiskati pravo razmerje med preprostostjo in preobsežnostjo modela.

Z avtoregresijskim (AR) in vektorskim avtoregresijskim (VAR) modelom sta Brooks in Ragunathan (2003, str. 747-752) analizirala kitajski delniški trg. Za kitajski delniški trg je značilno, da so delnice razdeljene na tiste, ki so namenjene zgolj domačim investitorjem (delnice A), in tiste, ki so namenjene zgolj tujim investitorjem (delnice B). Avtorja obe vrsti delnic najprej analizirata z AR modelom. Iz modelov je razvidno, da delnice B prej absorbirajo informacije kot pa delnice A. Iz tega logično sledi, da bi lahko lastniki delnic A predvideli prihodnjo donosnost svojih delnic na podlagi preteklih donosnosti delnic B. Avtorja sta to preizkusila z VAR modelom, vendar nista ugotovila statistično značilne povezave med donosnostmi obeh vrst delnic. To pomeni, da si lastniki delnic A pri napovedovanju donosnosti ne morejo pomagati s preteklo donosnostjo delnic B.

Alcock in Gray (2005, str. 135-151) sta razvila model, na podlagi katerega se investitorji odločajo, kako bodo investirali svoja sredstva. Odvisna spremenljivka je mesečna presežna donosnost, ki je definirana kot razlika med donosnostjo avstralskega borznega indeksa (AOI)

in trinajsttedensko donosnostjo državnih obveznic. Če je presežna donosnost pozitivna, investitor vsa svoja sredstva investira v delnice, v nasprotnem primeru pa v obveznice. Avtorja uporabljata 12 pojasnjevalnih spremenljivk, od kratkoročne obrestne mere do donosa iz dividend in različnih drugih kazalcev, kot sta PE (angl. *price-earnings*) in PB (angl. *price-book*). V vsakem trenutku  $t$  ima investitor na voljo 12 spremenljivk za napoved donosnosti v  $t+1$ , pri čemer investitor vedno napoveduje donosnost le za en mesec vnaprej. Najboljši model za napovedovanje se v vsakem mesecu znova določi na podlagi informacijskih kriterijev. Avtorja uporabljata tri statistične informacijske kriterije, kot so popravljeni  $R^2$ , Akaike informacijski kriterij (AIC) in Schwarz informacijski kriterij (BIC). Poleg teh treh uporabljata še dva nestatistična kriterija. Prvi je SC kriterij (angl. *sign criteria*), na podlagi katerega se izbere model, ki v celotnem vzorcu največkrat pravilno napove predznak mesečne presežne donosnosti. Drugi pa je RWC kriterij (angl. *recursive wealth criterion*), ki določa, da je najboljši tisti model, čigar napovedi so investitorju prinesle največji dobiček do obdobja  $t$ . Avtorja na koncu ugotovita, da na podlagi statističnih informacijskih kriterijev ni mogoče doseči nadpovprečnega donosa, ker parametri niso ekonomsko značilni. Po drugi strani pa lahko z upoštevanjem ostalih dveh kriterijev investitorji dosežejo nadpovprečni donos. Celo ob upoštevanju transakcijskih stroškov je donosnost še vedno nadpovprečna, kar pomeni, da so parametri, dobljeni na podlagi teh dveh kriterijev, tudi ekonomsko značilni.

Raziskovalci vedno znova iščejo nove metode, s katerimi bi lahko pojasnili čim večji del variabilnosti donosnosti cen delnic oz. indeksov. Tako sta Sarno in Valente (2003, str. 2-20) raziskovala, na kakšne načine je mogoče pojasniti gibanje nekaterih svetovno znanih indeksov. V analizo sta vključila ameriški indeks S&P 500, japonski indeks NIKKEI 225 ter britanski indeks FTSE 100. Iz članka izhajata dva poudarka. Prvi je, da cene opcij, ki se izdajajo na te tri indekse, vsebujejo uporabne informacije za pojasnjevanje prihodnje donosnosti teh treh indeksov. Drugi poudarek pa se nanaša na povezanost med temi tremi borznimi trgi. Avtorja sta ugotovila, da je ta povezanost precej izrazita, kar nam lahko koristi pri napovedovanju donosnosti.

Andersson in Lauvsnes (2007, str. 1-23) sta poskušala napovedovati donosnost norveškega borznega indeksa OSEAX. V analizi so uporabljene tri spremenljivke: trimesečna medbančna obrestna mera, obseg novih posojil zasebnemu sektorju in cena nafte vrste Brent. Pri testiranju stacionarnosti posamezne spremenljivke je bilo ugotovljeno, da so se vse spremenljivke, razen obsega posojil, pokazale kot stabilne ob uporabi prvih diferenc. Spremenljivko obseg kreditov pa bi morali še nadalje diferencirati, da bi postala stabilna, ker je več kot  $I(1)$ . Avtorja predstavljata dva modela za napovedovanje. Prvi je VAR model, pri katerem je potrebno spremenljivko obseg kreditov spraviti na stacionarno raven. Potrebno jo je torej še nadalje diferencirati, dokler ne postane stabilna. Drugi je kointegriran VAR model, v katerem obstajajo linearne kombinacije med spremenljivkami, ki so  $I(0)$  (Lütkepohl & Krätzig, 2004, str. 88-91). Andersson in Lauvsnes (2007, str. 20) na koncu ugotovita, da je napaka napovedi manjša ob uporabi kointegriranega VAR modela.

Hartmann, Kempa in Pierdzioch (2006, str. 2-17) so raziskovali, kakšen pomen za napovedovanje borznih donosov ima upoštevanje strukturnih prelomov, kot so razne ekonomske in finančne krize. Proučevali so ameriški borzni trg v obdobju od leta 1973 do 2006. Kot indikator za ekonomsko oz. finančno krizo avtorji uporabljajo razliko med donosom BAA in AAA korporacijskih obveznic (angl. *default spread*), ki odraža pogoje na kreditnem trgu. Značilno je, da se je ta razlika precej povečala v času naftnih kriz v sedemdesetih letih in v obdobju po enajstem septembru 2001. Avtorji ugotavljajo, da je mogoče z upoštevanjem indikatorja za ekonomsko oz. finančno krizo precej izboljšati donosnost, ki temelji na preprostih pravilih investiranja.

Ang in Bekaert (2004, str. 1-27) ter Barberis (2000, str. 225-263) opozarjajo na časovni horizont napovedovanja donosnosti. Avtorja prvega članka pravita, da napovedovanje na dolgi rok ni mogoče, ker je statistično neznačilno. Ugotavljata, da je možno napovedovanje na kratek rok, predvsem za eno časovno obdobje vnaprej. Avtor drugega članka opozarja, da obstaja določena negotovost glede natančnosti parametrov iz regresijske funkcije, zato se na te parametre ni dobro zanašati na dolgi rok.

## **2.3 VOLATILNOST DONOSNOSTI NA KAPITALSKEM TRGU**

Volatilnost na kapitalnem trgu predstavlja variabilnost sprememb cen delnic v določenem časovnem obdobju. Za udeležence na trgu nestanovitnost ni zanimiva zgolj kot mera za tveganje, ampak jih zanima predvsem presežna volatilnost, ki nima podlage v novem dogodku ali pa informaciji. Ob prisotnosti presežne volatilnosti tržne cene delnic ne odražajo nujno notranje vrednosti podjetja, ki je eden od bistvenih poudarkov teorije o učinkovitosti trga kapitala (Karolyi, 2001, str. 1-15). Številni avtorji ugotavljajo povezanost med nestanovitnostjo in donosnostjo. Guo (2002, str. 75-82) pravi, da je donosnost pozitivno povezana s preteklo volatilnostjo in negativno s trenutno volatilnostjo. Nestanovitnost torej vpliva na donosnost preko pričakovane donosnosti.

Claessen in Mittnik (2002, str. 1-16) pravita, da obstajata dva pristopa napovedovanja nestanovitnosti. Prvi pristop je, da informacije o prihodnji variabilnosti donosnosti dobimo iz preteklih donosnosti. Drugi način pa je, da dobimo informacije o prihodnji volatilnosti iz cen opcij. Na učinkovitem trgu kapitala bi morala nestanovitnost, ki je že všteta v cene opcij, odražati informacije o volatilnosti, ki so vsebovane v preteklih donosnostih vrednostnega papirja oz. indeksa, na katerega so izdane opcije. To pomeni, da napovedi volatilnosti, ki so narejene na podlagi pretekle donosnosti, niso boljše od napovedi na podlagi cen opcij. Avtorja sta testirala, ali je ta teza izpolnjena za opcije, ki so izdane na nemški borzni indeks DAX. Ugotovila sta, da pretekle donosnosti indeksa DAX ne vsebujejo nič več informacij, kot jih je že vključenih v opcije, ki so izdane na ta indeks. To potrjuje učinkovitost tega opcijskega trga.



Še nedolgo tega so se za proučevanje volatilanosti uporabljali modeli, ki so upoštevali konstantno nestanovitnost donosnosti in s tem konstantno varianco, ki je mera razpršitve donosnosti okrog pričakovane vrednosti. V času, ko so bili finančni trgi še dokaj umirjeni, so takšni modeli dobro napovedovali nestanovitnost. Zaradi tehnološkega napredka in globalizacije pa finančni trgi naenkrat niso bili več tako umirjeni, zato se je pojavila potreba po novih metodah. Uporabljati so se začeli ARCH oz. v praksi predvsem GARCH modeli. Mehle (2005, str. 44-45) je proučevala uporabnost teh modelov za slovenski kapitalski trg. Ugotovila je, da je imel slovenski kapitalski trg v obdobju od leta 1998 do 2004 vse značilnosti razvitejših trgov. Te značilnosti so: nenormalne porazdelitve donosnosti, debelejši repi in bolj koničasti vrhovi, kot jih predvideva normalna porazdelitev. Glede na te značilnosti so GARCH modeli primerni za analizo volatilanosti na slovenskem kapitalskem trgu. Tudi pri sami analizi se je pokazalo, da s pomočjo GARCH modela dobimo najboljše napovedi volatilanosti, z OLS modelom pa najslabše. Po drugi strani pa je Goyal (2000, str. 1-18) na primeru vseh razpoložljivih podatkov iz baze CRSP (angl. *Center for research and security prices*) pokazal, da z GARCH modeli ne moremo zajeti vse variabilnosti. Ta rezultat je neodvisen od tega, kakšno frekvenco podatkov vzamemo. Pokazal je, da je vseeno, ali so podatki dnevni ali pa mesečni.

Döpke, Hartmann in Pierdzioch (2006, str. 1-24) so raziskovali pomen makroekonomskih spremenljivk za napovedovanje nestanovitnosti. Značilno je namreč, da se volatilanost na kapitalskem trgu poveča v času zatona gospodarstva oz. v recesiji. Analiza je bila narejena na primeru nemškega kapitalskega trga. Uporabili so makroekonomske podatke, kot so: realna mesečna gospodarska rast, razlika med dejanskim produktom in potencialnim produktom (angl. *output gap*) ter sprememba inflacije. Ugotovili so, da je uporaba teh spremenljivk za napovedovanje nestanovitnosti na nemškem kapitalskem trgu smotrna.

### **3 PODATKI ZA EMPIRIČNO ANALIZO**

V tem delu predstavljam podatke, ki jih bom kasneje uporabil za testiranje učinkovitosti slovenskega trga kapitala in napovedovanje donosnosti slovenskega borznega indeksa. V analizi bom uporabil štiri spremenljivke: Slovenski borzni indeks – SBI 20, gibanje cene delnice Krke, ameriški borzni indeks *Dow Jones Industrial Average* – DJIA ter povprečno nominalno obrestno mero za nova posojila podjetjem. Vsi podatki se nanašajo na obdobje od maja 1997 do oktobra 2008 (138 enot) in so izraženi mesečno. V nadaljevanju podrobneje predstavljam značilnosti vsake od spremenljivk.

#### **3.1 SLOVENSKI BORZNI INDEKS – SBI 20**

Slovenski borzni indeks je indeks celotnega delniškega trga Ljubljanske borze, ki meri donosnost slovenskega organiziranega kapitalskega trga. Njegov temeljni namen je zagotavljati zbirne in jedrnatne informacije o gibanju cen največjih in najlikvidnejših delnic na organiziranem trgu Ljubljanske borze. Izračunava se od 20. 6. 1994 (Navodila za indekse, kriterije likvidnosti, tečajnico in druge statistike, 2008, str. 6-10).

Indeks SBI 20 sestavljajo redne delnice petnajstih izdajateljev, s katerimi se trguje na trgu delnic Ljubljanske borze. Vključijo se lahko imenske in prinosniške delnice, pri čemer se slednje vključijo le v primeru, če izdajatelj zagotovi podatke o lastnikih, katerih lastniški delež presega 5 odstotkov. Indeks SBI 20 je cenovni indeks, ki ne vključuje dividend.

Izračunan je tako, da se ga tehta na osnovi tržne kapitalizacije v prostem obtoku z omejitvijo, da delež delnic nobenega izdajatelja v indeksu ne sme presegati 15 odstotkov. Če delež določene izdaje delnic presega 15 odstotkov, se njena utež prilagodi navzdol (na 15 odstotkov). V indeks se ob letni reviziji vključi 15 izdaj rednih delnic, ki izpolnjujejo pogoje glede velikosti tržne kapitalizacije v prostem obtoku, povprečne absolutne dnevne velikosti prometa in povprečnega števila poslov, pri čemer ima velikost tržne kapitalizacije 50 % ponder, ostala dva kriterija pa po 25 % (Navodila za indekse, kriterije likvidnosti, tečajnico in druge statistike, 2008, str. 6-10).

Formula za izračun indeksa SBI 20:

$$SBI20_t = \frac{\sum_{i=1}^n p_{i,t} * q_{i,R}}{\sum_{i=1}^n p_{i,0} * q_{i,R}} \times 1000 \times C_T \quad (10)$$

$p_{i,t}$  = tekoči enotni tečaj posameznih rednih delnic, vključenih v indeks, na dan  $t$

$p_{i,0}$  = bazni tečaj

$q_{i,R}$  = prilagojeno število delnic posamezne izdaje delnic, vključene v indeks

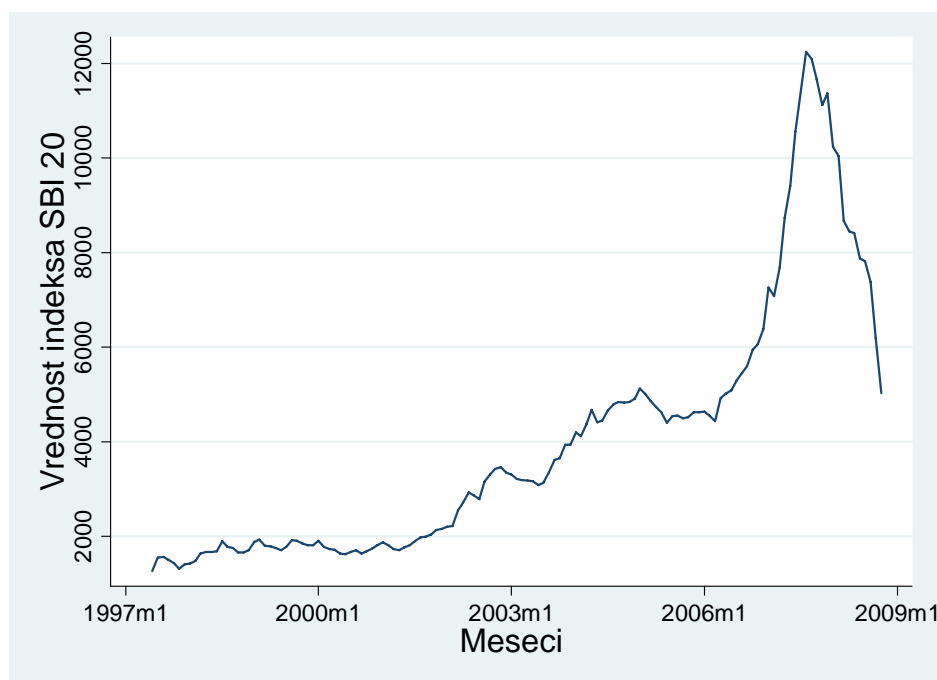
$C_T$  = popravni faktor, ki zagotavlja primerljivost indeksa v času

Glede na predstavljene kriterije indeks SBI 20 trenutno sestavljajo delnice naslednjih izdajateljev: Krka, Petrol, Telekom Slovenije, Sava, Mercator, Nova kreditna banka Maribor, Zavarovalnica Triglav, Gorenje, Pivovarna Laško, Luka Koper, Pozavarovalnica Sava, Helios, Intereuropa, Istrabenz in Aerodrom Ljubljana. Podrobnejši podatki o številu delnic posameznega izdajatelja ter o deležu v indeksu SBI 20 so predstavljeni v Prilogi 1.

