

UNIVERZA V LJUBLJANI  
EKONOMSKA FAKULTETA

MAGISTRSKO DELO

**NAPOVEDOVANJE EKONOMSKE AKTIVNOSTI V EVROPI S  
KRIVULJO DONOSNOSTI**

Ljubljana, november 2011

URŠA KUDER

## **IZJAVA**

Študentka Urša Kuder izjavljam, da sem avtorica tega magistrskega dela, ki sem ga napisala pod mentorstvom doc. dr. Igorja Mastena, in da v skladu s 1. odstavkom 21. člena Zakona o avtorskih in sorodnih pravicah dovolim njegovo objavo na fakultetnih spletnih straneh.

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

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

# KAZALO

<b>UVOD</b> .....	<b>4</b>
<b>1 KRIVULJA DONOSNOSTI</b> .....	<b>3</b>
1.1 HIPOTEZA PRIČAKOVANJ .....	4
1.2 TEORIJA LIKVIDNOSTNE PREMIJE .....	5
1.3 TEORIJA SEGMENTIRANIH TRGOV .....	5
1.4 TEORIJA PREFERENČNEGA HABITATA .....	6
1.5 NAPOVEDOVANJE S KRIVULJO DONOSNOSTI.....	6
<b>2 GOSPODARSKA AKTIVNOST</b> .....	<b>7</b>
2.1 BRUTO DOMAČI PROIZVOD .....	7
2.2 ZASEBNA POTROŠNJA.....	8
2.3 INDUSTRIJSKA PROIZVODNJA .....	9
2.4 INVESTICIJE .....	11
<b>3 PREGLED SORODNE LITERATURE</b> .....	<b>12</b>
<b>4 METODOLOGIJA</b> .....	<b>19</b>
4.1 DINAMIČNI FAKTORSKI MODEL.....	20
4.2 UPORABA SKUPNEGA IN SPRECIFIČNEGA FAKTORJA.....	22
4.2.1 GRANGERJEV TEST VZROČNOSTI .....	22
4.2.2 NAPOVEDNI MODELI .....	24
4.2.2.1 METODE NAPOVEDOVANJA .....	24
4.2.2.2 NAPOVEDOVANJE S FAKTORSKIM MODELOM.....	26
4.2.2.2.1 Ocenjevanje modela.....	27
4.2.2.2.2 Napovedovanje .....	28
4.2.3 PRIMERJAVA MODELOV .....	29
4.2.3.1 OCENJEVANJE USPEŠNOSTI NAPOVEDI.....	29
4.3 DOLOČANJE STRUKTURE AR IN VAR MODELOV .....	30
4.3.1 AKAIKE INFORMACIJSKI KRITERIJ .....	31
4.3.2 SCHWARZ KRITERIJ .....	31
4.4 DOLOČANJE OMEJITEV PARAMETROV NAPOVEDNIH MODELOV .....	32
<b>5 PODATKI</b> .....	<b>34</b>
5.1 DONOSNOSTI OBVEZNIC.....	34
5.2 BRUTO DOMAČI PROIZVOD .....	35
5.3 ZASEBNA POTROŠNJA.....	35
5.4 INVESTICIJE .....	35
5.5 INDUSTRIJA .....	36

<b>6</b>	<b>TESTIRANJE NAPOVEDNE SPOSOBNOSTI.....</b>	<b>36</b>
6.1	BRUTO DOMAČI PROIZVOD .....	36
6.2	ZASEBNA POTROŠNJA.....	37
6.3	INVESTICIJE .....	37
6.4	INDUSTRIJA .....	38
<b>7</b>	<b>TESTIRANJE NATANČNOSTI NAPOVEDOVANJA SPREMENLJIVK .....</b>	<b>38</b>
7.1	PRIMERJAVA MODELOV ZA BDP.....	39
7.1.1	Grafična primerjava rezultatov .....	41
7.2	ZASEBNA POTROŠNJA.....	42
7.2.1	Grafična primerjava rezultatov .....	45
7.3	INVESTICIJE .....	46
7.3.1	Grafična primerjava rezultatov .....	48
7.4	PROIZVODNJA .....	49
7.4.1	Grafična primerjava rezultatov .....	51
	<b>SKLEP .....</b>	<b>52</b>
	<b>LITERATURA IN VIRI.....</b>	<b>55</b>

## **KAZALO TABEL**

Tabela 1: Ročnost uporabljenih obveznic .....	35
Tabela 2: Grangerjevi testi BDP-ja za skupne in specifične faktorje.....	36
Tabela 3: Grangerjevi testi zasebne potrošnje za skupne in specifične faktorje .....	37
Tabela 4: Grangerjevi testi državnih investicij za skupne in specifične faktorje .....	38
Tabela 5: Grangerjevi testi industrije za skupne in specifične faktorje.....	38
Tabela 6: Rezultati napovedne moči za BDP .....	39
Tabela 7: Rezultati napovedne moči za zasebno potrošnjo.....	43
Tabela 8: Število apliciranih odlogov za zasebno potrošnjo .....	43
Tabela 9: Rezultati napovedne moči za investicije .....	46
Tabela 10: Število apliciranih odlogov za investicijo .....	47
Tabela 11: Rezultati napovedne moči za proizvodnjo.....	50
Tabela 12: Število apliciranih odlogov za proizvodnjo.....	50

## **KAZALO SLIK**

Slika 1: Primerjava donosnosti v času med enoletno in desetletno nemško državno obveznico.....	4
Slika 2: Rast realnega BDP glede na predhodno leto (v %), izločen vpliv sezone in števila delovnih dni .....	7

Slika 3: Rast zasebne potrošnje glede na predhodno leto (v %), izločen vpliv sezone in števila delovnih dni.....	9
Slika 4: Indeks proizvodne industrije, izločen vpliv sezone in števila delovnih dni (2005 = 100).....	10
Slika 5: Stopnja rasti investicij glede na predhodno leto (v %), izločen vpliv sezone in števila delovnih dni.....	11
Slika 6: Razmik med enoletnimi in desetletnimi državnimi evrskimi obveznicami (v odstotnih točkah) ter rast realnega BDP-ja za Avstrijo in Francijo (v %) glede na predhodno četrletje .....	13
Slika 7: Razmik med enoletnimi in desetletnimi evrskimi obveznicami z enoletnim zamikom (v odstotnih točkah) ter rast realnega BDP-ja za Avstrijo in Francijo (v %) glede na predhodno četrletje .....	13
Slika 8: Metode napovedovanja .....	26
Slika 9: Ocenjena in realna gospodarska rast Irske .....	41
Slika 10: Ocenjena in realna gospodarska rast Španije .....	42
Slika 11: Ocenjena in realna rast potrošnje za Belgijo.....	45
Slika 12: Ocenjena in realna rast potrošnje za Irsko .....	46
Slika 13: Ocenjena in realna rast investicij za Španijo.....	49
Slika 14: Ocenjena in dejanska rast investicij za Francijo .....	49
Slika 15: Ocenjena in dejanska rast proizvodnje za Nemčijo .....	52
Slika 16: Ocenjena in dejanska rast proizvodnje Irske.....	52

## UVOD

Čar prihodnosti je, da ne vemo, kaj se bo v prihodnje dogajalo. Vendar pa ne bi bilo slabo, če bi lahko določene dogodke napovedovali. Posameznik se ne bi branil, če bi vedel, kakšno plačo bo imel, saj bi glede na ta podatek lahko prilagodil svojo potrošnjo. Podjetja bi se veliko lažje odločala za investicije v primeru, da bi poznala prihodke in prihodnje dobičke z gotovostjo. Država bi imela manj naporno delo pri določanju proračuna, ker bi vedela, kakšne gospodarske razmere jo čakajo. Vendar pa temu ni tako, kar se je pokazalo tudi pri sedanjih krizi. Gospodarska kriza je vse ekonomske subjekte ujela na levi nogi. Kmalu po krizi so le-ti spoznali, da bi bilo treba v lepših časih v ozir vzeti tudi prihodnje gospodarske turbulence. Zato ne preseneča, da so napovedni modeli vedno bolj privlačni za ekonomiste. Mnogo idej o napovednih modelih je bilo že zasnovanih in preizkušenih, vendar pa so se nekateri bolje izkazali kot drugi.

Namen magistrskega dela je proučitev krivulje donosnosti in njene napovedne moči pri makroekonomskih spremenljivkah. Zanima me, kakšno napovedno moč imajo premije za tveganje, ki so definirane kot razlika med donosnostma dveh različno tveganih vrednostnih papirjev.

Cilj magistrske naloge je vzpostavitev uspešnega modela za napovedovanje makroekonomskih spremenljivk, ki bo vključeval premije za tveganje. Z izračunanimi premijami za tveganje želim pojasniti in napovedati ekonomsko aktivnost posamezne države. Premije za tveganje so definirane kot razlike med državnimi in nemškimi obveznicami, za katere predpostavljam, da so brez tveganja. Nemčija velja za eno izmed najstabilnejših držav na svetu, zaradi tega je tudi zaupanje v njene državne vrednostne papirje temu primerno. S pomočjo faktorske analize, najdem novo množico spremenljivk, ki povzame skupne informacije opazovanih spremenljivk. Le-ta skuša napovedovati odvisno spremenljivko z ustvarjanjem nove množice pojasnjevalnih spremenljivk, ki je manjša od prvotne. Faktorji so neopazovane spremenljivke, ki združujejo informacije pomembne za napovedovanje izbranih spremenljivk. S premijami bom določila skupni in specifični faktor, s katerima bom napovedovala ekonomsko aktivnost. Skupni faktor je enak vsem evropskim državam, medtem ko bo specifični vplival na posamezno članico Evropske unije.

Za ekonomsko logiko stoji ideja, da je Nemčija gonilna sila Evrope in zaradi tega uživa največji ugled med izbranimi državami. Če to drži, so njeni državni vrednostni papirji brez tveganja. Ko od obrestnih mer odštejemo nemško, dobimo premijo za tveganje za preostale obravnavane države. Glede na pregledano literaturo je ta ideja inovativna, ker za napovedovanje spremenljivk še nihče ni uporabil premije za tveganje, izračunane na tak način. Članki, ki jih bom predstavila v magistrskem delu, slonijo na ideji o napovedovanju ekonomske aktivnosti s pomočjo krivulje donosnosti. Članek Gilchrista, Yankova in Zakrajška (2008) ima najbolj podobno logiko mojemu modelu, ker slednji računajo kreditni

razmik obveznic nefinančnih podjetij in imajo veliko število kreditnih razmikov, ki jih združijo v faktorje.

Za proučevanje si bom izbrala državne obveznice z različnimi ročnostmi desetih evropskih držav, katerih valuta je evro. Najkrajša obveznica ima dobo enega leta, medtem ko bo najdaljši vključeni vrednosti papir v modelu z ročnostjo petindvajsetih let. Za vsako državo bom upoštevala najmanj deset obveznic. Z uporabo razlik med donosnostmi obveznic bom izračunala zgoraj omenjena faktorja, ki ju sami določimo in ju zato ne merimo v realnosti. Nato sledi zasnova faktorskega modela, ki bo napovedoval izbrane makroekonomske spremenljivke. Faktorski model bo s pomočjo preteklih vrednosti izbrane spremenljivke in skupnega ter specifičnega faktorja podajal napovedi.