Iz Slike 1, ki se nahaja na naslednji strani, je razvidno, da je indeks v povprečju naraščal vse do avgusta 2007. Takrat so se prvič pokazale težave na nepremičninskem in finančnem trgu v ZDA, kar je močno vplivalo na vrednosti indeksov po vsem svetu. Od takrat dalje je indeks

SBI 20 samo še v upadanju, z izjemo enega meseca. Najvišjo vrednost je indeks dosegel tik pred zlomom, ko je bil vreden 12.242 indeksnih točk. Do konca oktobra 2008 je njegova vrednost padla za 7.211 indeksnih točk oz. za 59 %. Povprečna mesečna donosnost v celotnem proučevanem obdobju je znašala 0,97 odstotka, standardni odklon donosnosti pa znaša 5,70 odstotnih točk. Maksimalna mesečna donosnost (20,79 %) je bila dosežena v juliju 1997, minimalna pa v zadnjem proučevanem mesecu, ko se je vrednost indeksa znižala za 20,69 %. V obdobju od maja 1997 do decembra 2005 je indeks rasel v povprečju 2 odstotka mesečno. Od konca tega obdobja pa vse do začetka krize je povprečna mesečna donosnost znašala 5,76 odstotkov. Iz slike je očitno, da se je borzni balon napihoval kar precej časa, zato je bilo prej ali slej pričakovati, da bo počil. To se je zgodilo takoj, ko so se pojavile težave povsod po svetu, in od takrat naprej je SBI 20 na mesečni ravni le še v upadanju. V času od začetka krize pa do konca proučevanega obdobja je indeks SBI 20 povprečno mesečno izgubljal 5,48 % vrednosti.

*Slika 1: Gibanje vrednosti indeksa SBI 20*



*Vir: Podatkovna baza Ljubljanske borze, Arhiv enotnih tečajev, 2008.*

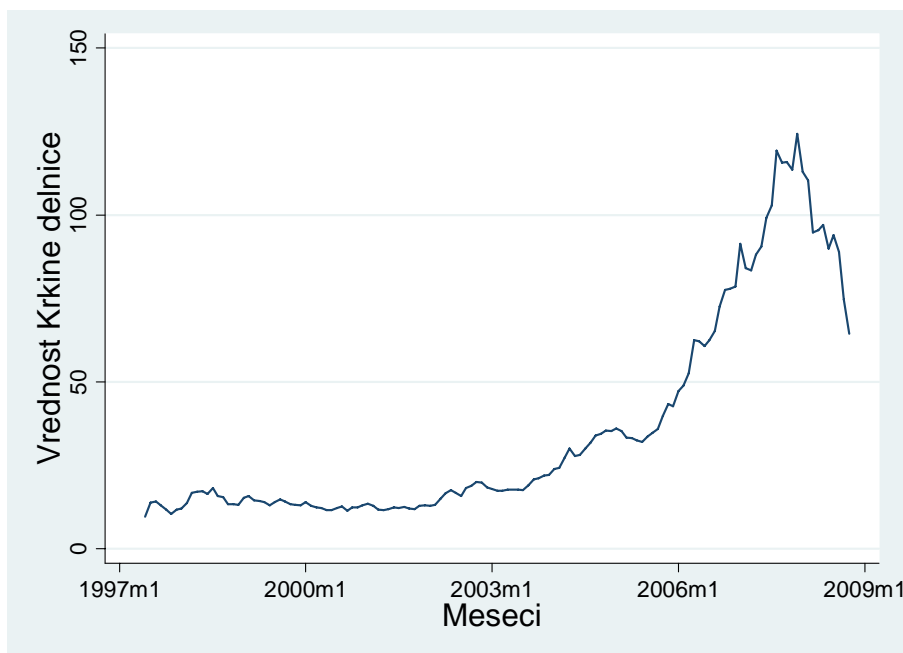
### **3.2 DELNICA KRKE**

Krkine delnice kotirajo na Ljubljanski borzi od leta 1997 in so ene izmed najlikvidnejših vrednostnih papirjev Ljubljanske borze. V analizi bodo uporabljene delnice z oznako KRKG. To so navadne delnice, ki zagotavljajo v skupščini delničarjev en glas, imetnikom dajejo sorazmerno pravico do udeležbe pri dobičku in so prosto prenosljive.

Največji delež Krkinih delnic imajo v lasti fizične osebe, in sicer 43,1 odstotkov. Sledita paradržavna sklada Slovenska odškodninska družba in Kapitalska družba, ki imata v lasti 14,99 % oz. 9,86 %. Preostali delež imajo v lasti predvsem domača in tuja finančna podjetja, kot so banke, zavarovalnice in investicijski skladi. Ključni finančni podatki podjetja Krka d.d. kažejo na vztrajno rast prihodkov in dobička v zadnjih letih. Tako se je npr. čisti dobiček v letu 2007, glede na leto 2006, povečal za 19 odstotkov. Denarni tokovi so se v istem obdobju povečali za 21 odstotkov. Glavni generator rasti je rast prodaje na tržiščih zahodne Evrope in na ostalih razvijajočih se trgih (Dan slovenskega kapitalskega trga, Krka, 2008).

Iz Slike 2 lahko razberemo, da se je vrednost Krkine delnice gibala podobno kot indeks SBI 20. Povprečna donosnost v celotnem obdobju je bila 1,40 %, kar je za 0,43 odstotnih točk več kot pri indeksu SBI 20. To pomeni, da je bila v proučevanem obdobju Krkina delnica nadpovprečno donosna. Standardni odklon donosnosti je znašal 7,60 odstotnih točk, kar je skoraj za eno odstotno točko več kot pri indeksu SBI 20. Iz tega lahko sklepamo, da je donosnost delnice bolj variabilna kot donosnost SBI 20, zato je delnica tudi bolj tvegana. Rezultat je pričakovan, saj se pri indeksu SBI 20 tveganje zmanjšuje, ker je indeks sestavljen iz več delnic, katerih medsebojne korelacije donosnosti so manjše od ena.

Slika 2: Gibanje vrednosti Krkine delnice



Vir: Podatkovna baza Ljubljanske borze, Arhiv enotnih tečajev, 2008.

Pred začetkom finančne krize je bila delnica Krke vredna 119,26 EUR, konec oktobra 2008 pa je bilo potrebno zanjo odšteti le še 64,39 EUR. Vrednost delnice se je v tem obdobju znižala za 46 odstotkov, kar pa je še vseeno precej manjši padec kot pri indeksu SBI 20. Dejstvo je namreč, da cena delnice po avgustu 2007 ni samo padala, kot smo to videli pri

indeksu, ampak je imela v določenih mesecih tudi pozitivno donosnost. V mesecu decembru 2007 je celo dosegla najvišjo vrednost, ko je bilo potrebno zanjo odšteti 124,29 EUR.

Že na podlagi grafov lahko sklepamo, da obstaja med indeksom SBI 20 in Krkino delnico močna povezanost. Tako znaša korelacijski koeficient med indeksom in vrednostjo delnice 0,96, med donosnostma obeh spremenljivk pa je korelacija enaka 0,85.

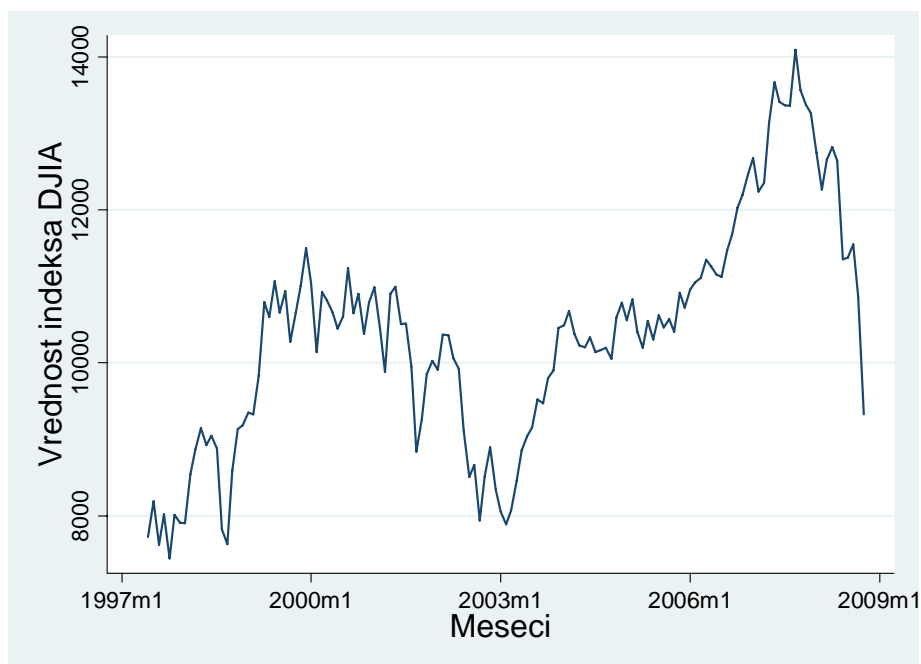
### **3.3 DOW JONES INDUSTRIAL AVERAGE – DJIA**

Indeks *Dow Jones Industrial Average* (v nadaljevanju DJIA) je najstarejši ameriški borzni indeks, ki se izračunava že od leta 1895. Takrat je indeks vključeval delnice dvanajstih podjetij. Trenutno je sestavljen iz delnic 30 podjetij, med katerimi so svetovno znana podjetja, kot so: *Boeing, Coca-Cola, Citigroup, General Electric, General Motors, Hewlett – Packard, Intel, J. P. Morgan, McDonald's, Microsoft, Wall – Mart Stores in Walt Disney*. Na podlagi naštetih podjetij je razvidno, da indeks DJIA ne vključuje zgolj industrijskih podjetij, kot bi sklepali glede na ime indeksa, ampak je merilo za celoten ameriški trg.

Posebnost indeksa DJIA je v tem, da se delnice ne izbirajo na podlagi v naprej poznanih kriterijev oz. pravil. O sestavi indeksa odločajo uredniki časopisa *The Wall Street Journal*. Edini pogoj, ki ga morajo uredniki upoštevati, je, da je podjetje nastanjeno v ZDA in da je eno od vodilnih podjetij v svoji panogi.

V Sliki 3 vidimo, da je indeks DJIA precej bolj razgiban kot Slovenski borzni indeks. Pogosto se zamenjujejo obdobja s pozitivno in negativno donosnostjo. Povprečna mesečna donosnost indeksa DJIA v celotnem proučevanem obdobju znaša 0,18 odstotkov, kar je približno 0,80 odstotne točke manj kot pri SBI 20. Tudi standardni odklon je manjši, saj znaša 4,54 odstotnih točk.

*Slika 3: Gibanje vrednosti indeksa DJIA*



*Vir: Podatkovna baza Dow Jones Indexes, Index data, 2008.*

Indeks DJIA je posebej visoke stopnje rasti dosegal v obdobju od začetka leta 2003 pa do začetka finančne krize. V tem obdobju je povprečna mesečna donosnost znašala 0,84 odstotka. Najvišjo vrednost je dosegel v septembru 2007, ko je bil vreden 14.087 indeksnih točk. Od takrat dalje je večinoma le še v upadanju. Do konca oktobra 2008 je izgubil 33,80 odstotkov vrednosti, kar je skoraj polovico manj, kot je znašala izguba indeksa SBI 20.

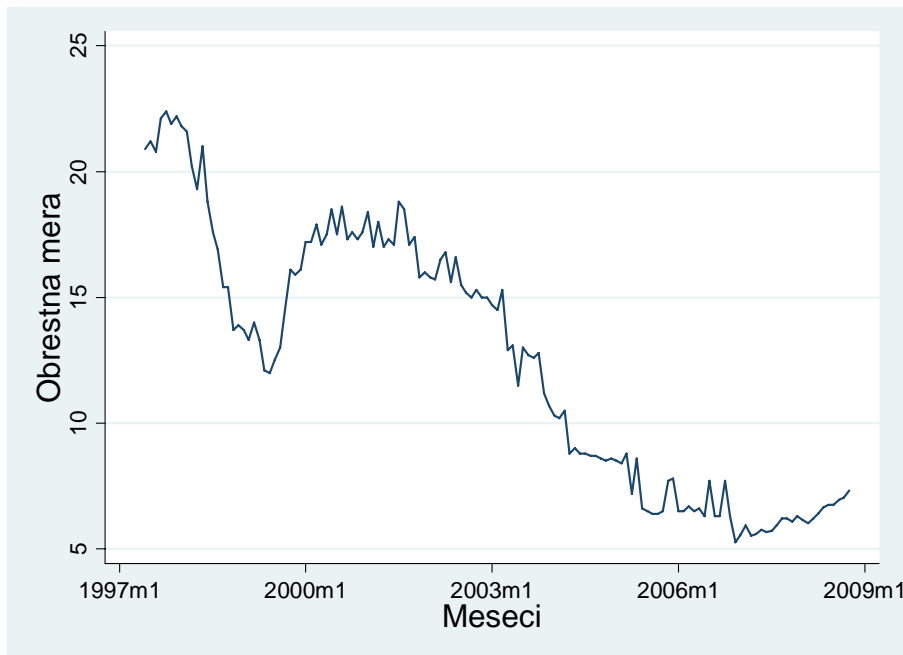
Razlog za vključitev tega indeksa je, da je slovenska borza v veliki meri odvisna od dogajanja na tujih kapitalskih trgih. Značilno je namreč, da če se vrednosti indeksov v ostalih državah znižujejo, obstaja velika verjetnost, da bo tudi SBI 20 izgubljal vrednost. Rečemo lahko, da je SBI 20 v veliki meri vezan na nek globalni indeks, ki ga v tem primeru predstavlja DJIA. Dober pokazatelj povezanosti med spremenljivkama je korelacijski koeficient, ki v tem primeru znaša 0,76. To pomeni, da je povezava med indeksom SBI 20 in DJIA pozitivna in precej močna. Korelacija med donosnostmi obeh indeksov pa znaša 0,25.

### **3.4 POVPREČNA OBRESTNA MERA ZA NOVA POSOJILA**

Povprečne obrestne mere novih posojil so do vključno decembra 2005 izračunane na podlagi mesečnih podatkov osmih največjih bank po kriteriju bilančne vsote. Z januarjem 2006 se pričinja serija obrestnih mer novih posojil vseh monetarnih finančnih institucij. Nova posojila so na novo odobrena posojila oziroma obstoječa posojila, pri katerih se je spremenila obrestna mera. Obrestna mera novega posojila predstavlja dejansko zaračunano obrestno mero v preteklem mesecu na letni ravni (Bilten, Banka Slovenije, oktober 2008, str. IV.-8). V analizi

bom uporabil povprečno nominalno posojilno obrestno mero za podjetja, katere gibanje je predstavljeno v Sliki 4.

Slika 4: Gibanje povprečne nominalne posojilne obrestne mere



Vir: Podatkovna baza Banke Slovenije, Povprečne obrestne mere bank za nova posojila, 2008.

Vidimo lahko, da je imela v proučevanem obdobju obrestna mera večinoma negativen trend. To dejstvo je mogoče pojasniti s Fisherjevim učinkom. Skladno s Fisherjevim učinkom je nominalna obrestna mera enaka vsoti realne obrestne mere in pričakovane stopnje inflacije, pri čemer Fisher trdi, da se pričakovana stopnja inflacije odrazi le v nominalni obrestni meri, ne pa tudi v realni, ker naj bi bila ta odvisna le od realnih faktorjev (Cooray, 2002, str. 1-4).

Iz Slike 4 je razvidno, da se je povprečna nominalna obrestna mera, ki jo zaračunavajo slovenske banke, gibala skladno s Fisherjevim učinkom, saj je imela inflacija v Sloveniji v tem obdobju večinoma negativen trend. To skladnost lahko vidimo tudi v obdobju zadnjega leta in pol, ko se je nominalna obrestna mera obrnila navzgor, ker je inflacija naraščala. Ta obrat ni posledica zgolj naraščajoče inflacije, temveč tudi finančne krize. V obdobju finančne krize so banke namreč imele težave z likvidnostjo, zato so zaostriale pogoje zadolževanja.

Za vključitev te spremenljivke sem se odločil, ker obrestna mera odraža plačilo za uporabo denarja (Samuelson & Nordhaus, 2002, str. 469). Med donosnostjo na kapitalskem trgu in obrestno mero obstaja negativna povezava. Če je namreč obrestna mera visoka, je cena denarja visoka, zato se ekonomskim subjektom ne izplača najemati kreditov in vlagati na kapitalske trge, kjer je pričakovana donosnost manjša od obrestne mere. Po drugi strani pa postanejo ob visokih obrestnih merah tudi depoziti vse bolj zanimiva naložba, saj je pri tej obliki varčevanja donosnost poznana že na začetku varčevalnega obdobja, poleg tega pa je ta oblika varčevanja skoraj netvegana. Visoka obrestna mera tako znižuje povpraševanje po

delnicah, kar znižuje donosnost na borzi. V analizi bi sicer lahko uporabil eno od referenčnih obrestnih mer, kot sta EURIBOR in LIBOR, vendar ti dve obrestni meri ne odražata dejanske cene denarja za posojilojemalca, ker ne upoštevata marž, ki jih zaračunavajo banke.