Namen magistrskega dela je ugotoviti, ali faktorski model učinkovito napoveduje izbrane makroekonomske spremenljivke. Rezultati napovedi bruto domačega proizvoda, industrije, zasebne potrošnje in investicij nam sami po sebi ne povejo nič, saj jih je treba primerjati z nekim drugim napovednim modelom. Navadno si izberemo takega, ki je že uveljavljen in ima zaradi tega tudi določeno težo. Zato bom za primerjavo izbrala avtoregresijo. Napovedi za izbrane spremenljivke bom tako opravila s svojim faktorskim modelom kot tudi z avtoregresijo.

Prvi del magistrskega dela bo namenjen teoretičnemu delu, saj brez tega znanja težko resno zastavimo nalogo. V tem delu bo sledila obrazložitev, kaj je krivulja donosnosti, ker je le-ta naš začetni korak pri vzpostavitvi faktorskega modela. Krivulja donosnosti je razmerje med donosnostjo obveznic in njihovo ročnostjo. Kot sem že omenila, bom za svoj model uporabila donosnost izbranih obveznic, ki mi bodo v pomoč za izračun skupnega in specifičnega faktorja. Po opisu krivulje bo sledilo še nekaj primernih hipotez in teorij, ki vključujejo proučevano krivuljo. Le-te pojasnjujejo obliko krivulje donosnosti, seveda pa ima vsaka malo drugačen pogled na to, kaj povzroči premike krivulje.

V nadaljevanju bo sledil opis makroekonomskih spremenljivk, ki jih bom proučevala v svojem magistrskem delu. Izbrala bom štiri spremenljivke, za katere mislim, da so ene izmed najpomembnejših kazalnikov, kako zdravo je gospodarstvo. Bruto domači proizvod je prva makroekonomska spremenljivka, saj nam poda stanje celotnega gospodarstva. Poleg bruto domačega proizvoda bom uporabila in opisala še potrošnjo, investicije ter industrijo.

Sledilo bo povezovanje teorije z mojim zamišljenim modelom. Začela bom z opisom dinamičnega faktorskega modela, v katerega bom vključila izbrane obrestne mere, skupni in specifični faktor. Za testiranje napovedne sposobnosti faktorjev bom uporabila Grangerjev test vzročnosti, ki pravi, da vzrok ne more nastati po učinku. Potrjen vpliv ene spremenljivke na drugo posledično vodi do pomoči pri napovedovanju prve pri drugi. Po preverjanju, ali so vplivi faktorjev na spremenljivke statistično značilni, se bom posvetila napovedovanju.

Ni dovolj, da izračunam napovedi s svojim modelom, treba je imeti še nekakšno merilo za primerjavo. Kot sem že omenila, bodo moje primerjave izračunane z avtoregresijo. Dobljene napovedi se lahko primerjajo na več načinov. Sama bom izbrala povprečje kvadratov napak, saj le-to kaznuje visoke odklone, ker kvadrira napake napovedi in se zaradi tega le-te ne

morejo izničiti zaradi nasprotnih odstopanj. Za vsako posamezno državo je treba določiti število odlogov in omejitev tako za avtoregresijski kot tudi za faktorski model. Pri določanju omejitev in odlogov si bom pomagala z Akaike informacijskim kriterijem ter Schwarz kriterijem.

Zadnji del je namenjen pretvorbi teoretičnega dela in ideje za model v realnost, saj bodo sledili rezultati, pridobljeni z napovedovanjem. Prvi del šestega poglavja z naslovom Testiranje napovednih sposobnosti bo namenjen rezultatom Grangerjevega testa. Predvidevam, da bodo imeli skupni faktorji statistično značilen vpliv na večino makroekonomskih spremenljivk, saj je analizirano območje močno integrirano. Za specifične faktorje pa naj bi veljalo, da nimajo velikega vpliva pri napovedovanju spremenljivk, razen za zasebno potrošnjo, ki je zelo odvisna od domačega gospodarstva. Po Grangerjevih testih bo sledilo še napovedovanje izbranih spremenljivk in primerjava rezultatov, pridobljenih z obema modeloma.

## **1 KRIVULJA DONOSNOSTI**

Obveznice so dolžniški vrednostni papir, ki ga izda podjetje ali država, da bi pridobila nova denarna sredstva. Izdajatelj se obveže, da bo imetniku obveznice v določenem času povrnil nominalno vrednost, povišano z obrestmi. Prednost nakupa takega vrednostnega papirja je, da ga lahko kadar koli prodamo na finančnih trgih in da ima zagotovljeno donosnost (Cecchetti, 2006, str. 43).

Eden izmed načinov zadolževanja države je izdaja obveznic. Ameriški dolar, funt in evro so še posebej zanimivi za investitorje, saj naj bi bile to najstabilnejše valute na svetu. Ker so državni vrednostni papirji varna naložba, obveznice praviloma ne prinašajo visokih donosov. Prav zaradi te gotovosti v času krize investitorji raje preusmerijo svoje povpraševanje z delnic na obveznice.

Krivulja donosnosti prikazuje razmerje med donosnostjo do dospetja obveznic in njihovo ročnostjo. Investitorji pričakujejo različne stopnje donosa glede na datum zapadlosti, kar povzroči, da ima krivulja pozitiven naklon. Donosi kratkoročnih obveznic so bolj nestanovitni in praviloma nižji kot dolgoročni vrednostni papirji (Cecchetti, 2006, str. 160).



Slika 1: Primerjava donosnosti v času med enoletno in desetletno nemško državno obveznico



Poznane so štiri oblike krivulj donosnosti. Prva oblika je normalna oziroma konvencionalna krivulja, ki ima majhen pozitiven naklon, saj naj bi se z ročnostjo povečevali tudi povprečni donosi. Sledi pozitivna ali naraščajoča krivulja, ki predstavlja izredno visoke donose dolgoročnih obveznic glede na kratkoročne. Tretja oblika je poznana pod imenom negativna krivulja donosnosti, ker prikazuje izrazito visoke obresti kratkoročnih vrednostnih papirjev v primerjavi z dolgoročnimi. Zadnja oblika pa je tako imenovana krivulja donosnosti z "grbo". Pri srednjih ročnostih se krivulja prelomi in postopoma izgublja naklon proti obveznicam s kasnejšim dospeljem. V realnosti lahko zasledimo tudi krivuljo, ki povezuje posamezne značilnosti zgoraj navedenih oblik (Fabozzi, 2002, str. 74).

## 1.1 HIPOTEZA PRIČAKOVANJ

Ob nakupu brezkuponske obveznice se izplača samo nominalna vrednost ob koncu obdobja, kar nam pove že njeno ime, z gotovostjo pa vemo, kakšna bo cena ob zapadlosti. Sedanje nepričakovane spremembe v ceni morajo biti kompenzirane s spremembo v obratni smeri v bližnji prihodnosti, da se zopet doseže znana cena obveznice ob dospelju. Razlike med donosi obveznic morajo biti negativno korelirane in zaradi tega napovedljive. Vendar pa ta argument ne izključuje možnosti, da bi bili presežki donosov dolgoročnih obveznic glede na kratkoročne nenapovedljivi (Campbell, 1995, str. 10).

Hipoteza pričakovanj trdi, da je naklon krivulje donosnosti odvisen od tržnih pričakovanj obrestnih mer v prihodnosti. V teoriji je poznanih kar nekaj različic hipoteze, ki se trudijo pojasniti, kaj določa oblike te krivulje. Avtorji, ki so se resneje poglobili v to hipotezo, so Hicks, Lutz, Fisher in Shiller (Puhle, 2007, str. 11).

Shiller trdi, da je odločanje investorjev o nakupu kratkoročnih ali dolgoročnih obveznic glavni razlog za naklon krivulje. Če pričakujejo padec obrestnih mer, se bodo preusmerili v nakup dolgoročnih vrednostnih papirjev, da bi zavarovali svojo trenutno donosnost. Ker bo

povpraševanje vedno večje, se bodo cene dolgoročnih obveznic posledično dvignile, kar bo privedlo do nižjih donosov. Tako bo ostalo, dokler se zanimanje ne preusmeri nazaj na kratkoročne papirje. Ob negativni krivulji donosnosti lahko pričakujemo padec obrestnih mer, pri naraščajoči pa dvig kratkoročnih donosov (Fabozzi, 2002, str. 75).

Med hipotezami prevladujeta dve: hipoteza lokalnih pričakovanj in hipoteza nepristranskih pričakovanj. Poleg njiju je poznana še hipoteza pričakovanj donosov do zapadlosti. Druga teorija govori o nepristranskem napovedovanju promptnega tečaja v prihodnosti s pomočjo terminskih obrestnih mer. Da bodo imele vse obveznice enako stopnjo donosa na kratek rok, pa trdi hipoteza lokalnih pričakovanj. V tem primeru imata šestmesečna in dvajsetletna obveznica v povprečju enako donosnost v določenem obdobju. Na splošno naj bi se obrestne mere višale z oddaljevanjem datuma poravnave zaradi višjega tveganja. Poleg višjih donosov v zameno za večje tveganje ta teorija ne pojasnjuje oblike krivulje donosnosti (Fabozzi, 2002, str. 76).

## **1.2 TEORIJA LIKVIDNOSTNE PREMIJE**

Pri dolgoročnih obveznicah naj bi se upoštevala še likvidnostna premija. Cene teh obveznic naj bi bile načeloma občutljivejše na spremembe v obrestni meri kot pa kratkoročni državni vrednosti papirji. Ker vrednosti pri dolgoročnih obveznicah pogosteje nihajo, je investicija v njih bolj tvegana. Zaradi tega investitorji pričakujejo neko dodatno premijo za držanje dolgoročnih namesto kratkoročnih obveznic. Če bi bila oblika krivulje donosnosti na začetku normalna in ne bi bilo likvidnostne premije, bi se povpraševanje po dolgoročnih obveznicah zmanjšalo in njihove obrestne mere bi rastle, dokler ne bi bili investitorji poplačani za svoje tveganje. Posledica teh premikov bi bila sprememba oblike krivulje donosnosti v naraščajočo.

Teorija, ki jo je osnoval Hicks, bi lahko bila nadaljevanje hipoteze pričakovanj. Dolgoročne obveznice se bolj odzivajo na spremembe v obrestnih merah, kar pomeni višje tveganje v nekem obdobju. Hicks trdi, da se bodo investitorji odločali za nakup obveznic z daljšo ročnostjo samo v primeru, če bodo donosi, višji od pričakovanih prihodnjih obrestnih mer, zvišani za likvidnostno premijo, ki raste z zapadlostjo. Krivulja donosnosti naj bi tako bila odvisna od pogoja, ki pravi, da je pričakovan promptni tečaj enak terminski obrestni meri in likvidnostni premiji (Johnson, 2010, str. 132).