### 3.5 STACIONARNOST ČASOVNIH VRST

Pri ekonometrični analizi časovnih vrst se povezave v seriji podatkov v vsakem primeru ugotavlja na podlagi preteklih podatkov. Če je prihodnost v verjetnostnem smislu takšna kot preteklost, lahko povezave na podlagi preteklih podatkov uporabljamo za napovedovanje prihodnosti. Ta koncept zahteva, da so časovne vrste **stacionarne** oz. **stabilne**. Časovna vrsta  $Y_t$  je stabilna, če se njena verjetnostna porazdelitev ne spreminja v času oz. če je porazdelitev  $(Y_{s+1}, Y_{s+2}, \dots, Y_{s+T})$  neodvisna od  $s$  (Stock & Watson, 2006, str. 446-447).

Lütkepohl in Krätzig (2004, str. 11) opisujeta, da je stohastični proces stacionaren, če ima časovno nespremenljiv prvi in drugi moment:

$$E(y_t) = \mu_y \text{ za vsak } t \in T \quad (11)$$

$$E[(y_t - \mu_y)(y_{t-h} - \mu_y)] = \gamma_h \text{ za vsak } t \in T \text{ in za vsak } h, \text{ tako da velja } t - h \in T \quad (12)$$

Enačba (11) zahteva, da imajo vse enote stacionarnega stohastičnega procesa konstantno pričakovano vrednost oz. povprečje. Stabilna časovna vrsta je torej tista, ki niha okrog svojega povprečja. Enačba (12) zagotavlja, da je tudi varianca nespremenljiva v času, saj če je  $h = 0$ , potem je varianca enaka  $\sigma_y^2 = E[(y_t - \mu_y)^2] = \gamma_0$ . Poleg tega pa enaka ugotovitev velja tudi za kovarianco, ki ni odvisna od  $t$ , ampak od  $t-h$ .

Večina ekonomskih in finančnih časovnih serij je nestabilnih. V nekaterih primerih lahko že na podlagi grafov sklepamo, ali je serija stacionarna. Najpogostejša znaka za nestacionarnost sta trend in prelomi v seriji. Če je v seriji prisoten trend, je neposredno kršena enačba (11). Prelomi v časovni vrsti lahko nastanejo zaradi številnih vzrokov, kot so spremembe v ekonomski politiki, spremembe strukture gospodarstva ali določene inovacije, ki vplivajo na industrijo. Če prelomov ne upoštevamo, dobimo rezultate, ki držijo le v povprečju, zato so tudi napovedi na podlagi takšnega modela slabše.

Lütkepohl in Krätzig (2004, str. 21-22) pravita, da je diferenciranje spremenljivk najbolj enostaven način, da naredimo serijo stacionarno. Nestabilni stohastični proces, ki ga lahko s pomočjo prvih diferenc pretvorimo v stacionarni proces, se imenuje integriran proces reda ena ( $I(1)$ ). Splošno lahko rečemo, da je proces integriran reda  $d$  ( $I(d)$ ), če je potrebno prvo diferenco uporabiti  $d$ -krat, da postane proces stabilen. Za  $I(d)$  proces, pri katerem je  $d \geq 1$  velja, da vsebuje **koren enote** (angl. *unit root*). Gujarati (2003, str. 802) problematiko enotskega korena opisuje s pomočjo naslednjega modela:



$$Y_t = \rho Y_{t-1} + u_t \quad (13)$$

Če je  $\rho = 1$ , model v enačbi (13) postane *random walk* model, ki sem ga opisal v drugem poglavju. Za takšen model slučajnega hoda ( $\rho = 1$ ) je značilno naslednje:

$$Y_t = Y_0 + \sum u_t \quad (14)$$

Z vidika stacionarnosti je sicer zadoščeno prvemu pogoju, ki zahteva konstantno povprečje, ni pa zadoščeno drugemu pogoju, ker je varianca odvisna od časa ( $\text{var}(Y_t) = t\sigma^2$ ). To torej pomeni, da če je  $\rho = 1$ ,  $Y_t$  ni stacionaren, ker je prisoten koren enote. Da bi bila časovna serija v enačbi (13) stabilna, mora veljati  $|\rho| < 1$ .

Na podlagi Slik 1, 2, 3 in 4 lahko sklepamo, da uporabljene časovne serije niso stabilne, ker je v vseh prisoten trend. V večini primerov pa ne moremo zgolj na podlagi grafov sklepati o stacionarnosti časovnih serij, zato bom v nadaljevanju prisotnost korena enote testiral tudi z dopolnjenim *Dickey – Fullerjevim (ADF)* testom (angl. *Augmented Dickey – Fuller test*).

Lütkepohl in Krätzig (2004, str. 54-55) opisujeta, da je integriran tisti proces, za katerega velja  $\alpha(1) = 1 - \alpha_1 - \dots - \alpha_p = 0$ . Da bi lahko testirali to hipotezo, pa je potrebno spremeniti osnovni avtoregresijski model, tako da na obeh straneh odštejemo  $y_{t-1}$ :

$$\Delta y_t = \phi y_{t-1} + \sum_{j=1}^{p-1} \alpha_j^* \Delta y_{t-j} + u_t \quad (15)$$

V tem primeru testiramo ničelno hipotezo  $H_0 : \phi = 0$ , ki pomeni, da proces ni stacionaren, proti alternativni hipotezi  $H_1 : \phi < 0$ , ki nakazuje na stabilnost časovne serije. ADF test torej temelji na vrednosti  $t$ -statistike koeficienta  $\phi$ , ki pa se ne porazdeljuje v standardni  $t$ -porazdelitvi. Ugotovljeno je namreč bilo, da je porazdelitev odvisna od vključitve determinističnih kategorij, kot sta konstanta in linearni trend (Greene, 2003, str. 637).

Za vse štiri uporabljene spremenljivke sem testiral prisotnost enotskega korene z ADF testom. Rezultati, ki so v Prilogi 2, kažejo, da nobena od spremenljivk ni stacionarna v nivojih. Takšen rezultat smo tudi pričakovali, saj je v vseh serijah prisoten trend, s čimer je kršena enačba (11). Po drugi strani pa vse serije postanejo stacionarne ob uporabi prvih diferenc. To pomeni, da so vse časovne vrste integrirane reda ena (I(1)), ki z diferenciranjem postanejo I(0). Vse diferencirane serije so stabilne ob 5 % stopnji značilnosti, pri večini pa je stopnja značilnosti manjša od enega odstotka.

## 4 TESTIRANJE HIPOTEZE O UČINKOVITOSTI SBI 20

Če je nek trg kapitala šibko učinkovit, potem na osnovi podatkov o gibanju preteklih cen delnic oz. vrednosti indeksa ni mogoče napovedati prihodnjega gibanja cen delnic oz. indeksa. To pomeni, da ni mogoče sistematično dosežati nadpovprečnih donosnosti in tudi tehnična analiza gibanja tečajev na šibko učinkovitem trgu kapitala ni smiselna. Ker je cilj tega diplomskega dela ugotoviti, ali je mogoče doseči nadpovprečno donosnost s sistematičnim vlaganjem v delnice, ki sestavljajo indeks SBI 20, moram najprej preveriti, ali je slovenski kapitalski trg učinkovit. Napovedovanje donosnosti indeksa SBI 20 bo smiselno le, če bo slovenski kapitalski trg šibko neučinkovit. Neučinkovitost trga kapitala je torej **osnovni pogoj** za nadaljnje tehnične analize.

Učinkovitost slovenskega trga kapitala bom testiral za celotno obdobje (od maja 1997 do oktobra 2008) in tudi za podobdobje. Smiselno se mi namreč zdi, da posebej preverim učinkovitost trga kapitala tudi za obdobje napovedovanja donosnosti indeksa SBI 20, to je od januarja 2006 do oktobra 2008 (34 mesecev). V vseh primerih bo učinkovitost slovenskega trga kapitala preizkušena na mesečnih donosnostih indeksa SBI 20.

### 4.1 TESTI ŠIBKE OBLIKE UČINKOVITOSTI SBI 20 NA PODLAGI MODELA SLUČAJNEGA HODA

V analizi učinkovitosti trga kapitala bom izhajal iz modela slučajnega hoda:

$$Y_t = Y_{t-1} + u_t \quad (16)$$

Kot sem pokazal v prejšnjem poglavju, je *random walk* model nestacionaren, ker se varianca takšnega procesa povečuje v času. Razlog za povečevanje variance v času je v tem, da model slučajnega hoda vsebuje **stohastični** trend, kar pomeni, da je v seriji prisoten koren enote (Wooldridge, 2006, str. 392-395).

Iz tega sledi, da je potreben pogoj, da serija sledi modelu slučajnega hoda, nestacionarnost serije oz. prisotnost enotskega korena. To je torej eden od načinov za testiranje učinkovitosti trga kapitala. Če ugotovimo, da je serija nestabilna oz. da vsebuje koren enote, lahko sklenemo, da serija sledi modelu slučajnega hoda. V nasprotnem primeru lahko zavrnamo *random walk* model, kar pomeni, da proučevani kapitalski trg ni učinkovit.

Zasledil sem nekaj raziskav, v katerih učinkovitost trga kapitala proučujejo na takšen način. Tako sta Gupta in Basu (2007, str. 57-64) s pomočjo treh različnih testov enotskega korena

ugotovila, da indijski kapitalski trg ni šibko učinkovit, ker v dveh indijskih borznih indeksih ni prisoten koren enote. Avtorja sta takšen rezultat tudi pričakovala, saj gre za razvijajoči se kapitalski trg. Podoben test je naredila tudi Dixon (2005, str. 25-38). V tem primeru je bil test narejen na deviznih tečajih med šestimi najbolj uporabljenimi svetovnimi valutami. Ugotovila je, da je v gibanju tečajev prisoten koren enote, kar pomeni, da devizni tečaji sledijo slučajnemu hodu. Poleg tega pa je še ugotovila, da so prve difference deviznih tečajev stacionarne, kar znova potrjuje *random walk* model.

V prejšnjem poglavju, ko sem preverjal stacionarnost časovnih vrst, sem tudi sam naredil podoben test, čeprav takrat na to nisem posebej opozoril. Pri testiranju stabilnosti slovenskega borznega indeksa sem ugotovil, da se logaritmirana vrednost SBI 20 (v nadaljevanju *lnSBI20*) obnaša kot slučajni hod, ker je v njej prisoten koren enote. Ta rezultat kaže, da indeks SBI 20 sledi modelu slučajnega hoda. Poleg tega sem še ugotovil, da je donosnost indeksa SBI 20 stacionaren proces, kar še enkrat potrjuje veljavnost *random walk* modela, saj ta predvideva stabilnost prvih diferenc časovne vrste. Worthington in Higgs (2004, str. 13) opozarjata, da je prisotnost enotskega korena v serijah zgolj potreben, ne pa tudi zadosten pogoj za učinkovitost trga kapitala. Zaradi tega bom v nadaljevanju preveril obe ključni predpostavki *random walk* modela. Prva pravi, da so donosnosti med seboj slučajne oz. neodvisne, druga pa zahteva normalno porazdelitev donosnosti.

#### 4.1.1 Slučajnost sprememb vrednosti indeksa

Slučajnost sprememb vrednosti indeksa oz. neodvisnost med zaporednimi donosnostmi bom preveril z avtoregresijskim modelom (v nadaljevanju AR):

$$y_t = \alpha + \beta_1 y_{t-1} + \dots + \beta_p y_{t-p} + u_t \quad (17)$$

V enačbi (17)  $\alpha$  predstavlja regresijsko konstanto,  $\beta_i$  so avtoregresijski koeficienti, ki jih je potrebno oceniti,  $u_t$  pa je slučajna napaka, katere pričakovana vrednost je enaka nič. V svojem primeru bom v model vključil še neprave (angl. *dummy*) spremenljivke za vse tiste mesece, ko je bila donosnost ekstremno visoka ali pa ekstremno nizka. Na ta način se bom izognil neželenemu vplivu ekstremnih vrednosti oz. osamelcev (angl. *outliers*), ki imajo močan vpliv na avtoregresijske koeficiente.

Ena od metodoloških odločitev, ki jo zahteva ocenjevanje takšnega modela, je določitev števila odlogov. Pri tej odločitvi bi si lahko pomagali s formalnimi testi, kot so informacijski kriteriji in Waldov test izločanja odlogov, vendar se raziskovalci s področja učinkovitosti trga kapitala večinoma ne odločajo za takšne rešitve. V praksi se ponavadi uporablja večje število odlogov, kot jih predvidevajo formalni testi. Razlogov za to je več. Prvi je ta, da hočejo analitiki iz podatkov iztisniti čim več informacij, zato povečujejo število odlogov. Drugi

razlog je v tem, da formalni testi pogosto pokažejo, da je optimalno število odlogov enako nič. Najpomembneje pa je, da se s povečevanjem števila odlogov izognemo težavam, ki lahko vplivajo na rezultat. S tem mislim predvsem na avtokorelacijo in nenormalno porazdelitev ostankov. Tako bom v svoj primer pri testiranju učinkovitosti za celotno obdobje vključil šest odlogov, saj si težko predstavljam, da bi donosnost izpred več kot pol leta statistično značilno vplivala na tekočo donosnost. Za obdobje napovedovanja, ki vključuje zadnjih 34 mesecev, bom izbral manjše število odlogov, ker sicer ne izpolnim norme, ki velja v ekonometriji, to je pet enot na parameter. Ker bom za to obdobje v model dodal 3 nepravne spremenljivke, lahko vključim največ dva odloga, da bo izpolnjen zgornji kriterij. Model za celotno obdobje bo torej vključeval 6 odlogov, kot je zapisano v enačbi (18). Za obdobje napovedovanja pa bom v model vključil le dva odloga.

$$d \ln SBI20_t = \alpha + \beta_1 d \ln SBI20_{t-1} + \dots + \beta_6 d \ln SBI20_{t-6} + \gamma D_t + u_t \quad (18)$$

$d \ln SBI20$  = donosnost indeksa SBI 20

$D_t$  = vključene *dummy* spremenljivke

Koeficient  $\alpha$  predstavlja pričakovano donosnost, ki ni povezana s preteklimi donosnostmi.  $\beta_1 \dots \beta_6$  pa kažejo odvisnost med preteklimi donosnostmi in tekočo donosnostjo. Pri tem testu bom preveril domnevo, ki je zapisana v enačbi (19).

$$\begin{aligned} H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_6 = 0 \\ H_1 : \beta_1 \neq \beta_2 \neq \dots \neq \beta_6 \neq 0 \end{aligned} \quad (19)$$

Ničelna domneva nakazuje, da med donosnostmi ni statistično značilne povezanosti, kar pomeni, da se donosnost giblje skladno z modelom slučajnega hoda. Po drugi strani pa, skladno z alternativno domnevo, obstaja statistično značilna povezanost v seriji, s čimer predpostavka *random walk* modela ni izpolnjena in slovenski kapitalski trg ni šibko učinkovit.

#### 4.1.2 Normalna porazdelitev donosnosti

Normalno porazdelitev donosnosti bom testiral z Jarque – Bera testom (v nadaljevanju JB). Omenjeni test temelji na tretjem in četrtem momentu oz. na meri asimetrije (angl. *skewness*) in sploščenosti (angl. *kurtosis*) proučevane porazdelitve (Lütkepohl & Krätzig, 2004, str. 45-46). Testira se naslednja hipoteza:

$$H_0 : E(y_t^s)^3 = 0 \text{ in } E(y_t^s)^4 = 3 \quad (20)$$

$$H_1 : E(y_t^s)^3 \neq 0 \text{ in } E(y_t^s)^4 \neq 3 \quad (21)$$

$y_t^s$  v enačbah (20) in (21) predstavlja standardizirano vrednost proučevane spremenljivke ( $y_t^s = y_t / \sigma_y$ ). V tem primeru preverjamo, ali je tretji in četrti moment v skladu s standardno normalno porazdelitvijo. Testna statistika je enaka (Lütkepohl & Krätzig, 2004, str. 45):

$$JB = \frac{T}{6} \left[ T^{-1} \sum_{t=1}^T (y_t^s)^3 \right]^2 + \frac{T}{24} \left[ T^{-1} \sum_{t=1}^T (y_t^s)^4 - 3 \right]^2 \quad (22)$$

Vse, kar je v prvem oglatem oklepaju, je mera asimetrije, prvi člen v drugem oglatem oklepaju pa je mera sploščenosti. Testna statistika se porazdeljuje v  $\chi^2(2)$  porazdelitvi. Kadar je vrednost JB statistike visoka, se porazdelitev razlikuje od standardne normalne porazdelitve. V takšnem primeru je statistična značilnost visoka, zato lahko zavrnilo ničelno domnevo in rečemo, da porazdelitev določene spremenljivke ni normalna. Porazdelitev bo torej normalna v vseh tistih primerih, ko ne bomo mogli zavrniti ničelne domneve. Gujarati (2003, str. 149) opozarja, da je za relevantne rezultate tega testa potreben dovolj velik vzorec.