## **1.3 TEORIJA SEGMENTIRANIH TRGOV**

Investitorji in izdajatelji naj bi imeli po teoriji segmentiranih trgov močne preference glede ročnosti obveznic. Zaradi tega je trg segmentiran na več manjših, na katerih sta ponudba in povpraševanje edinstvena. V presečišču teh dveh krivulj pa se določi obrestna mera na vsakem od tržnih segmentov. Trg državnih obveznic bi lahko razdelili na kratkoročne, srednjeročne in dolgoročne zapadlosti vrednostnih papirjev (Johnson, 2010, str. 107).

Posebnost te teorije je razdelitev trga obveznic, prav tako pa tudi to, da obrestne mere posameznih segmentov ne vplivajo druga na drugo. Ta trditev temelji na ideji, da tako investitorji kot tudi izdajatelji zaupajo svojim preferencam glede ročnosti dolžniških papirjev. Oboji stremijo k čim manjši izpostavljenosti tveganju in se zato tudi odločajo za njim

primerne ročnosti. Čeprav segmenti naj ne bi vplivali drug na drugega, teorija priznava konkurenčnost med različnimi trgi izdajateljev, ki imajo enake ročnosti.

Obliko krivulje donosnosti določajo faktorji, ki vplivajo na ponudbo in povpraševanje na posameznem segmentu, gospodarske razmere, pričakovana inflacija, kreditno tveganje, likvidnost ter delovanje bank na odprtem trgu. Spremembe katerega koli prej naštetega elementa bodo spremenile obliko krivulje (Johnson, 2010, str. 108).

#### **1.4 TEORIJA PREFERENČNEGA HABITATA**

Leta 1966 sta Modigliani in Sutch predstavila teorijo preferenčnega habitata. V svoji tezi trdita, da bi moral vsak investitor zamenjati svoje preference z enega tržnega segmenta na drugega, če se mu to obrestuje. Segmenti zaradi tega niso popolnoma neodvisni med seboj (Puhle, 2007, str. 12).

V primeru, da bi se investitorji odločali za kratkoročne obveznice, izdajatelji pa za dolgoročne, bi imeli na enem segmentu presežek povpraševanja in na drugem presežek ponudbe. Na prvem trgu se bodo cene dvignile in donosi padli, na drugem pa se bo zgodilo ravno obratno. Investitorji se bodo posledično odločali za dolgoročne vrednostne papirje, podjetja in banke pa bodo svoje investicije financirale tudi s kratkoročnimi dolgovi. Ravnotežje na obeh segmentih bo doseženo, ko bodo dolgoročne obrestne mere višje od kratkoročnih (Johnson, 2010, str. 118).

Krivulja donosnosti bi morala biti v tem primeru pozitivna, saj naj bi imeli investitorji raje v lasti kratkoročne vrednostne papirje, izdajatelji pa bi se raje zadolževali dolgoročno. Razlog lahko najdemo v starosti kupca obveznic, saj jih je večina v srednjih letih, kar pomeni, da imajo krajši horizont investiranja. Prednost kratkoročnih investicij je tudi ta, da so dolgoročne obveznice občutljivejše na spremembe obrestnih mer. Seveda so lahko preference ravno obratne, kar povzroči, da postane krivulja donosov negativna (Johnson, 2010, str. 120).

#### **1.5 NAPOVEDOVANJE S KRIVULJO DONOSNOSTI**

Vsakega izmed nas zanima, kaj se bo zgodilo v prihodnosti, zato ne preseneča dejstvo, da se z enako mislijo poigravajo tudi ekonomisti. Že nekaj let si pomagajo tudi s krivuljo donosov, predvsem njenim naklonom, saj razlika med kratkoročnimi in dolgoročnimi donosi državnih obveznic pomaga pri napovedih o gospodarski rasti.

V devetdesetih letih prejšnjega stoletja so v Ameriški centralni banki začeli zagovarjati idejo o napovedovanju gospodarske aktivnosti z obrestnimi merami. Preprosta enačba z desetletno in trimesečno obrestno mero lahko napove bruto domači proizvod (v nadaljevanju BDP) za eno leto vnaprej. Ko je razlika med njima pozitivna in je krivulja donosnosti pozitivna, potem se predvideva ekspanzija v naslednjem letu. V primeru, da je razlika negativna, je napovedana recesija. Ker gospodarske razmere vplivajo na trg vrednostnih papirjev, lahko sklepamo, da si tudi tukaj pri napovedovanju pomagamo s krivuljo donosnosti (Weir, 2006, str. 11).

Kje tiči razlog, da je krivulja donosnosti tako zanesljiv vir informacij o prihodnjih gibanjih ekonomije? Krivulja vsebuje pričakovanja o delovanju centralnih bank, zato se v njej odraža

monetarna politika. Razumevanje dejanj bank vodi do pravih napovedih o gospodarstvu v prihodnje. Poleg tega je v krivulji vključena pričakovana inflacija. V splošnem lahko rečemo, da nam oblika krivulje napove prihodnost. Naraščajoča krivulja napoveduje dvig obrestnih mer in posledično ekspanzijo gospodarstva, medtem ko negativna krivulja s padanjem obrestnih mer predvideva ohlajanje gospodarstva (Thomas, 2006, str. 140).

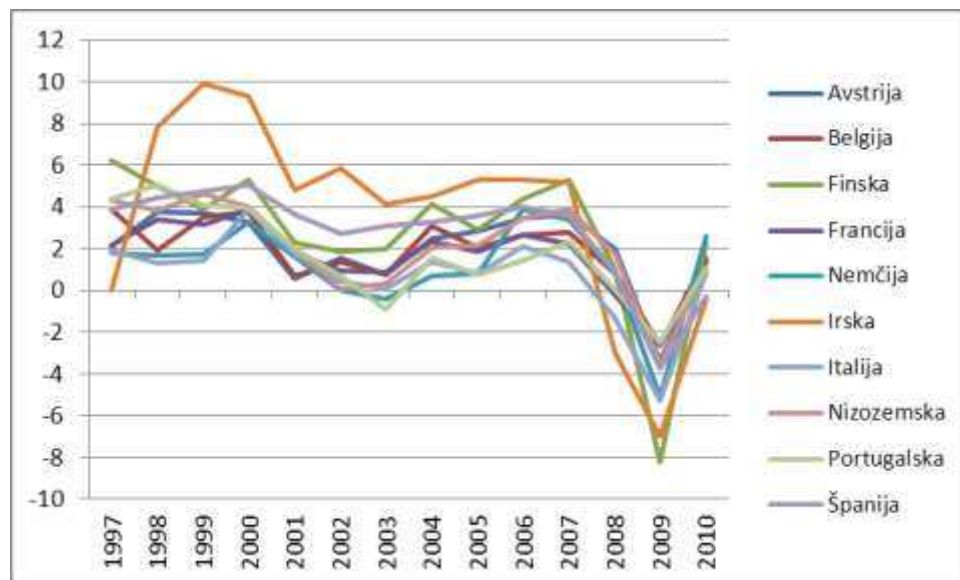
Za napovedovanje prihodnje gospodarske aktivnosti mora krivulja donosnosti vključevati pričakovanja o prihodnjih obrestnih merah, ki morajo biti pravilna. Naslednji pogoj, da je krivulja dober napovedovalec poslovnih ciklov, je močna korelacija med obrestnimi merami in nihanjem gospodarstva. Pogled v zgodovino nam pove, da je krivulja donosnosti dober napovedovalec recesij. Od leta 1965 do leta 2004 smo bili priča šestim recesijam v Ameriki in pri vseh je bila krivulja negativna. Prav tako pa je dobro napovedala cvetoča leta gospodarstva (Thomas, 2006, str. 140).

## 2 GOSPODARSKA AKTIVNOST

V svojem magistrskem delu sem v modelu obravnavala deset držav Zahodne Evrope, ki imajo za svojo valuto evro. Napovedi sem opravila za štiri makroekonomske spremenljivke, ki jih bom v nadaljevanju opisala in prikazala njihovo gibanje.

### 2.1 BRUTO DOMAČI PROIZVOD

Slika 2: Rast realnega BDP glede na predhodno leto (v %), izločen vpliv sezone in števila delovnih dni



BDP je eden izmed temeljnih ekonomskih kazalcev gospodarstva. Gospodarska rast prikazuje letno povečanje ali zmanjšanje BDP-ja za posamezno državo in je izražena v odstotkih. Posledica gospodarskih kriz je negativna rast, ki vodi v nekajletno lovljenje ravni BDP-ja pred krizo. Če je negativna gospodarska rast petodstotna, bodo potrebna tri leta rasti z dvema odstotkoma, da bo dosežena ista raven BDP-ja kot pred krizo.

Po volatilnosti ekonomske aktivnosti najbolj izstopa Irska. Od leta 1997 pa do začetka krize je imela gospodarsko rast višjo od štirih odstotkov, najvišjo na začetku, ko je bila le-ta slabih deset odstotkov. Zaradi omenjenih rasti je Irska dobila vzdevek Keltski tiger, ki temelji na ideji Vzhodnoazijskih tigrov. Razlog tako visoki rasti so nizke davčne stopnje, ki so privabile tuja podjetja, da investirajo v to državo. Poleg tega so prednosti Irske še lega in znanje angleškega jezika kot tudi odprtje trga ter izvozna orientiranost (Simon, 2005, str. 5). Leta 2008 država zapade v krizo s padcem gospodarske rasti, ki znaša slabe tri odstotke. Naslednje leto se situacija še poslabša, saj BDP pade kar za sedem odstotkov.

Nemčija kot gonilna sila Evropske unije ima do leta 2001 rast okoli dveh odstotkov, ta nato pade pod to mejo vse do leta 2006, ko doseže 3,89 %. Sledi še eno leto z visoko rastjo, saj je le-ta 3,4-odstotna. Leta 2009 Nemčija doživi hud padec, saj se je njeno gospodarstvo skrčilo za pet odstotkov. Vzrok za negativno rast najdemo v ameriški gospodarski krizi, ki je prizadela nemške investitorje. Sledi še kriza na Islandiji, v Španiji in v Veliki Britaniji, kar vodi do nižjega izvoza. Čeprav se je Nemčija počutila varno, saj je imela razpršene izvozne poti, jo je ta kriza zelo prizadela. Poleg manjšega povpraševanja tako podjetij kot končnih kupcev je tukaj še finančna kriza, ki je povzročila kreditni krč (Bovensiepen et al., 2008).