### 4.1.3 Rezultati

V tem delu predstavljam rezultate testiranja obeh ključnih predpostavk *random walk* modela. Pri testiranju neodvisnosti med zaporednimi donosnostmi indeksa SBI 20 lahko za celotno obdobje in za obdobje napovedovanja zavrnilo ničelno domnevo, kar pomeni, da obstaja statistično značilna povezanost v časovni vrsti. Iz rezultatov, ki so prikazani v Prilogi 3, je razvidno, da je pri testiranju neodvisnosti za celotno obdobje prvi odlog donosnosti indeksa SBI 20 visoko statistično značilen (stopnja značilnosti znaša 0,018). Na podlagi tega lahko rečemo, da obstaja povezanost v seriji. S preizkusi sem tudi ugotovil, da v seriji ni prisotna avtokorelacija ter da se ostanki regresijske funkcije porazdeljujejo normalno, kar pomeni, da so rezultati oz. *t*-statistike relevantne. Rezultati LM testa avtokorelacije so prikazani v Prilogi 3, točni stopnji značilnosti JB testa pa znašata 0,4463 in 0,4827. Pri testiranju neodvisnosti za obdobje napovedovanja sem prišel do zelo podobnih rezultatov. V tem primeru je statistično značilen drugi odlog. Pri ocenjevanju obeh AR modelov sem dobil precej visoke vrednosti determinacijskih koeficientov. S preteklimi donosnostmi indeksa SBI 20 in dodanimi nepravimi spremenljivkami za ekstremna obdobja je mogoče pojasniti 45,30 odstotkov oz. za obdobje napovedovanja 69,95 odstotkov variabilnosti donosnosti indeksa SBI 20 v tekočem obdobju. Tudi ta dva rezultata kažeta na neučinkovitost indeksa SBI 20.

Pri testu normalne porazdelitve donosnosti za celotno obdobje sem lahko pri zanemarljivo majhnem tveganju za napako prve vrste zavrnilo ničelno domnevo, kar pomeni, da se mesečne donosnosti indeksa SBI 20 ne porazdeljujejo normalno. Za obdobje napovedovanja pa točna stopnja značilnosti znaša 0,212. Na podlagi tega rezultata ne moremo zavrniti ničelne

domneve, kar pomeni, da se donosnosti v obdobju napovedovanja porazdeljujejo normalno, kar je v skladu z *random walk* modelom. Povzetek rezultatov je prikazan v Tabeli 1.

Tabela 1: Povzetek testiranja predpostavk *random walk* modela

	Neodvisnost donosnosti	Normalna porazdelitev
<b>Celotno obdobje</b>	neučinkovit trg	neučinkovit trg
<b>Obdobje napovedovanja</b>	neučinkovit trg	učinkovit trg

Vir: Lasten izračun.

Iz Tabele 1 je razvidno, da lahko na podlagi treh izmed štirih testov učinkovitosti trga kapitala rečemo, da slovenski kapitalski trg ni šibko učinkovit. Le test normalne porazdelitve donosnosti za obdobje napovedovanja pokaže nasprotno. Pomembno pa je opomniti, da je ta test narejen na relativno majhnem vzorcu (34 ent), zato je rezultat vprašljiv. Na podlagi teh rezultatov lahko sklenemo, da vsaj na ravni mesečnih podatkov slovenski kapitalski trg kaže znake **šibke neučinkovitosti**. S tem je izpolnjen osnovni pogoj za nadaljnje tehnične analize, tako da v naslednjem poglavju prehajam na napovedovanje borznih donosov.

## 5 NAPOVEDOVANJE BORZNIH DONOSOV

Namen poglavja je, da na osnovi uporabljenih spremenljivk določim najboljši model za napovedovanje indeksa SBI 20, na podlagi katerega bom v naslednjem poglavju razvil pravila za sistematično investiranje v delnice, ki sestavljajo indeks SBI 20.

Napovedi bom oblikoval z avtoregresijskim (AR) in vektorskim avtoregresijskim modelom (VAR). Pri uporabi teh modelov je pomembna stacionarnost oz. stabilnost uporabljenih časovnih vrst. Stock in Watson (2006, str. 460-462) opozarjata na tri probleme ob uporabi časovnih vrst, v katerih je prisoten stohastični trend oz. koren enote. Prvič: avtoregresijski koeficienti so pristranski proti nič. Če  $Y_t$  sledi slučajnemu hodu, bomo z regresijo, ki je ocenjena po metodi najmanjših kvadratov (angl. *ordinary least squares, OLS*), dobili avtoregresijski koeficient, ki je konsistenten, vendar ima nenormalno porazdelitev, ki je premaknjena proti nič. Drugič:  $t$ -statistike se ne porazdeljujejo normalno. To pomeni, da intervali zaupanja niso več veljavni, poleg tega pa tudi ne moremo več sklepati o statistični značilnosti avtoregresijskih koeficientov. Tretji problem je t. i. lažna regresija (angl. *spurious regression*). Stohastični trend lahko povzroči, da postaneta dve časovni vrsti povezani, čeprav nista. Ko torej časovne vrste vsebujejo stohastični trend, so ocene na podlagi metode OLS zavajajoče oz. napačne. Uporaba serij s stohastičnim trendom je mogoča le, če vse serije vsebujejo skupen stohastični trend oz. če so med seboj kointegrirane.

Pri predstavitvi podatkov sem pokazal, da so vse časovne vrste stabilne v prvih diferencah. V AR modelu bom zato s preteklimi donosnostmi indeksa SBI 20 pojasnjeval tekočo donosnost.

V VAR model pa bom poleg donosnosti indeksa SBI 20 (v nadaljevanju  $dlnSBI20$ ) vključil še donosnost delnice Krke (v nadaljevanju  $dlnKRR$ ), donosnost indeksa DJIA (v nadaljevanju  $dlnDJIA$ ) ter spremembo povprečne nominalne posojilne obrestne mere (v nadaljevanju  $di$ ). V oba modela bom dodal še tri nepravne spremenljivke za tiste mesece, ko je bila  $dlnSBI20$  ekstremno visoka oz. ekstremno nizka.

Najboljši model za napovedovanje donosnosti indeksa SBI 20 bom določil v obdobju **od maja 1997 do decembra 2005**, pri čemer bom napovedoval zadnjih **24 mesecev**. Na podlagi modela, ki v tem obdobju najbolje napoveduje donosnost SBI 20, bom oblikoval pravila investiranja, ki jih bom preizkusil v obdobju **od januarja 2006 do oktobra 2008**. Na ta način bom delovanje pravil investiranja preizkusil izven vzorca (angl. *out-of-sample*), kar je edini pravilni test učinkovitosti pravil investiranja. Za omenjeno obdobje sem se odločil, ker sta se v teh 34 mesecih zvrstila tako bikov kakor tudi medvedji borzni trend. Na ta način bom dobil celovito sliko o delovanju pravil investiranja, saj bodo preizkušena na obdobju rasti in upadanja borznih tečajev. Obdobje pa mora biti tudi dovolj dolgo, da bo primerjava z metodo *buy-and-hold* sploh smiselna. Malkiel (2007, str. 26-28), ki je zagovornik te metode, svetuje, da naj investitorji delnice držijo več kot tri leta, v nobenem primeru pa ne manj kot dve. Moje obdobje napovedovanja je dolgo skoraj tri leta, kar pomeni, da je primerjava smiselna.

Napovedi bom vedno delal le za **en mesec vnaprej**. Tako bom najprej ocenil regresijo z 81 enotami do decembra 2003 in napovedoval  $dlnSBI20$  v januarju 2004. Nato bom ocenil regresijo z 82 enotami do januarja 2004, na podlagi katere bom napovedoval donosnost v februarju 2004. Na takšen način se bo zvrstilo 24 napovedi vse do meseca novembra 2005, ko bom napovedoval donosnost v decembru 2005.

Potrebno je še določiti kriterije, na podlagi katerih bom izbral najboljši model za napovedovanje donosnosti indeksa SBI 20. Na voljo imamo  $T$  enot, pri čemer prvih  $t$  enot uporabimo za ocenitev parametrov modela, ostalih  $k$  enot ( $T-t$ ) pa za napovedovanje. Naj bo  $y_{t+h+1|t+h}$  napoved en mesec vnaprej za  $y_{t+h+1}$ , za vsak  $h = 0, 1, \dots, k-1$ . Na ta način lahko dobimo napako napovedi za vsak mesec:

$$\text{Napaka napovedi} = y_{t+h+1} - y_{t+h+1|t+h} \quad (23)$$

Z enačbo (23) lahko merimo napako napovedi le za vsak posamezni mesec. Bolj nas zanima, kakšna je povprečna napaka napovedi za celotno obdobje napovedovanja ( $k$ ). Wooldridge (2006, str. 661-662) predlaga dve meri za napako napovedi: RMSE (angl. *root mean squared error*) in MAE (angl. *mean absolute error*):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{k} \sum_{j=1}^k (y_{t+h+1} - y_{t+h+1|t+h})^2} \quad (24)$$

$$MAE = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k |y_{t+h+1} - y_{t+h+1|t+h}| \quad (25)$$

Obe meri sta narejeni tako, da se pozitivne in negativne napake napovedi med seboj ne izničujeta. Pri prvi je to zagotovljeno s kvadriranjem, pri drugi pa z absolutno vrednostjo. V obeh primerih je boljši tisti model, ki ima nižjo vrednost RMSE oz. MAE.

Upošteval bom še en kriterij, ki je sicer neformalen, a je za oblikovanje pravil investiranja mogoče še pomembnejši. Pravila investiranja namreč temeljijo na pričakovani oz. napovedani donosnosti. Če je ta pozitivna, vlagatelj investira v delnice, sicer pa ne. Pomembno je torej, kolikokrat model pravilno napove predznak donosnosti indeksa SBI 20. To pravilo je v tem primeru poenostavljeno, ker ne upošteva transakcijskih stroškov. Najboljši model bom torej izbral z upoštevanjem vseh treh kriterijev.

V nadaljevanju najprej predstavljam metodologijo in teorijo obeh modelov, na koncu poglavja pa so prikazane napovedi z obema modeloma.

## 5.1 NAPOVEDOVANJE Z AR MODELOM

Donosnost indeksa SBI 20 bom najprej napovedoval z AR modelom, ki ga v splošni obliki lahko zapišemo kot:

$$y_t = \alpha + \beta_1 y_{t-1} + \dots + \beta_p y_{t-p} + \gamma D_t + u_t \quad (26)$$

V enačbi (26)  $\alpha$  predstavlja regresijsko konstanto,  $\beta_i$  so regresijski koeficienti, ki jih je potrebno oceniti,  $u_t$  je slučajna napaka, katere pričakovana vrednost je enaka nič,  $D_t$  predstavlja vse ostale deterministične kategorije, kot so linearni trend in *dummy* spremenljivke. V mojem primeru  $y_t$  predstavlja  $d \ln SBI20_t$ .

### 5.1.1 Določitev števila odlogov

Določitev števila odlogov je ena od pomembnejših odločitev pri ocenjevanju takšnega modela. V prejšnjem poglavju, ko sem testiral učinkovitost slovenskega trga kapitala, sem število odlogov določil po subjektivni presoji. Za potrebe napovedovanja donosnosti indeksa SBI 20 pa bom število odlogov določil na podlagi statističnih testov, ker želim, da je število odlogov čim bolj optimalno. V praksi se za določitev števila odlogov uporabljajo predvsem informacijski kriteriji, dodatno se število odlogov lahko analizira tudi z Waldovim testom izločanja odlogov.



Splošno obliko informacijskih kriterijev zapišemo takole (Lütkepohl & Krätzig, 2004, str. 33-34):

$$Cr(n) = \log \sigma_u^2(n) + c_T \varphi(n) \quad (27)$$

V enačbi (27) prvi člen predstavlja logaritmirano vrednost variance ostankov OLS regresije. Ta člen z naraščanjem števila odlogov upada, zato bi bilo lahko število odlogov poljubno, vendar se s tem tudi zmanjšujejo stopinje prostosti, zato imamo v enačbi še drugi člen, ki je neke vrste kazen za preveliko število odlogov. Najbolj optimalno je tisto število odlogov, pri katerem je vrednost informacijskega kriterija najmanjša. Poznani so trije informacijski kriteriji, ki se med seboj razlikujejo le po kazenskem členu. Ti trije kriteriji so: Akaike (AIC), Hannan – Quinn (HQ) ter Schwarz – Rissanen oz. Bayes (SC oz. BIC). Glede na značilnost kazenskega člena AIC precenjuje število odlogov s pozitivno verjetnostjo, HQ določa število odlogov konsistentno, SC pa je še bolj konsistenten (Lütkepohl & Krätzig, 2004, str. 33-34):

$$p(SC) \leq p(HQ) \leq p(AIC) \quad (28)$$

Waldov test za izločanje odlogov je  $F$ -statistika, ki nam pove statistično značilnost posameznega odloga. Navadno se ga aplicira na regresijske funkcije z večjim številom odlogov, kjer ugotavljamo, kateri odlogi so statistično značilni. Uporaben je predvsem pri VAR modelu, saj lahko pri AR modelu statistično značilnost posameznega odloga ugotavljamo na podlagi  $t$ -statistik pri avtoregresijskih koeficientih.

Na podlagi informacijskih kriterijev nisem dobil enotnih rezultatov glede števila odlogov. Po SC kriteriju je optimalno število odlogov enako nič, HQ in AIC pa predlagata en odlog spremenljivke donosnost SBI 20. Glede na to, da brez odlogov ne morem oblikovati napovedi, bom na podlagi informacijskih kriterijev v model vključil en odlog. Waldovega testa v tem primeru ni smiselno izvesti, saj bomo pri ocenitvi modela videli, ali je prvi odlog donosnosti indeksa SBI 20 statistično značilen ali ne.

### 5.1.2 Ocena modela

Ker sem pri določanju števila odlogov ugotovil, da na tekočo donosnost vpliva le donosnost iz preteklega meseca, bom ocenil naslednji model:

$$d \ln SBI 20_t = \alpha + \beta d \ln SBI 20_{t-1} + \gamma D_t + u_t \quad (29)$$

V Tabeli 2 so predstavljeni rezultati modela iz enačbe (29) brez koeficientov pri nepravih spremenljivkah, ker nas ti ne zanimajo.

Tabela 2: Rezultati AR modela

	Koeficient	St. napaka	p	R <sup>2</sup>
<b>dlnSBI20</b>				0.3666
<b>L1</b>	0.1848	0.0907	0.042	
<b>Konstanta</b>	0.0060			

Legenda: L1 predstavlja prvi odlog spremenljivke *dlnSBI20*

Vir: Lasten izračun s pomočjo ekonometričnega programa.

V Tabeli 2 vidimo, da pričakovana mesečna donosnost SBI 20 znaša 0,60 odstotka. Bolj kot to nas zanima avtoregresijski koeficient. Ta pove, da je povezava med preteklo in sedanjo donosnostjo pozitivna. To pomeni, da lahko v tekočem mesecu pričakujemo pozitivno donosnost, če je bila donosnost v preteklem mesecu pozitivna. Seveda velja tudi, da lahko pričakujemo negativno donosnost, če je bila donosnost v preteklem mesecu negativna. Avtoregresijski koeficient pove, da se za vsako povečanje donosnosti za eno odstotno točko v preteklem mesecu poveča donosnost v tekočem mesecu za 0,18 odstotne točke. Točna stopnja značilnosti koeficienta znaša 0,042, kar pomeni, da je koeficient značilen pri 5 odstotnem tveganju za napako prve vrste.

### 5.1.3 Testi

Da bi bili rezultati modela relevantni, moram testirati določene predpostavke metode OLS. Tako v nadaljevanju predstavljam teste avtokorelacije, normalne porazdelitve, stabilnosti ter test pogojne heteroskedastičnosti v rezidualih.

#### 5.1.3.1 Avtokorelacija

Metoda OLS predvideva nepovezanost med ostanki regresije oz. da ni prisotna avtokorelacija v rezidualih. Cenilka OLS je ob prisotnosti avtokorelacije sicer še vedno konsistentna, ni pa več učinkovita. Avtokorelacija vpliva na varianco, tako da so standardne napake podcenjene, *t*-statistike pa posledično precenjene. V takšnih razmerah dobimo napačno sliko o statistični značilnosti avtoregresijskih koeficientov (Stock & Watson, 2006, str. 507).

Prisotnost avtokorelacije v rezidualih bom testiral z Breusch – Godfrey oz. LM testom. Avtokorelacijo v ostankih lahko zapišemo kot AR (h) model (Lütkepohl & Krätzig, 2004, str. 44-45):

$$u_t = \beta_1 u_{t-1} + \dots + \beta_h u_{t-h} + \varepsilon_t \quad (30)$$

V tem primeru preizkušamo naslednjo domnevo:

$$H_0 : \beta_1 = \dots = \beta_h = 0$$

$$H_1 : \beta_1 \neq 0 \text{ ali} \dots \text{ ali } \beta_h \neq 0$$
(31)

Če ničelno domnevo zavrnilo, je avtokorelacija v ostankih prisotna. Test izvedemo tako, da število opazovanj pomnožimo z determinacijskim koeficientom razširjene AR funkcije, v katero vključimo še ostanke, kot so zapisani v enačbi (30). Rezultati testa avtokorelacije so prikazani v Prilogi 4. Testiral sem prisotnost avtokorelacije do šestega reda. V nobenem primeru ne morem zavrniti ničelne domneve, kar pomeni, da so ostanki avtoregresijske funkcije med seboj nepovezani.

### 5.1.3.2 Normalna porazdelitev ostankov

Greene (2003, str. 50) pravi, da brez predpostavke o normalni porazdelitvi ostankov ne bi mogli sklepati o porazdelitvi regresijskega koeficienta. Lütkepohl in Krätzig (2004, str. 46) pa navajata, da se navadno model, v katerem je prisotna nenormalna porazdelitev ostankov, interpretira kot model z napako.

Normalnost porazdelitve ostankov se navadno testira z JB testom, ki sem ga predstavil pri testiranju učinkovitosti trga kapitala. Rezultati testa so prikazani v Prilogi 4. Opazimo, da nimamo težav ne z asimetričnostjo ne s sploščenostjo, zato tudi ne moremo zavrniti ničelne domneve pri JB testu, kar pomeni, da so ostanki normalno porazdeljeni.

### 5.1.3.3 Stabilnost modela

Že v uvodu v to poglavje sem poudaril pomembnost stabilnosti modela. Stabilnost po ocenitvi modela se ugotavlja z vrednostjo karakterističnega polinoma, ki je v splošni obliki, kot sta jo zapisala Lütkepohl in Krätzig (2004, str. 23), enak:

$$\alpha(L) = 1 - \alpha_1 L - \dots - \alpha_p L^p$$
(32)

Model je stabilen, če je  $\alpha(z) \neq 0$  za vsa kompleksna števila, ki izpolnjujejo pogoj  $|z| \leq 1$ . V primeru AR modela je karakteristični polinom enak  $1 - \alpha_1 L$ . Model bo stabilen, ko bo  $|\alpha_1| < 1$ . Pri ocenitvi modela smo videli, da je vrednost avtoregresijskega koeficienta precej manjša od ena, saj znaša 0,1848. To pomeni, da je model stabilen. Takšen rezultat je pričakovan, saj smo že na podlagi koren enote testa videli, da je spremenljivka  $dlnSBI20$  v prvih diferencah stacionarna.

### 5.1.3.4 Pogojna heteroskedastičnost

Lütkepohl in Krätzig (2004, str. 28-30) pravita, da če je  $u_t$  beli šum (angl. *white noise*) neodvisnih slučajnih spremenljivk in  $y_t$  sledi AR(p) procesu, potem velja:

$$E(y_t | y_{t-1}, y_{t-2}, \dots) = \alpha_1 y_{t-1} + \dots + \alpha_p y_{t-p} \quad (33)$$

To pomeni, da z avtoregresijskim procesom pojasnimo pogojno sredino  $y_t$ . Engle je leta 1982 ugotovil, da imajo lahko v serijah z velikimi ekstremnimi vrednostmi in kopičenjem volatilnosti pomembno strukturo tudi pogojni drugi momenti oz. variance. Tako je oblikoval avtoregresivno pogojno heteroskedastičnost oz. ARCH (angl. *autoregressive conditional heteroskedasticity*) model. Ostanki AR regresije sledijo ARCH procesu, če je njihovo povprečje enako nič in varianca:

$$\sigma_t^2 = \gamma_0 + \gamma_1 u_{t-1}^2 + \dots + \gamma_q u_{t-q}^2 \quad (34)$$

Prisotnost ARCH učinka se testira z ARCH – LM testom, kjer preizkušamo, ali so koeficienti  $\gamma_1 \dots \gamma_q$  v enačbi (34) enaki nič. Testna statistika je enaka  $ARCH_{LM}(q) = TR^2$  (Lütkepohl & Krätzig, 2004, str. 46). V svojem primeru sem testiral prisotnost avtoregresivne pogojne heteroskedastičnosti do šestega reda. Vrednost testne statistke je enaka 4,49, točna stopnja značilnosti pa znaša 0,61. Na podlagi tega rezultata ne moremo zavrniti ničelne domneve, zato lahko sklenemo, da ARCH učinek ni prisoten.

## 5.2 NAPOVEDOVANJE Z VAR MODELOM

Vektorski avtoregresijski model (VAR) lahko v splošnem zapišemo kot:

$$y_t = v_0 + A_1 y_{t-1} + \dots + A_p y_{t-p} + B z_t + u_t \quad (35)$$

Če v analizo vključimo  $K$  spremenljivk,  $A_i$  predstavljajo matrike reda  $K \times K$ ,  $u_t$  – je *white noise* slučajna napaka  $WN(0, \sum u)$ ,  $z_t$  pa so vse ostale deterministične kategorije oz. eksogene spremenljivke. Stock in Watson (2006, str. 496-497) opisujeta, da so eksogene vse tiste spremenljivke, ki niso korelirane s slučajno napako. To pomeni, da so endogene vse tiste spremenljivke, ki so določene znotraj modela, eksogene pa so določene izven modela, zato tudi v VAR modelu ni pojasnjevalnih enačb za te spremenljivke.

V mojem primeru bi lahko kot eksogeni spremenljivki vključil donosnost indeksa DJIA in spremembo povprečne nominalne posojilne obrestne mere, ker sta ti dve spremenljivki določeni eksogeno glede na donosnost indeksa SBI 20. Vendar v tem primeru spremenljivki ne bi bili pojasnjeni znotraj modela, zato tudi napovedi ne bi bile mogoče. Lahko bi sicer oblikoval napovedi, vendar na podlagi že poznanih vrednosti  $d\ln DJIA$  in  $di$ , kar investitorjem ne koristi. Zato bom vključil vse spremenljivke kot endogene in bo  $y_t$  iz enačbe (35) enak:

$$y_t = \begin{bmatrix} d \ln SBI20_t \\ d \ln KRK_t \\ d \ln DJIA_t \\ di_t \end{bmatrix} \quad (36)$$

V  $z_t$  iz enačbe (35) pa bom vključil le *dummy* spremenljivke za obdobja, ko je bila donosnost indeksa SBI 20 ekstremna. V tem primeru bodo torej matrike  $A_t$  reda  $4 \times 4$ . Z ocenitvijo takšnega modela bom dobil štiri enačbe, od katerih pa me bo zanimala le ena, to je vpliv spremenljivk na donosnost indeksa SBI 20. Tudi rezultati bodo prikazani le za to enačbo.

## 5.2.1 Oblikovanje modela

### 5.2.1.1 Določitev števila odlogov

Število odlogov bom najprej določil na podlagi informacijskih kriterijev, ki sem jih predstavil pri AR modelu. Dobimo precej mešane rezultate, saj SC kriterij kaže, da je optimalno število odlogov nič, HQ kaže na 1 odlog, AIC pa na tri. Odločitev samo na podlagi informacijskih kriterijev je v takšnem primeru precej težavna, zato je smiselno vključiti še Waldov test. Ocenil bom VAR model s tremi odlogi in nato z Waldovim testom izločanja odlogov preizkusil, če je smiselno katerega od odlogov izločiti.

Rezultati VAR modela s tremi odlogi so prikazani v Prilogi 5. Vidimo lahko, da je precej odlogov, uporabljenih spremenljivk, statistično neznačilnih. Tako so npr. neznačilni vsi odlogi spremenljivk  $d\ln SBI20$  in  $d\ln KRK$ , pri  $d\ln DJIA$  sta visoko statistično značilna prvi in tretji, pri  $di$  pa tretji odlog. Rezultati Waldovega testa so prikazani v Prilogi 5. Za celoten VAR model kakor tudi za enačbo po spremenljivki  $d\ln SBI20$  velja, da je smiselno vključiti prvi in tretji odlog uporabljenih spremenljivk. Rezultati novega modela so prikazani v Prilogi 5. Z izključitvijo drugega odloga iz modela se je determinacijski koeficient enačbe po spremenljivki donosnost indeksa SBI 20 zmanjšal le za nekaj več kot dve odstotni točki, kar potrjuje smiselnost izključitve tega odloga iz modela. Kljub temu model še vedno ni takšen,

kot bi si želeli, saj je še vedno več kot polovica avtoregresijskih koeficientov statistično neznačilnih, zato bom v nadaljevanju model analiziral še s testom Grangerjeve kavzalnosti.

### 5.2.1.2 Test Grangerjeve kavzalnosti

Skladno s konceptom Grangerjeve vzročnosti je  $y_{2t}$  vzrok za  $y_{1t}$ , če nam  $y_{2t}$  pomaga napovedati  $y_{1t}$  (Lütkepohl & Krätzig, 2004, str. 144). Če je  $y_{1,t+h|\Omega_t}$  napoved  $y_{1t}$   $h$  obdobj vnaprej, ki temelji na relevantnih informacijah  $\Omega_t$ , potem je  $y_{2t}$  Granger – nevzročna za  $y_{1t}$  – če velja:

$$y_{1,t+h|\Omega_t} = y_{1,t+h|\Omega_t, \{y_{2,s}|s \leq t\}} \quad (37)$$

Enačba (37) pomeni, da  $y_{2t}$  ni vzrok za  $y_{1t}$ , če informacije, ki so zajete v preteklih vrednostih  $y_{2t}$ , ne spremenijo optimalne napovedi  $y_{1t}$  v kateremkoli napovedovanem horizontu.

Grangerjevo kavzalnost se testira z Waldovim  $F$ -testom. Rezultati so prikazani v Prilogi 5. Razvidno je, da spremenljivka  $dlnKRK$  ni Granger vzrok za  $dlnSBI20$ , kar pomeni, da nam pretekle vrednosti te spremenljivke ne pomagajo napovedati donosnosti indeksa SBI 20. Če k temu dodamo še dejstvo, da skoraj vsi odlogi spremenljivk, razen enega, vplivajo statistično neznačilno na  $dlnKRK$ , je izločitev te spremenljivke upravičena. Poleg tega lahko tudi vidimo, da je spremenljivka  $di$  Granger vzrok za  $dlnSBI20$  pri deset odstotni stopnji značilnosti, vendar te spremenljivke ne bom izločil iz modela, ker tretji odlog  $di$  statistično značilno vpliva na  $dlnSBI20$ . Tako bodo v končnem VAR modelu vključene tri spremenljivke:  $dlnSBI20$ ,  $dlnDJIA$  in  $di$ . Z Waldovim testom za izločanje odlogov sem tudi pri tej kombinaciji spremenljivk dobil potrditev, da je smiselno vključiti prvi in tretji odlog spremenljivk.

### 5.2.2 Ocena modela

Iz rezultatov v Tabeli 3 lahko opazimo, da je sedaj večina avtoregresijskih koeficientov statistično značilnih pri 5 odstotni stopnji značilnosti. Visoko statistično neznačilen je le prvi odlog spremembe obrestne mere, vendar pa je vrednost avtoregresijskega koeficienta pri tem odlogu zelo nizka, tako da bistveno ne vpliva na napovedi. Oba odloga spremenljivke  $dlnDJIA$  visoko statistično značilno vplivata na tekočo donosnost indeksa SBI 20, poleg tega pa sta koeficienta tudi precej visoka. To potrjuje vezanost slovenskega borznega indeksa na globalni indeks, ki ga v tem primeru predstavlja *Dow Jones Industrial Average*. Determinacijski koeficient se je glede na AR model povečal za dobre 4 odstotne točke, kar

pomeni, da z vključitvijo dodatnih dveh spremenljivk v model ne pojasnimo bistveno več variabilnosti donosnosti indeksa SBI 20. Celoten VAR model je prikazan v Prilogi 6.

Tabela 3: Rezultati enačbe  $d\ln SBI20$  iz VAR modela

	Koeficient	St. napaka	p	R <sup>2</sup>
<b>dlnSBI20</b>				0.4091
L1	0.2507	0.0897	0.005	
L3	-0.1921	0.0821	0.019	
<b>dlnDJIA</b>				
L1	0.2303	0.0831	0.006	
L3	0.2439	0.0817	0.003	
<b>di</b>				
L1	0.0018	0.0047	0.706	
L3	-0.0093	0.0046	0.045	
<b>Konstanta</b>	0.0059			

Vir: Lasten izračun s pomočjo ekonometričnega programa.

### 5.2.3 Testi

Tako kot pri AR modelu sem tudi v tem primeru testiral ključne predpostavke OLS regresije. Testiral sem prisotnost avtokorelacije v rezidualih, normalnost porazdelitve ostankov ter stabilnost VAR modela. Rezultati so prikazani v Prilogi 7.

Preizkušal sem prisotnost avtokorelacije do šestega reda. Pri nobenem odlogu ne morem zavrniti ničelne domneve, kar pomeni, da avtokorelacija v ostankih ni prisotna. Podobna ugotovitev velja tudi za normalnost porazdelitve ostankov, saj tako pri celotnem VAR modelu kakor tudi v enačbi po spremenljivki  $d\ln SBI20$  ni težav z asimetričnostjo in sploščenostjo porazdelitve ostankov. Pri testiranju stabilnosti modela sem ugotovil, da so vsi moduli karakterističnega polinoma dovolj oddaljeni od enotskega korena, saj najvišja vrednost modula znaša 0,7642.

### 5.3 NAPOVEDI

V tem delu prikazujem napovedi z AR in VAR modelom, ki sem ju razvil v tem poglavju. Napovedi sem vsakič oblikoval le za en mesec vnaprej, po sistemu:

$$y_{t+1|t} = \alpha + \beta_1 y_t + \dots + \beta_p y_{t-p+1} \quad (38)$$

Tako je napoved v decembru 2003 za januar 2004 z uporabo AR modela enaka:

$$d \ln SBI20_{jan04|dec03} = \alpha + \beta d \ln SBI20_{dec03} = 0,0060 + 0,1848 * (-0,00282) = 0,0054 \quad (39)$$

Napovedana donosnost indeksa SBI 20 za januar 2004 torej znaša 0,54 odstotka. Dejanska donosnost v tem mesecu je znašala 6,58 %. Napaka napovedi je torej približno 6 odstotnih točk, kar je precej. Ker pa je pričakovana oz. napovedana donosnost (brez upoštevanja transakcijskih stroškov) pozitivna, bi vlagatelj na podlagi pravil investiranja v tem mesecu investiral v delnice, ki sestavljajo indeks SBI 20, tako da bi njegova donosnost znašala 6,58%. Zaradi takšnih primerov je potrebno upoštevati tudi neformalne kriterije pri izbiri najboljšega modela, ker čeprav je napaka velika, je odločitev na podlagi pravil investiranja lahko pravilna.

Poleg napovedanih donosnosti z AR in VAR modelom bom za primerjavo prikazal tudi, kakšne so napovedi oz. napake napovedi *random walk* modela:

$$d \ln SBI20_t = \alpha + \beta d \ln SBI20_{t-1} + \varepsilon_t \quad (40)$$

Enačba (40) sledi slučajnemu hodu, ko je  $\beta = 0$ . Pri testiranju stacionarnosti časovnih vrst sem pokazal, da logaritmirana vrednost indeksa SBI 20 ni stacionarna oz. da vsebuje koren enote. To pomeni, da proces sledi modelu slučajnega hoda, saj je vrednost avtoregresijskega koeficienta enaka ena oz. je blizu ena. Z uporabo prvih diferenc dobimo sistem, ki je zapisan v enačbi (40), pri katerem bo avtoregresijski koeficient enak nič oz. bo blizu nič.

Rezultati napovedovanja donosnosti z vsemi modeli so prikazani v Tabeli 4. Opazimo, da se napovedi AR in VAR modela bistveno ne razlikujejo, kar je bilo tudi pričakovati. So pa napovedi na podlagi VAR modela bolj nihajoče, saj se predznak napovedane donosnosti menja osemkrat, pri AR modelu pa le štirikrat. Oba modela v večini primerov napovedujeta pozitivno donosnost, kar je pričakovano, saj so se v tem obdobju vse uporabljene spremenljivke gibale v smeri, ki napoveduje pozitivno donosnost glede na ocenjena modela. Z modelom slučajnega hoda v vseh mesecih dobimo pozitivno napovedano donosnost indeksa SBI 20.