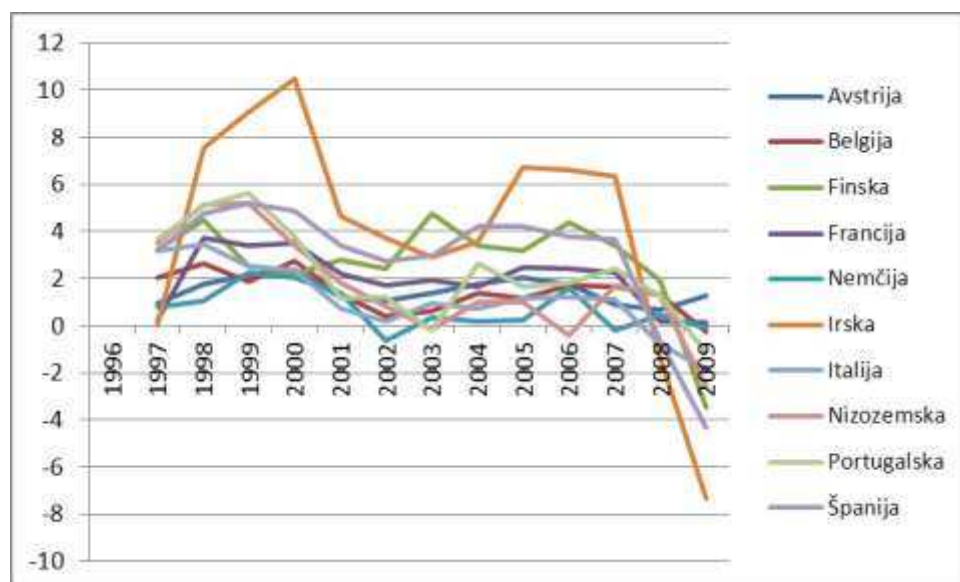
Naslednja država, ki se mi zdi omembe vredna, je Finska. V krizo je zakorakala v tretjem četrtletju leta 2008. V letu 2009 je sledil padec gospodarske rasti kar za osem odstotkov. Ker je Finska izvozno usmerjena država, jo je gospodarska kriza sosed zelo prizadela. Posledično se nižajo tako domače povpraševanje kot tudi investicije (Bank of Finland, 2009).

Preostale države imajo zelo podobne krivulje gospodarske rasti, zato nisem opisovala vsake posebej. Na začetku novega tisočletja lahko zaznamo rahel padec gospodarske aktivnosti, kar je posledica uvedbe evra. Nova valuta je po začetnem navdušenju kmalu začela izgubljati vrednost. Aprila 2002 je bil evro glede na ameriški dolar vse močnejši, kar je vodilo do zmanjševanja izvoza in do neugodnih razmer za poslovanje evropskih podjetij v tujini (European central bank, 2011). V letu 2008 se je začela svetovna gospodarska kriza, ki je prizadela vse proučevane države. Leto kasneje je kriza dosegla dno. V letu 2010 je že bilo zaznati počasno okrevanje, vendar moram omeniti, da so v podatke zajeta samo prva tri četrtletja tega leta.

## **2.2 ZASEBNA POTROŠNJA**

Naslednji ekonomski kazalec je zasebna potrošnja gospodinjstev, ki je popravljena s sezonskim vplivom. Dohodek, ki ga prihranimo, se lahko vlaga v razvoj in investicije, kar vodi do višje gospodarske rasti. Ker potrošnja predstavlja največji delež BDP-ja v večini držav, se zmanjšanje le-te odraža tudi na nižjem outputu in višji brezposelnosti. Obnašanje potrošnikov nam pojasnjuje kratkoročne poslovne cikle in dolgoročno ekonomsko rast (Samuelson & Nordhaus, 2002, str. 420).

Slika 3: Rast zasebne *potrošnje* glede na predhodno leto (v %), izločen vpliv sezone in števila delovnih dni



Med državami zopet izstopa Irska, ki ima najvišji vrh in najnižji padec. Tako kot drugod po svetu, se je tudi Irska srečala z nepremičninskim balonom, ki je povzročil sesutje trga. Nizke obrestne mere kreditov in visoka gospodarska rast so pripeljale do dviga cen nepremičnin, kar je vodilo do povečanja novogradenj. Po ocenah naj bi bile nepremičnine dražje kar za trideset odstotkov osnovnih cen. V zadnjih letih se Irska srečuje s padcem tako povpraševanja kot tudi cen na nepremičninskem trgu (International monetary fund, 2008, str. 5).

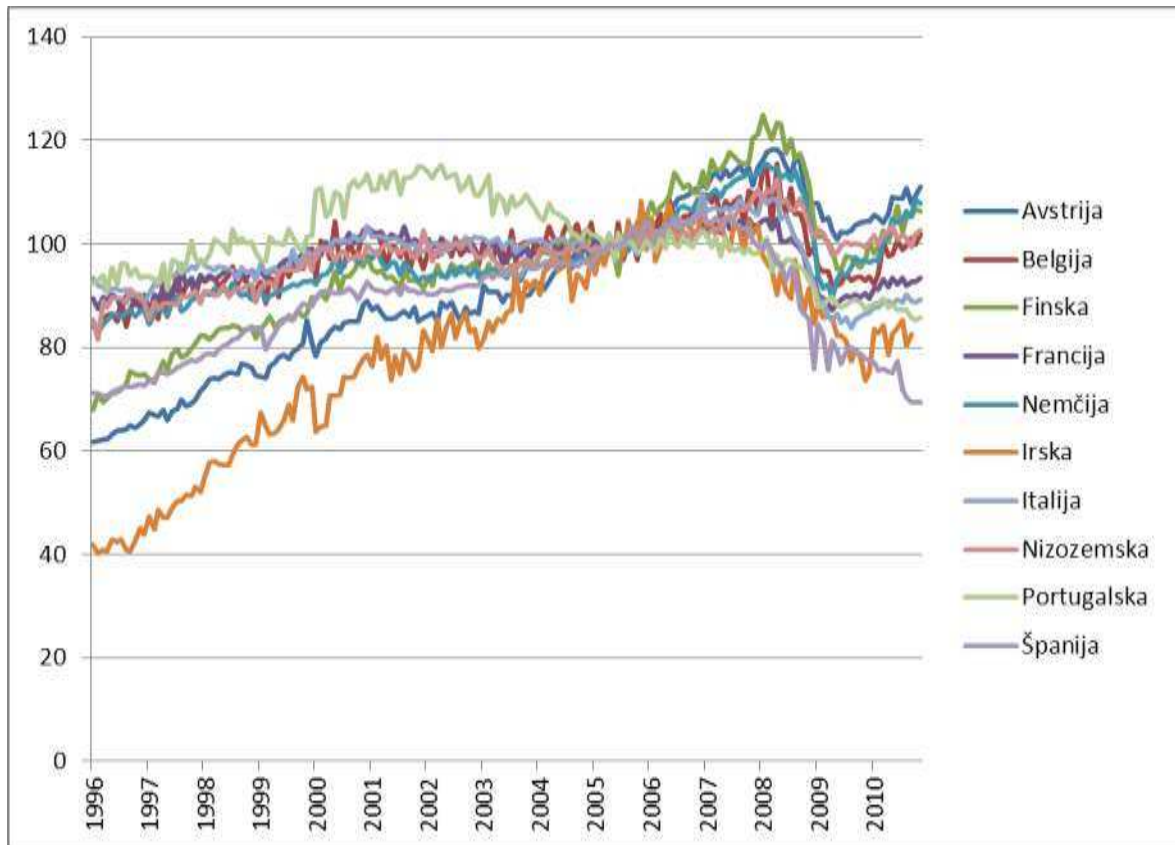
V desetletju od leta 1998 se je potrošnja povečevala skoraj z enako rastjo kot BDP, medtem ko je potrošnja gospodinjstev zrasla kar za enkrat več. Tako je slednja v letu 2008 v večini držav predstavljala kar petdesetodstotni delež BDP-ja. Večina denarja je bila namenjena za nepremičnine in komplementarne dobrine, kot so voda, elektrika in plin (Eurostat, 2010a, str. 24). Razlog za porast cen na nepremičninskem trgu je nižanje obrestnih mer kreditov kot tudi odobritev kreditov manj zanesljivim oziroma drugorazrednim kreditorejalcem. Kredite so zavarovali z nepremičninami, ki so imele v obdobju rasti nenormalno visoke cene. Problem teh zadolžitvev je tudi v tem, da so se posojila odobrila brez lastnega vložka prosilca, saj naj bi bile nepremičnine ena izmed varnejših naložb. Z začetkom gospodarske krize je nepremičninski balon počil. Zaradi dviga brezposelnosti se krediti niso vračali, to pa je vodilo do zaplembe nepremičnin s strani bank. Cene stanovanj in hiš so začele drastično padati, kar se je poznalo tudi na bilancah bank (Gewaltig, 2006). Treba je omeniti, da se je s povečanjem hipotekarnih kreditov zvišalo tudi število potrošniških posojil. Ob prihodu krize so potrošniki vse težje vračali kredite, kar je vodilo do težkih stanj v banki in do zmanjšanja povpraševanja.

## 2.3 INDUSTRIJSKA PROIZVODNJA

Tri glavne panoge v industriji so gradbeništvo, kemična industrija in oprema za transport (Eurostat, 2009, str. 299). Kot sem že omenila, je gradbeništvo v zadnjem desetletju cvetelo, zato so se cene in število projektov povečevali. Od leta 2004 so se cene višale tako energentom kot tudi vmesnim produktom, kar je vodilo do dražjih nepremičnin (Eurostat,

2009, str. 310). Leta 2007 se je začel trend krčenja v gradbeništvu, leto kasneje pa še v industrijski proizvodnji.

Slika 4: Indeks proizvodne industrije, *izločen vpliv sezone in števila delovnih dni* (2005 = 100)



Španija se sooča z najhujšim padcem industrijske proizvodnje med izbrano deseterico. Izdelava pohištva in motornih vozil je upadla za štirideset odstotkov, kar je vodilo do odpuščanja kar petine zaposlenih (Eurostat, 2010b, str. 4). Španija je doživela največji padec med zahodnoevropskimi državami tudi v gradbeništvu, saj je zabeležila dvajsetodstotno znižanje v letu 2009.

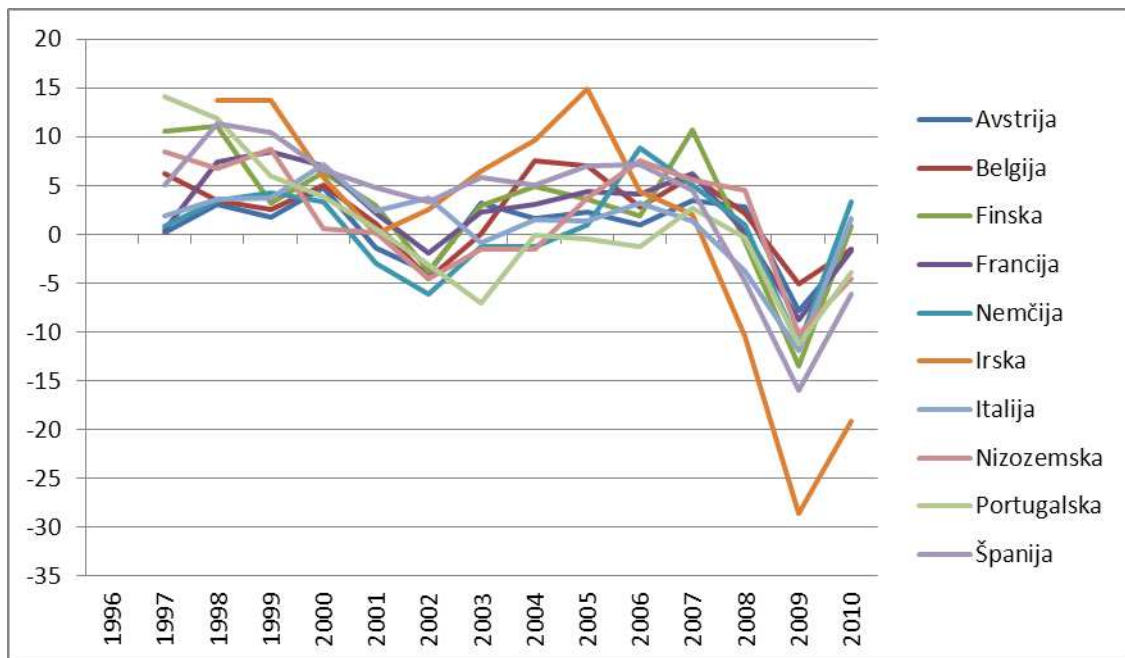
Finska je dosegla najvišjo rast indeksa proizvodnje v letu 2008. Najmočnejša področja te države so elektronska industrija, proizvodnja strojev in prevoznih sredstev, proizvodnja papirja ter izdelava medicinskih pripomočkov. Najbolj znano podjetje je zagotovo Nokia, ki je bilo med vodilnimi v telekomunikacijski panogi, v zadnjih letih pa počasi zgublja stik s konkurenco. Razlog za najvišji vrh krivulje pa lahko pripišemo povečanju proizvodnje elektronskih naprav v letu 2008, in sicer kar za 45,5 odstotka glede na izhodiščno leto (Industrial statistic, 2009).

Portugalska se že kar nekaj časa srečuje s problemi znotraj države. Poleg visokega javnega dolga ima velik in drag javni sektor, ki otežuje pospešen zagon v gospodarstvu že vse od leta 2000. Ker je delovna sila zelo draga, se proizvodnja seli v druge, cenejše države oziroma se postopoma popolnoma ukinja. Proizvodnjo naj bi zelo prizadel tudi dvig naftnih derivatov in zmanjšanje povpraševanja na tujih trgih, predvsem v Nemčiji (The Economist, 2007).

## 2.4 INVESTICIJE

Organizacija za gospodarsko sodelovanje in razvoj (v nadaljevanju OECD) ima na svoji internetni strani zapisano, da so investicije, enake bruto investicijam v osnovna sredstva, zmanjšane za odpisana osnovna sredstva v določenem obračunskem obdobju (OECD, 2001). Prav tako se upoštevajo določena povečanja vrednosti neproizvodnih sredstev, realiziranih s strani proizvajalcev.

Slika 5: Stopnja rasti investicij glede na predhodno leto (v %), izločen vpliv sezone in števila delovnih dni



Najbolj bode v oči oranžna črta, saj je Irska v zadnjih letih doživela precej hud padec investicij. Na začetku proučevanega obdobja je bila rast le-teh več kot trinajstodstotna. Kot je bilo že omenjeno, je bila Irska zelo privlačna država za tuje investitorje. Leta 2008 pa so se investicije začele drastično zmanjševati, saj so upadle za deset odstotkov, leto kasneje pa že za slabih trideset.

Vendar pa je slika pri vseh državah zelo podobna. Po začetku gospodarske krize se je investiranje zmanjšalo za desetino, kasneje pa tudi za tretjino. Največje rasti so imele v prejšnjem desetletju države, ki so se najbolj opekle na nepremičninskem balonu. Med te države zagotovo spadajo Španija, Portugalska in Irska. V obdobju zadnjih petnajstih let je gradbeništvo na Portugalskem predstavljalo kar šestdeset odstotkov investicij. Slaba polovica teh investicij je bila namenjenih za stanovanja (Portuguese National Accounts, 2011). Podobne razmere so bile tudi v Španiji, saj je gradbeništvo predstavljalo polovico investicij. Gradnja stanovanjskih objektov, ki je še dodatno spodbudila prej omenjeni sektor, je v prvih osmih letih tega tisočletja beležila konstantno rast (Spanish National Accounts, 2011). Na Irskem ni bilo nič drugače, saj je bila tukaj dobra polovica investicij ustvarjena v gradbeništvu. Polovica le-teh je pripadala stanovanjskim zgradbam, ki so v obdobju 2003–2007 predstavljale kar polovico vseh investicij. Zanimivo je, da so imele gradnje cest zadnjih



petnajst let šestodstotni delež glede na celotne investicije (National Income and Expenditure Annual Results 2010, 2011).

### **3 PREGLED SORODNE LITERATURE**

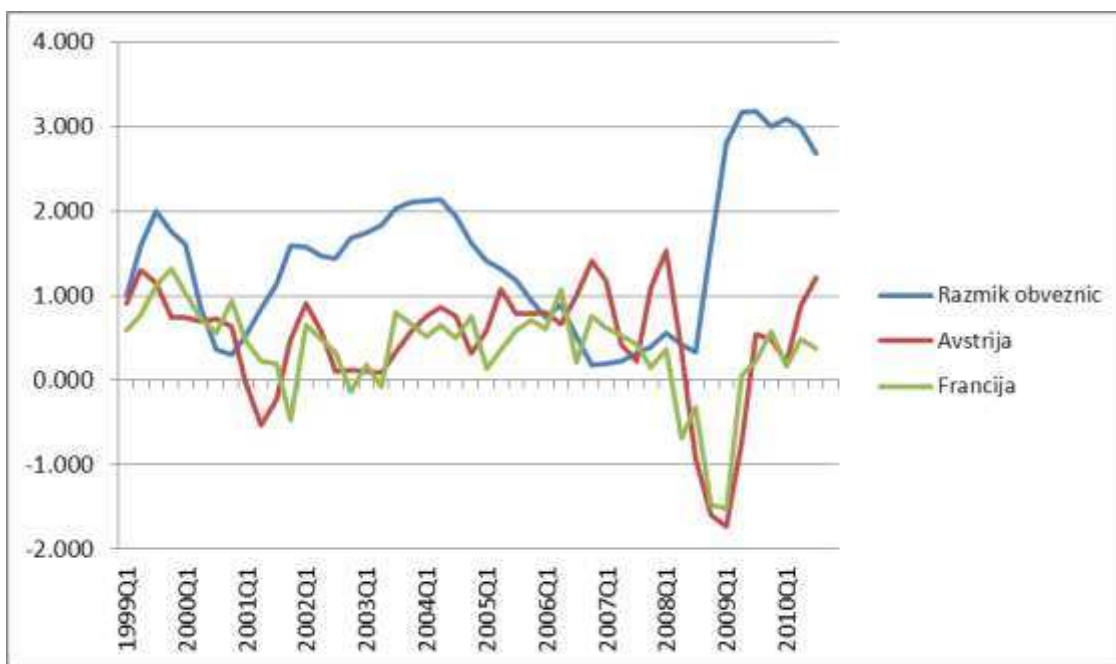
Vpliv obrestnih mer na makroekonomske spremenljivke je vzbudil zanimanje pri velikem številu ekonomistov. Po Piazzesi (2010, str. 694) na premike krivulj donosnosti vplivajo najmanj štirje razlogi. Poznavanje le-teh nam poda boljšo predstavo, kakšen vpliv imajo donosi obveznic na trg. Prvi razlog je napovedovanje obrestnih mer, saj naj bi bili dolgoročni donosi pričakovane vrednosti povprečja kratkoročnih obrestnih mer. Pri napovedih je treba upoštevati še premijo za tveganje. Čeprav napovedovanje ni popolnoma zanesljivo, se podjetja odločajo, kam investirati, prav s pomočjo le-tega. Nič drugače pa se ne obnašajo potrošniki pri svojih odločitvah glede varčevanja kot tudi ne država z ekonomsko politiko.

Drugi razlog je monetarna politika, saj naj bi lahko v večini razvitih držav centralna banka vplivala na premike kratkoročne krivulje donosnosti. Vendar pa na agregatno povpraševanje vplivajo dolgoročne obrestne mere, ker se gospodinjstva na podlagi le-teh odločajo za večje investicije. Kljub temu vpliv na kratkoročne obrestne mere ni brezpredmeten, ker se njihov vpliv prenese na krivuljo dolgoročnih donosnosti. Za razumevanje vplivov moramo poznati politiko centralne banke in delovanje prenosa vpliva kratkoročnih mer na dolgoročne.

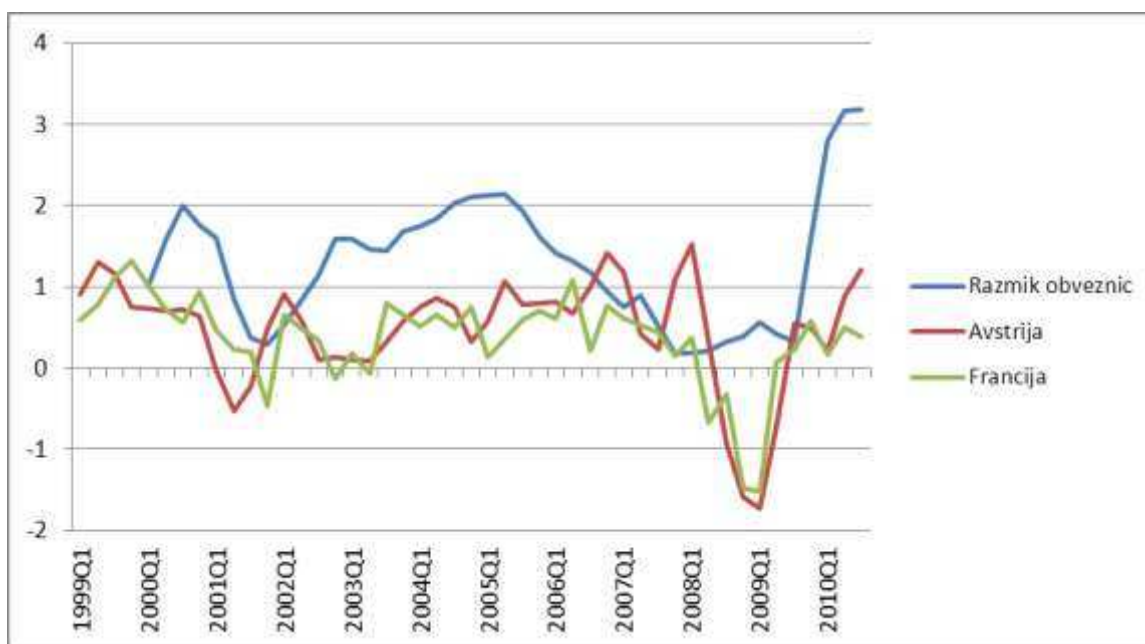
Kako in za koliko časa se bo država zadolževala, je tretji razlog, zakaj je pomembno poznati premike obrestnih mer. Zadnji razlog je cenitev izvedenih finančnih instrumentov in zavarovanje pred tveganji. Z modeli krivulje donosnosti se ocenjujejo različni izvedeni finančni instrumenti, med drugim tudi terminske pogodbe in opcije. Banke iščejo ravnotežje med kratkoročnimi depozitnimi obrestnimi merami in dolgoročnimi kreditnimi merami. Da se zavarujejo pred tveganjem, morajo poznati vplive cen izvedenih vrednostnih papirjev na trg.