Tabela 4: Napovedane donosnosti ter napake napovedi indeksa SBI 20



Mesec	Dejanska donosnost	Napovedana donosnost			Napaka napovedi		
		AR	VAR	RW	AR	VAR	RW
jan.04	6.5840	0.5434	2.1160	1.3048	6.0406	4.4680	5.2792
feb.04	-1.8870	1.8647	2.5361	1.9689	-3.7517	-4.4231	-3.8559
mar.04	6.0030	0.3278	2.4475	1.2238	5.6752	3.5555	4.7792
apr.04	6.4590	1.7020	0.4071	1.8528	4.7570	6.0519	4.6062
maj.04	-5.5640	1.8844	2.5562	1.9894	-7.4484	-8.1202	-7.5534
jun.04	0.7190	-0.1405	-2.6575	1.0715	0.8595	3.3765	-0.3525
jul.04	4.8260	0.8396	1.0888	1.4541	3.9864	3.7372	3.3719
avg.04	2.7440	1.5035	2.0016	1.7481	1.2405	0.7424	0.9959
sep.04	0.8770	1.2093	1.7342	1.6331	-0.3323	-0.8572	-0.7561
okt.04	-0.3370	0.9229	-0.2958	1.5066	-1.2599	-0.0412	-1.8436
nov.04	0.3880	0.7237	-0.0018	1.4085	-0.3357	0.3898	-1.0205
dec.04	1.2970	0.8294	1.9680	1.4420	0.4676	-0.6710	-0.1450
jan.05	4.4680	0.9729	1.3290	1.4987	3.4951	3.1390	2.9693
feb.05	-2.4210	1.4922	2.3867	1.7343	-3.9132	-4.8077	-4.1553
mar.05	-2.9890	0.4273	0.9597	1.2698	-3.4163	-3.9487	-4.2588
apr.05	-2.5800	0.2782	-1.8856	1.1587	-2.8582	-0.6944	-3.7387
maj.05	-2.2930	0.2854	0.1107	1.1174	-2.5784	-2.4037	-3.4104
jun.05	-5.1120	0.2852	0.9022	1.0812	-5.3972	-6.0142	-6.1932
jul.05	3.3910	-0.2899	-0.2618	0.7328	3.6809	3.6528	2.6582
avg.05	0.0190	1.1875	1.6582	1.4963	-1.1685	-1.6392	-1.4773
sep.05	-1.3080	0.6329	2.6429	1.2090	-1.9409	-3.9509	-2.5170
okt.05	0.5700	0.3971	0.7733	1.0743	0.1729	-0.2033	-0.5043
nov.05	2.4230	0.7020	0.0316	1.2213	1.7210	2.3914	1.2017
dec.05	0.0760	1.0176	2.8352	1.3843	-0.9416	-2.7592	-1.3083
				<b>RMSE</b>	<b>3.4568</b>	<b>3.6400</b>	<b>3.4674</b>
				<b>MAE</b>	<b>2.8100</b>	<b>3.0016</b>	<b>2.8730</b>
				<b>Št. napačnih odločitev</b>	<b>11</b>	<b>10</b>	<b>9</b>

Opomba: Dejanska in napovedana donosnost sta izraženi v odstotkih ter zaokroženi na štiri decimalna mesta.

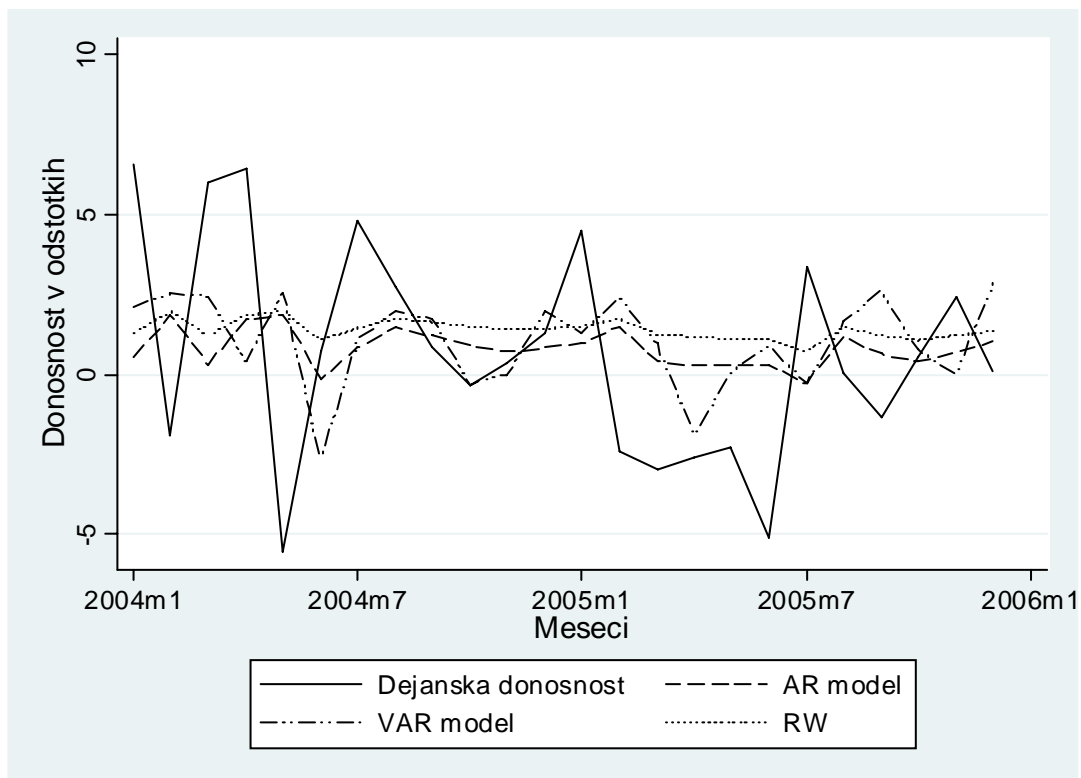
Legenda: RW = *random walk*

*Vir: Lasten izračun s pomočjo ekonometričnega programa..*

Napake napovedi, ki so izračunane skladno z enačbo (23), se med modeli bistveno ne razlikujejo, so pa v nekaterih mesecih napake precej visoke, saj znašajo tudi preko 8 odstotnih točk. Bistveni za končno izbiro modela so trije kriteriji, ki so prikazani na dnu tabele. Vidimo, da je po obeh formalnih kriterijih (RMSE ter MAE) najboljši AR model, kar nakazuje, da je preprostejši model boljši za napovedovanje donosnosti indeksa SBI 20 od bolj kompliciranega modela. Ta pojav je v praksi pogost. Po drugi strani opazimo, da tudi napake napovedi *random walk* modela bistveno ne odstopajo. Še več, po obeh formalnih kriterijih je model slučajnega hoda celo boljši od VAR modela, po neformalnem kriteriju pa je celo

najboljši, saj bi z napovedmi tega modela sprejeli največ pravih odločitev na podlagi pravih investiranja. V Sliki 5 vidimo, da so najbolj variabilne napovedi VAR modela, najmanj pa *random walk* modela. Napovedane donosnosti modela slučajnega hoda tesno sledijo napovedim AR modela, le da so pomaknjene bolj navzgor. Obe seriji se gibljeta okrog svoje povprečne vrednosti, kar je značilnost vseh stacionarnih procesov, le da so napovedi AR modela nekoliko nižje, ker so bile v tem obdobju z uporabo *dummy* spremenljivk izločene predvsem pozitivne ekstremne donosnosti indeksa SBI 20. Rečemo lahko, da so napovedi modela slučajnega hoda pristranske v pozitivno smer.

Slika 5: Dejanska ter napovedane donosnosti vseh treh modelov



Vir: Lasten izračun s pomočjo ekonometričnega programa.

Investitor lahko pravilom investiranja dosledno sledi le na podlagi napovedi enega modela. Problem bi se namreč pojavil takoj, ko napovedi več modelov ne bi bile skladne, torej ko en model napoveduje pozitivno, drugi pa negativno donosnost. Glede na to, da oba formalna kriterija kažeta v prid AR modela, bom pravila investiranja razvil na podlagi napovedi AR modela. Investitor bo v obdobju od januarja 2006 do oktobra 2008 svoje investicijske odločitve oblikoval na podlagi napovedi AR modela, ker se je ta model pokazal kot najboljši model za napovedovanje donosnosti indeksa SBI 20 v predhodnem obdobju. Skratka, edini relevantni rezultat za primerjavo z *buy-and-hold* metodo v obdobju od januarja 2006 do oktobra 2008 bo dosežena donosnost na podlagi pravih investiranja, ki upoštevajo napovedi AR modela.

## 6 DOSEGANJE NADPOVPREČNE DONOSNOSTI

### 6.1 PROBLEMI

Številni avtorji opozarjajo, da nadpovprečne donosnosti na podlagi pravil investiranja ni mogoče doseči. Tako npr. Malkiel (2007, str. 99-150) investitorjem svetuje, da se ne zanašajo na napovedane donosnosti določene delnice oz. indeksa, ker so te analize narejene na preteklih podatkih, ki pa nimajo nikakršne zveze s prihodnjo donosnostjo. Vsako časovno obdobje se namreč začne znova, torej z ničelno donosnostjo. Vedno obstaja 50 odstotna verjetnost, da bo donosnost na koncu časovnega obdobja pozitivna, in 50 odstotna verjetnost, da bo donosnost negativna. Kakšen predznak bo imela donosnost v tekočem mesecu, pa ne moremo sklepati na podlagi donosnosti v predhodnih mesecih, ker na tekočo donosnost vplivajo le nove informacije, ki še niso zajete v pretekli donosnosti. Četudi je ugotovljena povezanost v seriji, investitorji v tem ne smejo videti poslovne priložnosti, ker ta povezanost velja le za preteklost.

Fama (1970, str. 414) opozarja na transakcijske stroške ob uporabi pravil sistematičnega investiranja. Skladno s pravili investiranja bi namreč investor izvedel veliko število transakcij (nakupov in prodaj vrednostnih papirjev), pri čemer mora vedno plačati nakupno oz. prodajno provizijo. Ta problem je še toliko večji ob uporabi podatkov z visoko frekvenco, kot so npr. dnevni podatki. V tem primeru se namreč število transakcij še poveča, zaradi česar se povečajo tudi stroški. To pomeni, da nam zaradi velikega števila transakcij stroški lahko hitro prekoračijo napovedano donosnost, zato je za investitorja bolj smotno, da kupi delnice in jih drži daljše obdobje oz. da sledi metodi *buy-and-hold*.

Največji problem uporabe pravil investiranja je konkurenca. Še enkrat poudarjam Samuelsonov stavek, ki sem ga napisal že na začetku, a se mi zdi bistven. Samuelson (1965, str. 41) pravi, da če je nekdo na konkurenčnem trgu prepričan, da bo cena jutri zrasla, bi se to zgodilo že danes. To pomeni, da z doslednim sledenjem pravilom investiranja ne moremo doseči nadpovprečne donosnosti, ker se zaradi konkurenčnosti med investitorji ta izniči. Edina možnost za nadpovprečni donos na podlagi pravil investiranja bi bila, če bi nadpovprečno donosna pravila investiranja poznali le mi, kar pa je na visoko konkurenčnem trgu nemogoče pričakovati.

Ne glede na te probleme bom v nadaljevanju razvil pravila investiranja, jih preizkusil na konkretnem primeru ter analiziral, v kolikšni meri so izpolnjeni zgornji problemi.

### 6.2 IZPELJAVA PRAVIL INVESTIRANJA

V tem delu bom izpeljal pravila investiranja, na podlagi katerih bo investitor sistematično investiral v delnice, ki sestavljajo indeks SBI 20, v obdobju od januarja 2006 do oktobra 2008. Zanima me, ali je mogoče na podlagi pravil investiranja doseči nadpovprečno donosnost, to je donosnost, ki je višja, kot če bi investirali skladno z metodo *buy-and-hold*.

V tistih mesecih, za katere se bo pokazalo, da je vlaganje v delnice, ki sestavljajo indeks SBI 20, smiselno, bo investitor celoten investicijski vložek investiral v delnice. V nasprotnem primeru bo celoten investicijski vložek oz. premoženje vložil v mesečni depozit. Ta se bo obrestoval po povprečni mesečni depozitni obrestni meri monetarnih finančnih institucij (Bilten, Banka Slovenije, oktober 2008, str. IV.-8).

Pri izpeljavi pravil investiranja bom upošteval tudi transakcijske stroške, kot sta nakupna in prodajna provizija. Ostalih stroškov, kot so stroški odprtja računa pri borzno posredniški hiši in odprtje računa pri Klirinško Depotni Družbi (KDD), ne bom upošteval, ker ne predstavljajo neposrednega stroška določene prodaje oz. nakupa delnic. Ti dve proviziji se plačujeta enkrat letno v absolutnem znesku, kar pomeni, da sta neodvisni od števila nakupov in prodaj delnic.

Pri primerjavi donosnosti na podlagi pravil investiranja in *buy-and-hold* metodo bom upošteval čisti dobiček, torej po plačilu davka na kapitalski dobiček. Skladno z Zakonom o dohodnini, ki je v veljavi od 1. januarja 2007, je davčna osnova davka na kapitalski dobiček enaka vrednosti kapitala ob odsvojitvi minus vrednost kapitala ob pridobitvi. Pri obeh kategorijah se upoštevajo tudi stroški, povezani s pridobitvijo oz. odsvojitvijo kapitala v višini 1 % od vrednosti kapitala ob pridobitvi oz. odsvojitvi. Davčna stopnja znaša 20 %, vendar se za vsakih dopolnjenih 5 let lastništva kapitala davčna stopnja zniža za 5 odstotnih točk. Ker je v mojem primeru obdobje krajše od petih let, bo davčna stopnja v obeh primerih 20 %. Davek na kapitalski dobiček se plačuje v vsakem letu, ko je bil realiziran kapitalski dobiček. Pri metodi *buy-and-hold* je kapitalski dobiček oz. izguba realiziran le enkrat, to je ob prodaji delnic v oktobru 2008. Če pa sledimo pravilom investiranja, je kapitalski dobiček lahko realiziran večkrat, zato bi davek morali plačati ob koncu vsakega leta. Zaradi enostavnosti bom predpostavil, da se celotna davčna obveznost poravna ob koncu investicijskega obdobja, to je v oktobru 2008, ter da so obresti neobdavčene. Ker Zakon o dohodnini upošteva provizije v višini 1 %, bom tudi sam v analizi upošteval, da sta nakupna in prodajna provizija enaki in da znašata 1 % od nakupne oz. prodajne vrednosti. Poleg tega bom še predpostavil, da je prodajna vrednost enaka vrednosti investicijskega vložka oz. vrednosti premoženja ob prodaji. Ta predpostavka mi omogoča lažjo vključitev prodajnih provizij.

Da pa bo primerjava donosnosti med obema metodama investiranja sploh smiselna, moram sprejeti še dve predpostavki. Prva zagotavlja, da se sestava indeksa SBI 20 v proučevanem obdobju ni spreminjala. Na ta način bo investitor po obeh metodah vedno vlagal v iste delnice. Druga predpostavka pa je, da je celoten kapitalski dohodek izražen v spremembi cen delnic, torej da podjetja, katerih delnice sestavljajo SBI 20, niso izplačevala dividend.

Investitor sprejema odločitve vedno na začetku meseca. Takrat je namreč znana napovedana donosnost za tekoči mesec, ki je odvisna od donosnosti v predhodnem mesecu. Odločitve vedno sprejema le za **en mesec vnaprej**, tako da vedno izbere **najbolj racionalno** naložbo za tisti mesec. Če ne bi upošteval transakcijskih stroškov, bi se investitor enostavno odločal na podlagi napovedane donosnosti. Če bi bila ta pozitivna, bi investiral v delnice, v nasprotnem primeru pa v depozit. Ker pa so nakupi in prodaje delnic povezani z določenimi stroški, se investitorju v nekaterih primerih ne izplača kupiti oz. prodati delnic, čeprav je napovedana donosnost pozitivna oz. negativna, ker so stroški večji od koristi. Zato bom uvedel koncept **pričakovane donosnosti**, ki upošteva transakcijske in tudi oportunitetne stroške. Investitor se bo odločal na podlagi dveh enačb pričakovane donosnosti:

$$r_{P,t} = (1 - \alpha)r_{N,t} - \alpha - i_t \quad (41)$$

$$r_{P,t} = r_{N,t} + \beta - (1 - \beta)i_t \quad (42)$$

$r_{P,t}$  = pričakovana donosnost

$r_{N,t}$  = napovedana donosnost na podlagi AR modela

$\alpha, \beta$  = nakupna in prodajna provizija

$i_t$  = povprečna mesečna depozitna obrestna mera

Investitor se bo odločal na podlagi enačbe (41), ko delnic ne bo imel in bo ugotavljal ali jih je smiselno kupiti. Kupil jih bo takrat, ko bo napovedana donosnost tako visoka, da bo pokrila stroške nakupa delnic ter izgubljeno donosnost v obliki obrestne mere. Enačbo (42) pa bo uporabil, ko bo imel delnice in se bo odločal, ali jih je smiselno prodati. Delnice bo prodal v primerih, ko manj izgubi, če jih proda, plača prodajno provizijo in naloži v depozit, kot pa če še naprej investira v delnice. V obeh primerih je torej pogoj, da investira v delnice enak  $r_{P,t} > 0$ . V nasprotnem primeru bo investiral v mesečni depozit.

Ob upoštevanju zgornjih dveh pravil investiranja bo vrednost investicijskega vložka enaka:

$$\text{Pr}_t = \text{Pr}_{t-1}(1 - \alpha)(1 + r_t); r_{P,t} > 0 \quad (43)$$

$$\text{Pr}_t = \text{Pr}_{t-1}(1 - \beta)(1 + i_t); r_{P,t} \leq 0 \quad (44)$$

$\text{Pr}_t$  = vrednost premoženja oz. vrednost investicijskega vložka

$r_t$  = dejanska donosnost indeksa SBI 20

Iz enačbe (43) bo izločena nakupna provizija v vseh tistih primerih, ko bo investitor delnice že imel in se bo odločil še naprej investirati v delnice. Prodajna provizija pa bo izločena iz enačbe (44), ko je investitor delnice prodal že v enem od predhodnih obdobj, poleg tega pa bo tudi v tekočem mesecu še naprej sredstva vložil v depozit.