Spodnji sliki prikazujeta razmik med enoletnimi in desetletnimi evrskimi obveznicami ter rast avstrijskega oziroma francoskega BDP-ja. Krivulje imajo podobna gibanja, ko pade razmik med obveznicami, z zamikom sledi še BDP. Slika 7 upošteva enoletni zamik razmika obveznic in kot lahko vidimo, so krivulje v tem primeru še bolj poravnane. Ko postane modra krivulja inverzna, lahko pričakujemo recesijo, torej je le-ta dober pokazatelj prihodnosti.

Slika 6: Razmik med enoletnimi in desetletnimi *državnimi evrskimi* obveznicami (v odstotnih točkah) ter rast realnega BDP-ja za Avstrijo in Francijo (v %) glede na predhodno četrtoletje



Slika 7: Razmik med enoletnimi in desetletnimi evrskimi obveznicami z enoletnim zamikom (v odstotnih točkah) ter rast realnega BDP-ja za Avstrijo in Francijo (v %) glede na predhodno četrtoletje



Ekonomski logika mojega modela je drugačna od tiste v literaturi. Čeprav uporabljam razmike med obveznicami, so le-ti izračunani kot razmiki med državo brez tveganja in državami s tveganjem. Sama vpeljem idejo, da imajo državni vrednostni papirji premijo, ki je

odvisna od zaupanja kupcev v posamezno državo, kar je novost v literaturi. V večini primerov avtorji uporabijo razmike med obrestnimi merami ene države. V nadaljevanju sledijo opisani članki, ki temeljijo na podlagi analiz razmikov obveznic. Ekonomsko logiko napovedne sposobnosti obrestnih mer lepo prikazujeta zgornja grafa, ki prikažeta enako gibanje razmikov in rasti BDP-ja.

Prvi članek, ki ga v nadaljevanju opisujem, je delo avtorjev Chionisa, Gogasa in Pragidisa (2009, str. 3). Krivulja donosnosti je dober napovedovalec recesije, saj je kratkoročna obrestna mera instrument monetarne politike. Kratkoročno ima Evropska centralna banka vpliv na krivuljo donosnosti, dolgoročno pa na pričakovanja o inflaciji in gospodarski aktivnosti.

Cilj avtorjev je napovedovanje faz poslovnega cikla, natančneje odmike realnega BDP-ja od dolgoročnega trenda. Chionis et al. (2009, str. 4) skušajo vzpostaviti model, ki bo z razmiki med donosnostmi evropskih obveznic napovedoval recesije. Najprej uporabijo Hodrick-Prescottov filter, ki bo v BDP-ju definiral trend in ciklično komponento. Drugi korak je napovedovanje s probit modelom, katerega pojasnjevalne spremenljivke so razmiki med obveznicami. Odvisna spremenljivka modela je slamnata spremenljivka, ki zavzame vrednost ena, ko ciklična komponenta predvideva, da bo BDP pod trendom.

Za proučevano spremenljivko so si avtorji izbrali ekonomsko aktivnost, ki se meri z BDP-jem EU15<sup>1</sup>, ki je pridobljen iz podatkovne baze OECD<sup>2</sup>. Zajeto časovno obdobje je od leta 1994 in do prvih treh četrtletij leta 2008, podatki so sezonsko popravljene. V svojem modelu sem uporabila enako časovno obdobje kot avtorji. Razlikujemo se po izboru držav, saj imajo slednji EU15, medtem ko sem sama uporabila deset držav z evrsko valuto. Po uporabi deflatorja so na realni BDP avtorji aplicirali naravni logaritem. Namen članka je napovedovanje odklonov realnega BDP-ja od dolgoročnega trenda in izračun verjetnosti nižje vrednosti BDP-ja glede na dolgoročni trend. Zaradi tega so sezonsko popravljene realni BDP razstavili na trend in ciklično komponento s Hodrick-Prescottovim filtrom – le-ta razloči med šokom, ki povzroči trajen oziroma začasen vpliv na gospodarstvo. Glavni razlog uporabe Hodrick-Prescottovega filtra je odstranitev trenda iz časovne serije, da bi lahko izolirali ciklično komponento. Z rešitvijo spodnje enačbe (1) izločimo trend časovne serije.

$$\min_{\tau_t} \sum_{t=1}^T (y_t - \tau_t) + \lambda \sum_{t=2}^{T-1} [(\tau_{t+1} - \tau_t) - (\tau_t - \tau_{t-1})]^2 \quad (1)$$

Zgornja enačba (1) minimizira vpliv trenda, kjer je  $y_t$  časovna serija in  $\tau_t$  dolgoročni trend. Prvi člen enačbe meri prilagoditev časovne serije, medtem ko drugi del stopnjo enakomernosti trenda. Z minimizacijo enačbe (1) iz časovne vrste izločijo vpliv trenda, kar jim omogoča izračun ciklične komponente iz ostankov. Chionis et al. (2009, str. 5) vključijo slamnato spremenljivko, ki je enaka ena, ko je cikel negativen oziroma je vrednost BDP-ja pod trendom, in nič, ko temu ni tako.

<sup>1</sup> Države, ki sodijo v EU15, so naslednje: Avstrija, Belgija, Danska, Finska, Francija, Nemčija, Grčija, Irska, Italija, Luksemburg, Nizozemska, Portugalska, Španija, Švedska in Velika Britanija.

<sup>2</sup> OECD je kratica za Organizacijo za gospodarsko sodelovanje in razvoj.

Cilj Chionisa et al. (2009, str. 5) je uporaba informacij iz donosnosti obveznic in preostalih spremenljivk, ki lahko pomagajo napovedati negativne vrednosti četrtletnega BDP-ja EU15. Pojasnjevalne spremenljivke, ki so uporabljene v modelu, so razlike med donosnostmi, stopnja brezposelnosti v EU15 in borzni indeksi londonske, frankfurtske in pariške borze. Donosnosti obveznic so pridobili iz Evropske centralne banke, in sicer dolgoročne, ki imajo ročnost enega, dveh, petih ali desetih let, in kratkoročne, ki imajo dobo enega oziroma treh mesecev. Stopnja nezaposlenosti je pridobljena iz baze podatkov Eurostat.

Chionis et al. (2009, str. 5) za napovedovanje recesij uporabijo probit regresijski model. Z modelom skušajo napovedati faze poslovnega cikla.

$$prob(BS_t = 1) = \Phi[\tilde{a}_0 + \tilde{a}_1(i_{LR,t-i} - i_{SR,t-1})] \quad (2)$$

$BS_t$  je slamnata spremenljivka, ki zavzame vrednost ena, ko ima ciklična komponenta negativno vrednost. To pomeni, da je BDP pod trendom, kar napoveduje recesijo.  $\Phi$  predstavlja standardno normalno kumulativno porazdelitev.  $(i_{LR,t-i} - i_{SR,t-1})$  je razlika med dolgoročnimi in kratkoročnimi obrestnimi merami.  $\tilde{a}$  sta ocenjena parametra. Za oceno napovedni natančnosti modela so avtorji članka izračunali koren kvadrata povprečja napak (RMSE), absolutno povprečno napako (MAE) in povprečje absolutne napake v odstotkih (MAPE).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{F} \sum_{f=1}^F e_{t+f}^2} \quad (3)$$

$$MAE = \frac{1}{F} \sum_{f=1}^F |e_{t+f}| \quad (4)$$

$$MAPE = \frac{1}{F} \sum_{f=1}^F \left| \frac{e_{t+f,t}}{y_{t+f}} \right| \quad (5)$$

V enačbah  $e_{t+f}$  (3, 4, 5) predstavlja razliko med  $y_{t+f}$  in  $y_{t+f}^*$ , kjer je zmanjševanec dejanska vrednost časovne serije v času  $t+f$  in je odštevanec napovedna vrednost. Sama sem za preverjanje učinkovitosti modela uporabila RMSE. Ker se je model, v katerem sta uporabljeni enoletna in trimesečna obrestna mera, izkazal za najučinkovitejšega, so ga avtorji v nadaljnjih izračunih uporabljali in vanj vključili spremenljivke, ki bi lahko vplivale na BDP.

$$prob(BS_t = 1) = \Phi[\tilde{a}_0 + \tilde{a}_1(i_{LR,t-i} - i_{SR,t-1}) + \tilde{a}_u u_{t-i}] \quad (6)$$

$$prob(BS_t = 1) = \Phi[\tilde{a}_0 + \tilde{a}_1(i_{LR,t-i} - i_{SR,t-1}) + \tilde{a}_s s_{t-i}] \quad (7)$$

V tem modelu je  $u_t$  stopnja brezposelnosti v EU15,  $s_t$  pa indeksi prej omenjenih borz. Prva pojasnjevalna spremenljivka ni statistično značilna, medtem ko je borzni indeks statistično značilen. Model, ki vključuje borzni indeks za pojasnjevalno spremenljivko, izboljša napovedno moč osnovnega modela. Popravljeni model ima po izračunih avtorjev zelo visoko moč napovedovanja recesije.

Naslednje opisano delo sta napisala Haubrich in Dombrosky (1996, str. 26). V članku se avtorja odločita preizkusiti učinkovitost krivulje donosnosti pri napovedovanju recesije oziroma ekonomske aktivnosti. Po oceni, kako natančna je krivulja donosnosti glede na pretekle podatke, sta avtorja njeno učinkovitost primerjala s preostalimi metodami napovedovanja. Haubrich in Dombrosky (1996, str. 26) zagovarjata proučevanje krivulje tudi, če imajo institucije že vzpostavljene drage programe za napovedovanje recesije. Verjameta, da je krivulja v času, ko imamo lahek dostop do informacij, še bolj natančna kot pa prejšnja desetletja.

Hipoteza pričakovanj trdi, da so dolgoročne obrestne mere povprečja kratkoročnih pričakovanih obrestnih mer. Avtorja sta se torej odločila slediti teoriji, ki pravi, da nizke kratkoročne obrestne mere napovedujejo recesijo. Monetarna politika v tej teoriji igra veliko vlogo, saj se vsi njeni odzivi poznajo na obliki krivulje. Z napovedovanjem obrestnih mer krivulja donosnosti neposredno napoveduje premike v gospodarski rasti. Haubrich in Dombrosky (1996, str. 28) opozarjata na nevarnost visokih obrestnih mer za dolgoročne vrednostne papirje, ki niso posledica pričakovanj, ampak nuja izdajatelja, da proda vrednostni papir. Razmik med obrestnimi merami obveznic je kazalec, ki govori v prid krivulji donosnosti, saj vsebuje informacijo o predvidevanjih posameznikov o njihovi prihodnosti. Zaradi vseh teh razlogov sta se odločila, da preizkusita krivuljo donosnosti in njeno moč napovedovanja.

Obveznice, ki so uporabljene v članku, imajo trimesečno in desetletno ročnost. Podatki za desetletne vrednostne papirje so ocenjene vrednosti s pomočjo tržnih informacij. Pri izračunih sta za opazovane razmike uporabila četrletne podatke. Po njunem mnenju sta se tako izognila anomalijam pri mesečnih podatkih. V model sta vključila samo ameriške obveznice, jaz pa sem uporabila vrednostne papirje desetih evropskih držav. Pri vključevanju BDP-ja ni razlik, ker upoštevamo četrletno realno rast. Časovni horizont podatkov je pri Haubrichu in Dombroskyju (1996, str. 28) precej daljši od mojega, njuni podatki segajo od leta 1961 do leta 1995.