## 6.3 ANALIZA NA KONKRETNIH PODATKIH

V tem delu bom preizkusil, ali je mogoče doseganje nadpovprečne donosnosti s pomočjo sistematičnega investiranja. Prikazal bom primer, ko investitor na začetku investicijskega obdobja, to je v januarju 2006, vложи 100 evrov, pri čemer bo sledil dvema metodama investiranja. Pri prvi bo kupil delnice v začetku januarja 2006 in jih prodal ob koncu investicijskega obdobja, torej v oktobru 2008. Investitor bo torej sledil metodi investiranja *buy-and-hold*. Pri drugi metodi pa bo investitor dosledno sledil pravilom investiranja, ki sem jih predstavil v prejšnjem delu. Pri obeh metodah me bo zanimal čisti dobiček oz. čista donosnost po plačilu davka na kapitalski dobiček. Če bo donosnost na podlagi pravil investiranja višja od donosnosti po metodi *buy-and-hold*, bo to pomenilo, da je s pravili investiranja mogoče premagati trg in doseči nadpovprečno donosnost.

### 6.3.1 Donosnost metode *buy-and-hold*

Vrednost premoženja ob koncu investicijskega obdobja bom izračunal z naslednjo formulo:

$$Pr_t = Pr_0(1 - \alpha)(1 + r_{0-t}) - Pr_0(1 + r_{0-t})\beta - t(Pr_0(1 + r_{0-t})(1 - \beta) - Pr_0(1 + \alpha)) \quad (45)$$

V enačbi (45)  $Pr_t$  predstavlja končno vrednost premoženja,  $Pr_0$  začetno vrednost premoženja,  $r_{0-t}$  je donosnost indeksa SBI 20 v času od začetka januarja 2006 do konca oktobra 2008,  $\alpha$  ter  $\beta$  sta nakupni ter prodajni proviziji,  $t$  pa predstavlja davčno stopnjo. Če upoštevamo, da investitor na začetku vложи 100 evrov in da je bila donosnost indeksa SBI 20 v tem obdobju 14,5018 odstotkov, potem je končna vrednost premoženja enaka 109,7404 evrov. To pomeni, da čista donosnost po metodi *buy-and-hold* znaša **9,7404 odstotkov**.

### 6.3.2 Donosnost na podlagi pravil investiranja

V Tabeli 5 je prikazan celoten potek odločanja na podlagi pravil investiranja. V prvih treh stolpcih tabele so prikazane dejanska ( $r_t$ ), napovedana ( $r_{N,t}$ ) ter pričakovana ( $r_{P,t}$ ) donosnost, v četrtem stolpcu je odločitev investitorja na podlagi pričakovane donosnosti, v petem stolpcu je vrednost premoženja v vsakem mesecu, šesti stolpec pa prikazuje pravilnost investitorjeve odločitve.

Tabela 5: Donosnost na podlagi pravih investiranja

Mesec	$r_t$	$r_{N,t}$	$r_{P,t}$	Odločitev	$Pr_t$	Pravilnost
jan.06	0.1500	0.6317	-0.6779	depozit	100.3033	pravilno
feb.06	-1.9010	0.6384	-0.6696	depozit	100.6059	pravilno
mar.06	-2.4640	0.2802	-1.0143	depozit	100.8993	pravilno
apr.06	10.2800	0.1481	-1.1233	depozit	101.1718	napačno
maj.06	2.0060	2.2094	0.9157	delnice	102.1693	pravilno
jun.06	1.4560	0.9714	1.7049	delnice	103.6569	pravilno
jul.06	3.8310	0.8943	1.6361	delnice	107.6279	pravilno
avg.06	2.9610	1.2755	2.0239	delnice	110.8148	pravilno
sep.06	2.7560	1.1645	1.8997	delnice	113.8689	pravilno
okt.06	5.9580	1.1498	1.8801	delnice	120.6532	pravilno
nov.06	1.9990	1.6918	2.4220	delnice	123.0650	pravilno
dec.06	5.0720	1.0839	1.8183	delnice	129.3069	pravilno
jan.07	12.8490	1.5992	2.3352	delnice	145.9215	pravilno
feb.07	-2.5140	3.0989	3.8283	delnice	142.2531	napačno
mar.07	8.3130	0.5023	1.2185	delnice	154.0786	pravilno
apr.07	12.7180	2.0888	2.7927	delnice	173.6743	pravilno
maj.07	7.3840	3.0789	3.7744	delnice	186.4984	pravilno
jun.07	11.6080	2.3461	3.0350	delnice	208.1471	pravilno
jul.07	8.0000	3.3687	4.0453	delnice	224.7989	pravilno
avg.07	6.7670	2.7886	3.4569	delnice	240.0110	pravilno
sep.07	-1.2300	2.5987	3.2588	delnice	237.0589	napačno
okt.07	-3.5590	0.8084	1.4627	delnice	228.6220	napačno
nov.07	-4.8710	0.2441	0.8993	delnice	217.4858	napačno
dec.07	2.2660	-0.1492	0.5060	delnice	222.4140	pravilno
jan.08	-10.4630	1.5085	2.1562	delnice	199.1428	napačno
feb.08	-1.9650	-1.4240	-0.7722	depozit	197.8447	pravilno
mar.08	-14.5920	0.4569	-0.8977	depozit	198.5372	pravilno
apr.08	-2.6390	-2.7779	-4.1093	depozit	199.2503	pravilno
maj.08	-0.4330	0.1164	-1.2473	depozit	199.9725	pravilno
jun.08	-6.5970	0.6428	-0.7244	depozit	200.6941	pravilno
jul.08	-0.7000	-0.9362	-2.2952	depozit	201.4333	pravilno
avg.08	-5.8260	0.5164	-0.8655	depozit	202.1921	pravilno
sep.08	-17.6160	-0.8166	-2.1901	depozit	202.9638	pravilno
okt.08	-20.6910	-4.5140	-5.8630	depozit	203.7638	pravilno
<b>Dobiček</b>					103.7638	
<b>Davek</b>					-18.9936	
<b>Čisti dobiček</b>					<b>84.7702</b>	

Opomba: Dejanska, napovedana ter pričakovana donosnost so izražene v odstotkih.

Vir: Lasten izračun.

Kot je razvidno iz Tabele 5, investitor prve štiri mesece vlaga v depozit, saj je pričakovana donosnost na borzi v teh mesecih negativna. V petem mesecu prvič investira v delnice, ki jih nato obdrži 21 mesecev. Za tem sledi še 9 mesecev, ko ponovno vse vloži v depozit. Na ta način izvede le dve transakciji, torej le enkrat kupi in enkrat proda delnice, kar je v bistvu enako kot pri metodi *buy-and-hold*. Opazimo, da na podlagi pravil investiranja ravno tako izkoristimo bikov borzni trend kot pri metodi *buy-and-hold*. Po drugi strani pa se v tem primeru v veliki meri izognemo velikim izgubam, ki so posledica finančne in gospodarske krize. Seveda smo na podlagi pravil investiranja naredili tudi nekaj napak, vendar so te v manjšini. Pravilnih odločitev na podlagi pravil investiranja je tako 28, napačnih pa le 6, kar je izjemen rezultat.

Najbolj nas seveda zanima skupna dosežena donosnost ob upoštevanju pravil investiranja. Dobiček pred plačilom davkov znaša 103,7638 evrov, čisti dobiček pa je 84,7702 evrov. To pomeni, da čista donosnost na podlagi pravil investiranja znaša **84,77 odstotkov**. Ta rezultat presega doseženo donosnost po metodi *buy-and-hold* za nekaj več kot **75 odstotnih točk**.

Pri tako presenetljivi razliki je dobro vse skupaj malce bolj natančno analizirati. Obstajata namreč še dve podrobnosti, ki lahko zamajeta relevantnost tega rezultata. V začetku tega poglavja sem opomnil na nekaj problemov pri uporabi modelov za napovedovanje v praksi. Najprej sem omenil transakcijske stroške. Ti v mojem primeru niso problem, saj so vključeni v model odločanja. Kot drugi pomembnejši problem sem izpostavil konkurenco, ki izniči vsakršno priložnost za nadpovprečni dobiček. Očitno je, da investitorji niso poznali te priložnosti oz. teh pravil investiranja, sicer tako visok nadpovprečni dobiček ne bi bil mogoč. Poleg teh problemov je še potrebno ugotoviti, ali so predpostavke, na katerih slonijo pravila investiranja, v skladu z realnostjo. Predpostavil sem, da se davek na kapitalski dobiček v celoti plača ob koncu investicijskega obdobja. Ta predpostavka je v konkretnem primeru povsem v skladu z realnostjo, saj je kapitalski dobiček realiziran le v zadnjem letu investiranja, ko vlagatelj delnice proda, torej se davek plača le ob koncu tega leta. Druga predpostavka je, da obresti niso obdavčene. Skladno z Zakonom o dohodnini (2007) se obdavčuje le tisti znesek obresti, ki presega 1000 evrov. Pri večjih vložkih bi se lahko zgodilo, da bi obresti presegle ta znesek, vendar bi to zelo malo vplivalo na končno donosnost. Na koncu sem še predpostavil, da podjetja, katerih delnice sestavljajo indeks SBI 20, ne izplačujejo dividend. Upoštevanje tega vira kapitalskega dohodka bi lahko nekoliko zmanjšalo to razliko, vendar ne bistveno, saj bi investitor, ki se odloča na podlagi pravil investiranja, gotovo dobil izplačane dividende v letu 2007, po vsej verjetnosti pa tudi v letu 2006. Kapitalski dohodek v obliki dividend bi torej izgubil le v letu 2008.

Sklenem torej, da je bilo v obdobju od januarja 2006 do oktobra 2008 s sistematičnim investiranjem v delnice, ki sestavljajo indeks SBI 20, mogoče premagati trg in doseči visoko nadpovprečno donosnost. S tem rezultatom lahko še enkrat potrdim, da slovenski kapitalski trg ni učinkovit. To pomeni, da vsa teorija, ki sem jo predstavil na začetku, za slovenski trg



kapitala zaenkrat še ne velja, ker je očitno, da je donosnost indeksa SBI 20 napovedljiva. V nobenem primeru ni smiselno na podlagi tega rezultata sklepati, da bodo ta pravila investiranja prinašala nadpovprečno donosnost tudi v prihodnje. Potrebno je namreč upoštevati, da so vsi uporabljeni podatki javno razpoložljivi, zato lahko do takšnih zaključkov pridejo številni investitorji. Takoj ko bi se to zgodilo, bi bila nadpovprečna donosnost na podlagi teh pravil investiranja izničena. Poleg tega pa tudi ni več nujno, da je AR model najboljši model za napovedovanje donosnosti indeksa SBI 20, saj sem ta model izbral na podlagi podatkov do decembra 2005. Če bi torej hoteli še nadalje vlagati skladno s pravili investiranja, bi najprej morali na novo določiti najoptimalnejši model za napovedovanje donosnosti indeksa SBI 20, kar pa še ni zagotovilo za nadpovprečno donosnost, saj še vedno ostane problem konkurence.

## SKLEP

V uvodu v diplomsko delo sem postavil hipotezo, s katero sem želel ugotoviti, ali bi lahko investitorji, ki sistematično vlagajo v delnice, ki sestavljajo indeks SBI 20, premagali trg in dosegli nadpovprečno donosnost. Skladno s teorijo glavnega toka to naj ne bi bilo mogoče, saj zaradi konkurenčnosti med investitorji takšne priložnosti ne obstajajo oz. so trgi učinkoviti.

Zaradi tega dejstva sem analizo začel tako, da sem najprej testiral učinkovitost slovenskega trga kapitala. Če je namreč trg kapitala učinkovit, vse nadaljnje tehnične analize niso smiselne. Ugotovil sem, da slovenski kapitalski trg kaže znake šibke neučinkovitosti, s čimer je bil izpolnjen osnovni pogoj za napovedovanje donosnosti indeksa SBI 20. Napovedi donosnosti indeksa SBI 20 sem oblikoval z AR in VAR modelom, pri čemer se je AR model v obdobju od januarja 2004 do decembra 2005 pokazal kot natančnejši model, saj je imel manjšo napako napovedi kot VAR model, poleg tega pa je bil tudi boljši od *random walk* modela. Tako sem napovedi AR modela uporabil pri izpeljavi pravil investiranja v obdobju od januarja 2006 do oktobra 2008.

Pravila investiranja sem oblikoval tako, da so v kar največji meri v skladu z realnostjo. Pri odločitvah investitorja ni pomembna zgolj napovedana donosnost, ker ta, če je pozitivna, prikazuje le korist – ne pa tudi izgube. Tako sem oblikoval pričakovano donosnost, ki upošteva tako transakcijske stroške kot tudi stroške v obliki izgubljenih priložnosti. Na koncu sem ugotovil, da donosnost na podlagi pravil investiranja presega donosnost po metodi *buy-and-hold* za nekaj več kot 75 odstotnih točk. Na podlagi tega rezultata lahko potrdim, da je bilo v obdobju od januarja 2006 do oktobra 2008 mogoče doseči nadpovprečno donosnost s sistematičnim vlaganjem v delnice, ki sestavljajo indeks SBI 20. Z uporabo pravil investiranja vlagatelj skoraj v celoti izkoristi bikov borzni trend, ki se je začel v začetku leta 2006, poleg tega pa se tudi v veliki meri izogne medvedjemu borznemu trendu, ki je nastal s finančno krizo v septembru 2007. To pomeni, da predstavljena pravila investiranja delujejo dobro v

obdobju rasti in tudi v obdobju upadanja borznih tečajev. Ker sem v analizi ugotovil, da je nadpovprečna donosnost možna tudi ob upoštevanju vseh pomembnejših stroškov, lahko sklenem, da koeficienti v ocenjenem AR modelu niso zgolj statistično značilni, temveč so tudi ekonomsko značilni.

Za konec predstavljam še nekaj izboljšav oz. razširitev modelov, ki sem jih predstavil v tem delu. Tako bi lahko poskusili v VAR model vključiti nove spremenljivke, ki morda bolje pojasnjujejo donosnost indeksa SBI 20. Izbrali bi lahko drug globalni indeks, kot je npr. nemški (DAX) ali pa avstrijski borzni indeks (ATX). Naslednja izboljšava bi bila lahko vključitev dividend, ki so bile v mojem primeru popolnoma izpuščene. Kot sem pokazal pri predstavitvi empirične literature, nekateri avtorji poudarjajo pomembnost kointegriranega VAR modela, ker naj bi ta imel manjšo napako napovedi. Poleg tega pa bi lahko za napovedovanje uporabljali več različnih modelov, pri čemer bi za vsako naslednje časovno obdobje na podlagi različnih kriterijev izbrali najboljšega.

Na koncu pa je seveda možno spremeniti tudi sama pravila, na podlagi katerih se odločamo, kako bomo investirali. Izboljšav je seveda neskončno mnogo. Še zadnjič opozarjam, da nobeno pravilo investiranja ne bo prinašalo nadpovprečnih donosov, če bo zanj izvedela tudi konkurenca.

## LITERATURA IN VIRI

1. Alcock, J. & Gray, P. (2005). Forecasting Stock Returns Using Model-Selection Criteria. *The Economic Record*, 81 (253), 135-151.
2. Alexander S. (1961). Price Movements in Speculative Markets: Trends or Random Walks. *Industrial Management Review*, 2, 7-26.
3. Andersson J. & Lauvsnes S. O. (2007). *Forecasting stock index prices and domestic credit: Does cointegration help?*. B.k., Norwegian School of Economics and Business Administration.
4. Ang A. & Bekaert G. (2004). *Stock Return Predictability: Is it There?*. Columbia University. 1-27.
5. Barberis N. (2000). Investing for the Long Run when Returns Are Predictable. *The Journal of Finance*, 55 (1), 225-264.
6. Banka Slovenije. *Bilten*. Oktober 2008. Ljubljana. Najdeno 21. septembra 2008 na spletnem naslovu <http://www.bsi.si/iskalniki/bilteni.asp?MapaId=229>.
7. Brooks R.D. & Ragunathan V. (2003). Returns and volatility on the Chinese stock markets. *Applied Financial Economics*, 13, 747-752.
8. Claessen H. & Mittnik S. (2002). Forecasting Stock Market Volatility and the Informational Efficiency of the DAX-index Options Market. *Center for Financial Studies, Working Paper*, 4, 1-27.
9. Cooray A. (2002). The Fisher effect: A review of the literature. *University Economics Research Papers*, 5/2002, 1-25.
10. Cowles A. (1933). Can stock market forecasters forecast?. *Econometrica*, 1, 309-324.
11. *Dan slovenskega kapitalskega trga [Krka d.d.]* (2008). Ljubljana. Najdeno 21. septembra 2008 na spletnem naslovu <http://www.krka.si/si/finance/pred/>.
12. Dixon C. (2005). *Can Technical Analysis Disprove the Efficient Market Hypothesis? A Foreign Exchange Example*. Bachelor dissertation. University of Surrey.
13. Döpke J., Hatrmann D. & Pierdzioch C. (2006). Forecasting stock market volatility with macroeconomic variables in real time. *Banking and financial studies*, Discussion paper series 2, Deutsche BundesBank, 1-44.
14. Fama E.F. (1965). Random Walks in Stock Market Prices. *Financial Analysis Journal*, 21, 55-59.
15. Fama E.F. (1970). Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. *The Journal of Finance*, 25 (2), 383-417.