Model je zasnovan tako, da napoveduje rast BDP-ja leto vnaprej s pomočjo regresije, katere pojasnjevalne spremenljivke so razmiki obrestnih mer. Nadalje sta podatke primerjala s preostalimi tehnikami napovedovanja. Prva med njimi se imenuje naivna tehnika, ki zagovarja idejo, da bo rast letošnjega BDP-ja enaka prejšnjemu letu. Gospodarska rast je torej čisto naključje (angl. random walk). Svoje napovedi primerjata z modelom, ki ne vključuje razmikov obrestnih mer, ampak napoveduje s pomočjo preteklih gospodarskih rasti, s pomočjo napovednega modela organizacije Blue Chip in s pomočjo ekonometričnega modela DRI/McGraw-Hill. Drugi model podaja svoje napovedi za BDP kot povprečje ocen petdesetih ekonomistov, ki prihajajo iz boljših ameriških podjetij. Haubrich in Dombrosky (1996, str. 30) sta nazadnje svoje napovedi primerjala še z ekonomičnim modelom DRI/McGraw-Hill, ki je bil objavljen v Review of the U.S. Economy.

Najnatanejši model je DRI, ker ima najnižje povprečje kvadratov napak. Model Haubricha in Dombroskyja (1996, str. 32) se je znotraj vzorca odrezal bolje od preostalih dveh modelov, medtem ko je dosegel precej slabše napovedi zunaj vzorca.

Zadnji članek je delo Gilchrista, Yankova in Zakrajška (2009, str. 2), ki za razliko od prejšnjih dveh del napoveduje s pomočjo premij za tveganje<sup>3</sup>. Le-ta je definirana kot razlika med donosi podjetniških vrednostnih papirjev in državnimi obveznicami enakih ročnosti. Cene vrednostnih papirjev in finančnih instrumentov so lahko dober napovedovalec obratov v gospodarskih rasteh. S pomočjo le-teh in opazovanih premij za tveganje se napoveduje stanje ekonomije. Gilchrist et al. (2009, str. 2) opozarjajo, da so drugi avtorji v svojih modelih napovedovanja s krivuljo donosnosti prišli do različnih zaključkov, saj je večina dela temeljila na enotnem indeksu kreditnega razmika. Avtorji priporočajo pazljivost pri uporabi strukture dospelosti obveznic za izračun kreditnega razpona.

V model so bili vključeni kreditni razmiki obveznic tisočih ameriških nefinančnih podjetij. Časovni razpon podatkov je sedemnajst let, in sicer od leta 1990 do leta 2007. Izbrane obveznice so morale imeti še najmanj dve leti do dospelosti, fiksni kupon in vrednost izdaje najmanj 100 milijonov dolarjev. Za izračun kreditnega razmika so primerjali donos vsake obveznice z državnimi obveznicami z enako dospelostjo. Izločili so vse vrednostne papirje, pri katerih je bila razlika manjša od 10 bazičnih točk oziroma višja od 5000 bazičnih točk. Čez sito prej omenjenih pogojev se je prebilo 5321 posameznih obveznic.

Gilchrist et al. (2009, str. 7) so s kreditnim razmikom pokazali investitorjevo višino zahtevane kompenzacije za tveganje neplačila obveznosti s strani podjetij. Verjetnost, da podjetje ne bo poplačalo svojih obveznosti, je razlika med tržno vrednostjo sredstev in točko neplačila, deljeno z zmnožkom tržne vrednosti sredstev in nestanovitnostjo sredstev. V teoriji je točka neplačila enaka knjižni vrednosti obveznosti podjetja, ki jih je treba oceniti. Pričakovana verjetnost neplačila (angl. expected default frequencies; v nadaljevanje EDF) podjetja je izračunana mesečno. Prednost tega kazalca je, da je odvisen od premoženja podjetja in nam tako hitreje pokaže spremembe le-tega.

V naslednjem koraku so obveznice razdelili v štiri skupine glede na čas dospelja, nato so izračunali aritmetično sredino kreditnega razpona v mesecu  $t$  za vsak EDF/dospelost in aritmetično sredino donosnosti lastniškega kapitala v mesecu  $t$  za vsak EDF portfelj. Kreditne razpone in rentabilnost so razvrstili v pet razredov v mesecu  $t$  glede na distribucijo EDF v mesecu  $t-1$ . Iz rezultatov je razvidno, da se povprečna pričakovana stopnja neplačila povečuje linearno glede na razrede.

Ocenjena regresija časovne vrste med donosnostjo portfelja in EDF:

$$R_{it}^e = \alpha_i + \beta_i EDF_{i,t-1} + \epsilon_{it}; i = 1 \dots 5 \quad (8)$$

$R_{it}^e$  v enačbi (8) predstavlja povprečen kreditni razpon oziroma povprečno rentabilnost v razredu  $i$  in mesecu  $t$ . Medtem ko je  $EDF_{i,t-1}$  povprečna pričakovana stopnja neplačila, ki velja za leto vnaprej na koncu meseca  $t-1$  v enakem razredu. Donosi obveznic so ocenjeni z metodo najmanjših kvadratov, kjer se upošteva korelacija regresije napake na različnih kreditnih tveganjih. V mojem modelu so odvisne spremenljivke v regresiji opazovane premije

---

<sup>3</sup> Premija za tveganje (angl. Credit spread) je razlika med donosnostma dveh različno tveganih vrednostnih papirjev.

za tveganje, ki jih pojasnjujejo faktorji tveganja, ki so skupni vsem državam oziroma so značilni le za eno. V obeh primerih skušamo z različnimi faktorji tveganj pojasniti odvisnost rentabilnosti oziroma pribitke na obveznice. Izračuni so pokazali močno pozitivno povezavo med kreditnim razponom in EDF. Standardizirane ocene koeficientov, povezanih s povprečno EDF, so statistično značilne. EDF pojasni najmanj variacije v kreditnih razponih portfeljev, ki vsebujejo obveznice najmanj tveganih podjetij. Podobna zgodba je tudi pri dolgoročnih obveznicah. Po drugi strani pa kazalniki neplačila vsebujejo veliko informacij o kreditnem tveganju na dolgi rok, in to kljub kratkemu časovnemu horizontu (Gilchrist et al., 2009, str. 11).

Sledi primerjava med pogosto uporabljenimi indeksi za napovedovanje in kreditnim razponom. Njihova učinkovitost se primerja tako znotraj vzorca kot v celotnem vzorcu. Ker mesečni podatki za BDP niso na voljo, so avtorji članka (Gilchrist et al., 2009, str. 14) uporabili plače zaposlenih in indeks o industrijski proizvodnji. Za ta indeksa so izračunali avtoregresijo, ki je razširjena s kreditnima razponoma. V enačbo so vključili vektor indeksov kreditnega razpona oziroma vektor kreditnih razponov štirih različnih dospelosti v povezavi z EDF razredi ali pa oba vektorja.

Gilchrist et al. (2009, str. 27) so opazovane spremenljivke prerazporedili v dva vektorja. Prvi vektor je sestavljen iz elementov, ki ustrezajo meram ekonomske aktivnosti, inflaciji, donosom državnih obveznic, rentabilnosti itd. Drugi pa vsebuje kreditne razpone EDF portfelja obveznic. Vektorja opazovanih spremenljivk nato zapišejo kot manjši set faktorjev, ki vsebujejo vse potrebne informacije.

Pri napovedovanju zaposlenosti znotraj vzorca s kreditnim razponom je zelo majhna razlika pri uporabi šestmesečnih obveznic namesto trimesečnih. Oba prej omenjena indeksa sta statistično značilna za napovedovanje stopnje zaposlenosti. Vključitev vektorjev kreditnih razponov v avtoregresijo skromno zviša pojasnjevalno moč. Pri napovedovanju industrijske proizvodnje se z vključitvijo razponov pojasnjevalna moč zviša. Medtem ko industrijska proizvodnja z odlogi in rastjo zaposlenih pojasnjuje petnajst odstotkov variacije industrijskega outputa, se z dodajanjem indeksov v regresijo poveča na trideset odstotkov pri trimesečnih obveznicah in na petintrideset odstotkov pri še enkrat daljših vrednostnih papirjih. Ko uporabimo enoletne oziroma dvoletne obveznice, postane vpliv kreditnega razmika visok. Napovedana stopnja rasti zaposlenosti se pri vključitvi indeksa kreditnega razpona zviša za sedemdeset odstotkov oziroma za triinšestdeset odstotkov pri dvoletnih obveznicah. Pri dodajanju EDF kreditnega razmika v model so rezultati pri daljših časovnih vrstah znatno boljši kot standardni indeksi kreditnega razpona. To dejstvo še posebej velja za industrijsko proizvodnjo. Standardni indeks pojasni trideset odstotkov variacije industrijske proizvodnje, medtem ko EDF pojasni skoraj šestdeset odstotkov za enoletne obveznice in sedemdeset odstotkov za dvoletne. Če povzamem, se EDF pri kratkoročnih obveznicah odreže enako dobro kot že uveljavljeni indeksi, medtem ko se pri enoletnih oziroma dvoletnih obveznicah izkaže za precej boljšega napovedovalca. Prejšnji stavek drži predvsem za industrijsko proizvodnjo in za podjetja, ki spadajo v prve tri razrede EDF distribucije (Gilchrist et al., 2009, str. 19).

V nadaljevanju članka proučijo napovedno moč kreditnega razpona zunaj vzorca tako, da ocenijo avtoregresijo z vsemi možnimi podatki. Nato so izračunali napovedi stopnje rasti zaposlenosti in industrijsko proizvodnjo ter napake pri napovedovanju za različne časovne horizonte (3, 6, 12, 24 mesecev). Pri zunanjem vzorcu kratkoročnih obveznic je napovedna moč za rast zaposlenosti višja kot pri standardnih indeksih kreditnih razponov. Enako je tudi pri industrijski proizvodnji – v primeru polletnih obveznic so napovedi boljše kar za trideset odstotkov glede na standardne indekse. Tudi pri enoletnih oziroma dvoletnih obveznicah model Gilchrista et al. (2009, str. 23) dosega natančnejše napovedi kot pa priznane metode. Zanimivo je, da model dokaj natančno napove tudi prihajajoče recesije, saj podobni modeli temeljijo na podatkih iz preteklosti.

V dinamični faktorski model so vpeljali kreditne šoke, ki so povzročili padec industrijske proizvodnje. Cene se zvišajo zaradi šoka na trgu obveznic podjetij, kar vodi do znižanja obrestnih mer. Zanimivo je, da šok na kreditnem trgu ne vpliva na delniški trg. Vendar pa ima le-ta velik vpliv na plače zaposlenih, saj pojasnjuje kar dvajset odstotkov variacije (Gilchrist et al., 2009, str. 38).