16. Fama E.F. (1991). Efficient Capital Markets: II. *The Journal of Finance*, 46 (5), 1575-1617.
17. Fama. E.F., Fisher L., Jensen M.C. & Roll R. (1969). The Adjustment of Stock Prices to New Information. *International Economic Review*, 10 (1), 1-21.
18. Goyal A. (2000). *Predictability of Stock Return Volatility from GARCH Models*. Los Angeles: Anderson Graduate School of Management, UCLA.
19. Granger C.W.J. (1992). Forecasting stock market prices: Lessons for forecasters. *International Journal of Forecasting*, 8, 3-13.
20. Greene W.H. (2003). *Econometric Analysis*. 5<sup>th</sup> edition. New Jersey: Prentice Hall.
21. Grinblatt M. & Mostowitz T.J. (2003). Predicting stock price movements from past returns: the role of consistency and tax-loss selling. *Journal of Financial Economics*, 71, 541-579.
22. Gujarati D.N. (2003). *Basic Econometrics*. 4<sup>th</sup> edition. New York: McGraw-Hill.
23. Guo H. (2002). Stock Market Returns, Volatility, and Future Output. *Review*, 84, The Federal Reserve Bank of St. Louis, 75-84.
24. Gupta R. & Basu P.K. (2007). Weak Form Efficiency In Indian Stock Markets. *International Business & Economics Research Journal*, 6 (3), 57-64.
25. Hartmann D., Kempa B. & Pierdzioch C. (2006). Economic and Financial Crises and the Predictability of U.S. Stock Returns. *MPRA Paper*, 561, 1-26.
26. Hieng Ž. (2006). *Učinkovitost trgov kapitala jugovzhodnih in vzhodnih evropskih držav*. Magistrsko delo. Ljubljana: Ekonomska fakulteta.
27. Karolyi G.A. (2001). Why Stock Return Volatility Really Matters. *Strategic Investor Relations*, 14, 1-20.
28. LeRoy S.F. (1989). Efficient Capital Markets and Martingales. *Journal of Economic Literature*, 27 (4), 1583-1621.
29. Lo A.W. & Mackinley A.C. (1988). Stock Market Prices Do Not Follow Random Walks: Evidence from a Simple Specification Test. *The Review of Financial Studies*, 1, 41-66.
30. Lütkepohl H. & Krätzig M. (2004). *Applied Time Series Econometrics*. New York: Cambridge university press.
31. Malkiel B.G. (2007). *A Random Walk Down Wall Street*. New York, London: W.W. Norton & Company.

32. Mehle T. (2005). *Primernost modelov GARCH za ocenjevanje nestanovitnosti slovenskega kapitalskega trga*. Diplomsko delo. Ljubljana: Ekonomska fakulteta.
33. Mramor D. (2002). *Teorija poslovnih financ*. Ljubljana: Ekonomska fakulteta.
34. *Navodila za indekse, kriterije likvidnosti, tečajnico in druge statistike* (2008). Ljubljanska borza d.d., Ljubljana. Najdeno 21. septembra 2008 na spletnem naslovu <http://www.ljse.si/cgi-bin/jve.cgi?doc=8182&sid=ICXuOTAKWMYGVDMX>.
35. *Podatkovna baza Banke Slovenije*. Ljubljana, Banka Slovenije. Najdeno 21. septembra 2008 na spletnem naslovu <http://www.bsi.si/pxweb/Dialog/Database/slo/serije/serije.asp?MapaId=981>.
36. *Podatkovna baza Dow Jones Indexes, Index data*. Najdeno 21. septembra 2008 na spletnem naslovu <http://www.djaverages.com/?view=industrial&page=index-data>.
37. *Podatkovna baza Ljubljanske borze, Arhiv enotnih tečajev*. Ljubljana: Ljubljanska borza d.d.. Najdeno 21. septembra 2008 na spletnem naslovu <http://www.ljse.si/cgi-bin/jve.cgi?doc=1289&sid=ICXuOTAKWMYGVDMX>.
38. Samuelson P.A. (1965). Proof That Properly Anticipated Prices Fluctuate Randomly. *Industrial Management Review*, 6, 41-49.
39. Samuelson P.A. & Nordhaus W.D. (1998). *Economics*. 16<sup>th</sup> edition. Boston: The McGraw-Hill Companies, Inc..
40. Sarno L. & Valente G. (2003). Modeling and Forecasting Stock Returns: Exploiting the Futures Market, Regime Shifts and International Spillovers. *CEPR discussion paper*, 4380, 1-32.
41. Söderlind P. (2007). *Predicting Asset Returns*. B.k.: University of St. Gallen.
42. Söderlind P. (2008). *Predicting Stock Price Movements: Regressions versus Economists*. University of St. Gallen, 1-11.
43. Stock J.H. & Watson A.W. (2006). *Introduction to Econometrics*. 1<sup>st</sup> edition. Boston: Pearson Education.
44. Wooldridge J.M. (2006). *Introductory Econometrics*. 3<sup>rd</sup> edition. Sydney: Thomson Higher Education.
45. Worthington A.C. & Higgs H. (2004). Random walks and market efficiency in European equity markets. *Global Journal of Finance and Economics*, 1 (1), 59-78.
46. Zakon o dohodnini (ZDoh-2) (2006). *Uradni list Republike Slovenije*, št. 117/2006. Najdeno 4. decembra 2008 na spletnem naslovu <http://www.uradni-list.si/1/objava.jsp?urlid=2006117&stevilka=5013>.

# **PRILOGE**

## Priloga 1: Podatki o delnicah, ki so vključene v indeks SBI 20

Tabela 1: Podatki o delnicah, ki so vključeni v indeks SBI 20

Naziv vrednostnega papirja	Oznaka	Št. delnic v indeksu	Delež v indeksu	Bazni tečaj
KRKA	KRKG	7.201.189	15.28%	16.3
PETROL	PETG	1.110.086	12.41%	120.4
TELEKOM SLOVENIJE	TLSG	1.806.046	11.41%	292.7
SAVA	SAVA	1.027.559	11.33%	83.6
MERCATOR	MELR	1.523.837	11.03%	24.5
NKBM	KBMR	13.958.856	6.73%	40.7
ZAVAROVALNICA TRIGLAV	ZVTG	8.500.880	6.43%	30.8
GORENJE	GRVG	9.425.385	5.15%	10.2
PIVOVARNA LAŠKO	PILR	2.688.231	4.51%	27.2
LUKA KOPER	LKPG	4.138.622	4.18%	12.5
POZAVAROVALNICA SAVA	POSR	6.553.768	3.53%	27.5
HELIOS	HDOG	115.888	3.15%	795.7
INTEREUROPA	IEKG	4.348.011	1.80%	21.7
ISTRABENZ	ITBG	1.181.014	1.73%	14.6
AERODROM LJUBLJANA	AELG	1.081.836	1.35%	47.9

Vir: Podatkovna baza Ljubljanske borze, 2008.

## Priloga 2: Rezultati testa prisotnosti enotskega korena v časovnih vrstah

Tabela 2: Rezultati ADF testa

Spremenljivka	Deterministična kategorija	St. odlogov diferenc	Vrednost testne statistike	5% kritična vrednost	Stabilnost procesa
lnSBI20	konstanta in trend	7	-3.04	-3.41	nestabilno
	konstanta	2	-1.11	-2.86	nestabilno
dlnSBI20	konstanta	1	-5.15	-2.86	<b>stabilno</b>
	/	1	-5.17	-1.94	<b>stabilno</b>
lnKRK	konstanta in trend	1	-1.98	-3.41	nestabilno
	konstanta	1	-0.29	-2.86	nestabilno
dlnKRK	konstanta	0	-7.73	-2.86	<b>stabilno</b>
	/	0	-7.61	-1.94	<b>stabilno</b>
lnDJIA	konstanta in trend	0	-1.90	-3.41	nestabilno
	konstanta	0	-2.13	-2.86	nestabilno
dlnDJIA	konstanta	1	-8.60	-2.86	<b>stabilno</b>
	/	1	-8.64	-1.94	<b>stabilno</b>
i	konstanta in trend	8	-2.99	-3.41	nestabilno
	konstanta	1	-2.03	-2.86	nestabilno
di	konstanta	0	-15.25	-2.86	<b>stabilno</b>
	/	0	-15.01	-1.94	<b>stabilno</b>

Legenda: lnSBI20 = logaritmirana vrednost indeksa SBI 20  
dlnSBI20 = prva diferenca lnSBI20 oz. donosnost indeksa SBI 20  
lnKRK = logaritmirana vrednost delnice KRKE  
dlnKRK = prva diferenca lnKRK oz. donosnost delnice KRKE  
lnDJIA = logaritmirana vrednost indeksa DJIA  
dlnDJIA = prva diferenca lnDJIA oz. donosnost indeksa DJIA  
i = poprečna nominalna posojilna obrestna mera za podjetja  
di = prva diferenca i

Vir: Lasten izračun s pomočjo ekonometričnega programa.



### Priloga 3: Testiranje učinkovitosti slovenskega trga kapitala z AR modelom

Tabela 3: Rezultati AR modela za celotno obdobje

	Koeficient	St. napaka	p	R <sup>2</sup>
<b>dlnSBI20</b>				0.4530
<b>L1</b>	0.1837	0.0773	<b>0.018</b>	
<b>L2</b>	0.0860	0.0809	0.288	
<b>L3</b>	0.0026	0.0803	0.974	
<b>L4</b>	-0.0347	0.0792	0.661	
<b>L5</b>	0.0751	0.0747	0.315	
<b>L6</b>	0.0099	0.0735	0.892	
<b>Konstanta</b>	0.0068			

Legenda: L1 do L6 predstavljajo zaporedne odloge spremenljivke dlnSBI20

Vir: Lasten izračun s pomočjo ekonometričnega programa.

Tabela 4: LM test avtokorelacije za celotno obdobje

Odlog	p
<b>L1</b>	0.3735
<b>L2</b>	0.5124
<b>L3</b>	0.5179
<b>L4</b>	0.0789
<b>L5</b>	0.9077
<b>L6</b>	0.2489

Vir: Lasten izračun s pomočjo ekonometričnega programa.

Tabela 5: Rezultati AR modela za obdobje napovedovanja

	Koeficient	St. napaka	p	R <sup>2</sup>
<b>dlnSBI20</b>				0.6995
<b>L1</b>	0.1529	0.1380	0.268	
<b>L2</b>	0.3421	0.1518	<b>0.024</b>	
<b>Konstanta</b>	0.0041			

Vir: Lasten izračun s pomočjo ekonometričnega programa.

Tabela 6: LM test avtokorelacije za obdobje napovedovanja

<b>Odlog</b>	<b>p</b>
<b>L1</b>	0.2237
<b>L2</b>	0.6556
<b>L3</b>	0.4840
<b>L4</b>	0.7853
<b>L5</b>	0.3272
<b>L6</b>	0.8396

Vir: Lasten izračun s pomočjo ekonometričnega programa.

#### Priloga 4: Testa avtokorelacije in normalne porazdelitve v AR modelu

Tabela 7: LM test avtokorelacije v ostankih

<b>Odlog</b>	<b>p</b>
<b>L1</b>	0.6897
<b>L2</b>	0.6030
<b>L3</b>	0.3585
<b>L4</b>	0.4516
<b>L5</b>	0.4523
<b>L6</b>	0.3821

Vir: Lasten izračun s pomočjo ekonometričnega programa.

Tabela 8: Test normalne porazdelitve ostankov

<b>Test</b>	<b>p</b>
<b>JB</b>	0.8215
<b>Asimetričnost</b>	0.5435
<b>Sploščenost</b>	0.8762

Vir: Lasten izračun s pomočjo ekonometričnega programa.

## Priloga 5: Oblikovanje VAR modela

Tabela 9: Ocena enačbe  $d\ln SBI20$  iz VAR modela

	Koeficient	St. napaka	p	$R^2$
<b><math>d\ln SBI20</math></b>				0.4527
L1	0.3419	0.2165	0.114	
L2	0.0767	0.2282	0.737	
L3	-0.0250	0.2199	0.910	
<b><math>d\ln KRK</math></b>				
L1	-0.0491	0.1504	0.744	
L2	-0.0628	0.1438	0.662	
L3	-0.1571	0.1408	0.265	
<b><math>d\ln DJIA</math></b>				
L1	0.2410	0.0949	0.011	
L2	-0.1285	0.0944	0.173	
L3	0.2957	0.0866	0.001	
<b>di</b>				
L1	0.0020	0.0046	0.661	
L2	0.0027	0.0047	0.559	
L3	-0.0095	0.0047	0.040	
<b>Konstanta</b>	0.0049			

Vir: Lasten izračun s pomočjo ekonometričnega programa.

Tabela 10: Waldov test izločanja odlogov za celoten model in enačbo  $d\ln SBI20$

Odlog	p	
	Celoten VAR model	Enačba $d\ln SBI20$
1	0.000	0.001
2	0.161	0.523
3	0.000	0.000

Vir: Lasten izračun s pomočjo ekonometričnega programa.

Tabela 11: Ocena enačbe  $d\ln SBI20$  iz VAR modela s 1. in 3. odlogom

	Koeficient	St. napaka	p	R <sup>2</sup>
<b>dlnSBI20</b>				0.4295
<b>L1</b>	0.3169	0.2184	0.147	
<b>L3</b>	0.0827	0.2134	0.698	
<b>dlnKRK</b>				
<b>L1</b>	-0.0540	0.1522	0.723	
<b>L3</b>	-0.2006	0.1398	0.151	
<b>dlnDJIA</b>				
<b>L1</b>	0.2489	0.0860	0.004	
<b>L3</b>	0.2908	0.0852	0.001	
<b>di</b>				
<b>L1</b>	0.0023	0.0046	0.614	
<b>L3</b>	-0.0098	0.0046	0.032	
<b>Konstanta</b>	0.0038			

Vir: Lasten izračun s pomočjo ekonometričnega programa.

Tabela 12: Test Grangerjeve kavzalnosti za enačbo  $d\ln SBI20$

Izključena spremenljivka	p
<b>dlnKRK</b>	0.256
<b>dlnDJIA</b>	0.000
<b>di</b>	0.098
<b>vse</b>	0.001

Vir: Lasten izračun s pomočjo ekonometričnega programa.

## Priloga 6: Ocena celotnega VAR modela

Tabela 13: Celoten VAR model

	Koeficient	St. napaka	p	R <sup>2</sup>
<b>Enačba dlnSBI20</b>				0.4091
<b>dlnSBI20</b>				
L1	0.2507	0.0897	0.005	
L3	-0.1921	0.0821	0.019	
<b>dlnDJIA</b>				
L1	0.2303	0.0831	0.006	
L3	0.2439	0.0817	0.003	
<b>di</b>				
L1	0.0018	0.0047	0.706	
L3	-0.0093	0.0046	0.045	
Konstanta	0.0059			
<b>Enačba dlnDJIA</b>				0.1459
<b>dlnSBI20</b>				
L1	-0.3366	0.1167	0.004	
L3	-0.0674	0.1068	0.528	
<b>dlnDJIA</b>				
L1	-0.0193	0.1081	0.858	
L3	-0.0706	0.1063	0.507	
<b>di</b>				
L1	-0.0028	0.0061	0.640	
L3	-0.0103	0.0060	0.090	
Konstanta	0.0083			
<b>Enačba di</b>				0.1823
<b>dlnSBI20</b>				
L1	0.5933	2.0953	0.777	
L3	-2.2189	1.9179	0.247	
<b>dlnDJIA</b>				
L1	-2.4377	1.9408	0.209	
L3	4.4919	1.9090	0.019	
<b>di</b>				
L1	-0.2677	0.1088	0.014	
L3	0.1379	0.1085	0.204	
Konstanta	-0.1512			

Vir: Lasten izračun s pomočjo ekonometričnega programa.

## Priloga 7: Testi VAR modela

Tabela 14: LM test avtokorelacije v ostankih

<b>Odlog</b>	<b>p</b>
<b>L1</b>	0.8714
<b>L2</b>	0.2607
<b>L3</b>	0.2414
<b>L4</b>	0.7828
<b>L5</b>	0.6701
<b>L6</b>	0.7249

Vir: Lasten izračun s pomočjo ekonometričnega programa.

Tabela 15: Test normalne porazdelitve ostankov

<b>Test</b>	<b>p</b>	
	<b>Celoten VAR model</b>	<b>Enačba dlnSBI20</b>
<b>JB</b>	0.8626	0.9864
<b>Asimetričnost</b>	0.9528	0.8969
<b>Sploščenost</b>	0.5290	0.9182

Vir: Lasten izračun s pomočjo ekonometričnega programa.

Tabela 16: Test stabilnosti modela

<b>Vrednosti modulov</b>
0.7642
0.7642
0.6826
0.6826
0.5204
0.5204
0.4971
0.3735
0.3735

Vir: Lasten izračun s pomočjo ekonometričnega programa.