Zgoraj opisani članek ima kar precej vzporednic z mojim modelom, saj smo oboji uporabili premije za tveganje. Njihove so izračunane kot razlika med donosi nefinančnih podjetij in državnih obveznic, medtem ko sem sama vpeljala idejo državnih obveznic z oziroma brez tveganja. Nemška obveznica je obravnavana kot vrednosti papir brez tveganja, zato njeno obrestno mero odštejemo od donosnosti preostalih državnih obveznic za izračun premije za tveganje. V obeh modelih je uporabljenih kar precej premij za tveganje, zato jih združimo v faktorje, ki jih nato uporabimo za napovedovanje izbranih spremenljivk. Za napovedi uporabimo avtoregresijo. Medtem ko mi moje premije za tveganje pokažejo, kakšno je zaupanje v posamezno državo, Gilchrist et al. z njimi prikazujejo verjetnost neplačila podjetij. Razlika med modeloma je tudi napovedovanje znotraj oziroma zunaj vzorca, ki ju sama nisem izvedla.

## **4 METODOLOGIJA**

Zaupanje kupca obveznic, ki jih je izdala članica Evropske unije, se vidi tudi pri premijah za tveganje. Pred krizo so bile premije za tveganje pri vseh državah Zahodne Evrope dokaj nizke, vendar pa se v času krize situacija obrne. Investitorji bežijo k bolj zanesljivim vrednostnim papirjem, ki jih izdajajo kredibilne države. S svojim modelom želim prikazati napovedno moč krivulje donosnosti za posamezne makroekonomske spremenljivke. Natančneje, zanima me, ali lahko s premijami za tveganje evrskih državnih obveznic uspešno napovedujem izbrane spremenljivke. Nemčijo sem izbrala kot državo, ki izdaja vrednostne papirje brez tveganja. Ekonomska logika, ki stoji za to idejo, je, da je Nemčija gonilna sila Evrope in zato uživa tudi največji ugled med članicami. Razlika med nemško obrestno mero in obrestno mero obveznic preostalih držav je enaka premiji za tveganje. Slednje so osnova za izračun faktorjev tveganja, ki sem jih razdelila na skupne in specifične. Opazovane premije za tveganje so seštevek skupnega oziroma specifičnega faktorja in idiosinkratične komponente. Če združimo zadnji dve komponenti, dobimo nov člen v enačbi, ki ga izračunamo kot razliko



med premijami za tveganje in skupnim faktorjem. Nato iz tega člena pridobimo še specifične faktorje, saj je slednji vsota specifičnih faktorjev tveganja in idiosinkratične komponente.

Podatki, uporabljeni v modelu, so precej obsežni. Vključenih je veliko število obrestnih mer. Za vsako izmed desetih držav sem uporabila najmanj deset obveznic z različno dospelostjo. Uporabljeni so mesečni podatki za obdobje 1996–2010. Prav zaradi tako velikega panela podatkov sem uporabila dinamični faktorski model, ki lahko zajame veliko število podatkov. Ideja te metode je, da naj bi majhno število faktorjev napovedalo večino variance spremenljivk.

#### 4.1 DINAMIČNI FAKTORSKI MODEL

Ideja o dinamičnem modelu je še precej mlada glede na statični faktorski model, ki je bil zasnovan s strani Thurstona in Hotellinga leta 1930. Dinamičnost v modelu prepoznamo po treh značilnostih, in sicer v določanju faktorjev in ostankov ter možnosti regresije na faktorje z odlogi (Fabozzi, Focardi & Kolm, 2010, str. 223)

Enačba za zapis dinamičnega faktorskega modela je naslednja:

$$y_t = \Lambda_0 g_t + \Lambda_1 g_{t-1} + \dots + \Lambda_m g_{t-m} + u_t \quad (9)$$

$\Lambda_0, \dots, \Lambda_m$  predstavljajo matrice dimenzij  $N \times q$ ,  $g_t$  pa je vektor, sestavljen iz  $q$  stacionarnih faktorjev. Za  $u_t$  se predpostavlja, da so njegove komponente idiosinkratične in neodvisne med seboj (Hübler & Froehn, 2006, str. 30).

Če velja  $f_t = [g_t', g_{t-1}', \dots, g_{t-m}']'$ , potem lahko dinamični faktorski model zapišemo tako:

$$y_t = \Lambda^* f_t + u_t \quad (10)$$

$f_t$  označuje vektor statičnih dejavnikov  $r = (m + 1)q$  in kjer velja  $\Lambda^* = [\Lambda_0, \dots, \Lambda_m]$ . To je torej ortogonalni vektor skupnih dejavnikov, ki združuje informacije o celotnem naboru spremenljivk. Prednost dinamičnega faktorskega modela je poleg zajetja velikega števila informacij tudi vključitev časovne variacije uporabljenih spremenljivk. Skupna komponenta dinamičnega faktorskega modela ( $f_t$ ) prikazuje majhno število faktorjev, ki vplivajo na vse spremenljivke. Idiosinkratična spremenljivka pa prikazuje šoke, ki so specifični za spremenljivke. V mojem modelu je spremenljivka  $y_t$  obrestne mere desetih držav, ki imajo za svojo valuto evro (Schumacher, 2005, str. 4).

Faktorje oziroma bazo geometrijskega prostora faktorjev najpogosteje ocenjujemo z metodo glavnih komponent. Analizo glavnih komponent je leta 1901 zasnoval Karl Person. Postala je ena izmed najpogosteje uporabljenih multivariatnih metod, ki temelji na ortogonalni transformaciji opazovanih spremenljivk. Analiza glavnih komponent pretvori bazo spremenljivk, ki so po možnosti korelirane, v nekorelirane vrednosti.

Imamo  $p$  spremenljivk  $X_1, X_2, \dots, X_p$ , ki jih zapišemo v matriko  $X = [X_1, X_2, \dots, X_p]$ . Metoda glavnih komponent nam pomaga najti novo množico spremenljivk  $Y_1, Y_2, \dots, Y_p$ , ki je zapisana

kot linearna kombinacija osnovnih spremenljivk (Košmelj, 2007, str. 161). Množica nekoreliranih spremenljivk so linearne kombinacije originalnih spremenljivk.

$$Y_p = a_{p1}X_1 + a_{p2}X_2 + \dots + a_{pp}X_p = Xa_p \quad (11)$$

Za linearno kombinacijo zgornje enačbe (11) velja  $Var(Y_i) = Var(Xa_i) = a_i^T \Sigma a_i$  in  $Cov(Y_i, Y_k) = a_i^T \Sigma a_k$ . Za vsoto velja, da je to variančna kovarinačna matrika osnovnih spremenljivk. Za prvo glavno komponento mora veljati, da pojasni največji del variabilnosti podatkov. Poleg maskimizacije  $Var(Y_i)$  mora veljati še  $a_1^T a_1 = 1$ . Druga glavna komponenta mora poleg pojasnjevanja variabilnosti biti pravokotna na prvo komponento, da velja  $Cov(Y_1, Y_2) = 0$ . Poiščemo nekaj prvih komponent, da pojasnijo večji del razpršenosti analiziranih podatkov. Analiza glavnih komponent zmanjša velikost podatkovne baze tako, da izgubimo čim manj informacij.

Analiza glavnih komponent nam skrči  $p$  obravnavanih spremenljivk na  $k$  spremenljivk, za katere velja  $k < p$ . Za glavne komponente  $Y$  pa velja, da so linearne kombinacije originalnih spremenljivk in so med seboj nekorelirane.

S svojim modelom sem skušala ugotoviti, ali imajo obrestne mere različnih držav napovedno moč za makroekonomske spremenljivke.  $rp_{tic}$  so opazovane premije za tveganje, ki so razlike med premijami posameznih držav in Nemčije. Slednja se v modelu obravnava kot izdajateljica obveznic brez tveganja, saj velja za eno najbolj stabilnih držav v Evropski uniji. Čeprav naj bi veljala enakost evrskega trga, je še zmeraj prisotna segmentacija trga.

Oznaka  $rf_t$  označuje faktor tveganja za različne državne obveznice. Faktor z oznako comm vpliva na vse vrednostne papirje v modelu, saj ima splošni vpliv ne glede na meje. Srednji del enačbe pa se nanaša na posamezne države. To so faktorji tveganja, ki vplivajo samo na posamezne državne obveznice in ne prenašajo vpliva na tuj vrednostni papir.

$$rp_{tic} = \lambda_{ic} rf_t^{comm} + \delta_{ic} rf_{tc}^{cs} + u_{itc} \quad (12)$$

Ob predpostavki, da velja  $\Lambda^* = [\Lambda_0, \dots, \Lambda_m]$ , potem lahko zapišemo dinamični faktorski model tako:

$$rp_{tic} = \hat{\lambda}_{ic} \hat{f}_t^{comm} + \varepsilon_{it} \quad (13)$$

$\hat{f}_t^{comm}$  v enačbi (13) predstavlja vektor ocenjenih faktorjev, za njih pa velja ortogonalnost med komponentami. Kot lahko razberemo iz enačbe (13), ni več prisotnega faktorja, ki je specifičen za posamezno državo.  $\varepsilon_{it}$  sedaj predstavlja vsoto  $rf_{tc}^{cs}$  in ostanka. Skupni faktor in lambde so neopazovane spremenljivke. Za  $\varepsilon_{it}$  velja:

$$E(\varepsilon_{it}) = 0 \text{ in } E(\varepsilon_{it}' \varepsilon_{it}) = \Sigma(\sigma_1^2 \dots \sigma_N^2) \quad (14)$$

Ocenjene lambde in skupne faktorje odštejemo od obrestnih mer in tako dobimo ocenjen ostanek  $\varepsilon_{it}$ . S pomočjo  $\varepsilon_{it}$  lahko izračunamo faktorje, specifične za posamezne države.

$$\hat{\varepsilon}_{itc} = \delta_{ic} = \tilde{\varepsilon}^T f_{tc}^{cs} + u_{itc} = \tilde{\varepsilon} \quad (15)$$

Oznaka  $\tilde{\varepsilon}$  predstavlja posamezne države, ki sem jih proučevala v modelu. Za  $\tilde{\varepsilon}$  velja  $\tilde{\varepsilon} = 1 \dots C$ . Specifični faktorji se med seboj razlikujejo, saj so izračunani za vsako državo posebej. Dobljeni so s pomočjo premij za tveganje obveznic posamezne države in pojasnjujejo vpliv na spremenljivko, ki ga ni pojasnil skupni faktor tveganja.

$$E(\tilde{r}_t^T, \tilde{\varepsilon}_{itc}) = 0 \quad (16)$$

Zgornja enačba (16) predstavlja ortogonalnost med spremenljivkama, kar pomeni, da med njima ni posrednih vplivov. Med skupnimi faktorji in epsilonom, ki je vsota faktorjev posameznih držav in ostanka, ni govora o medsebojnih direktnih vplivih.

## 4.2 UPORABA SKUPNEGA IN SPRECIFIČNEGA FAKTORJA

Ideja, ki stoji za uporabo tako specifičnega kot tudi skupnega faktorja, je izboljšanje napovedne moči modela. Vključitev faktorjev v model naj bi pripomogla k boljšim napovedim proučevane spremenljivke. Da je temu res tako, je treba preveriti model z obema faktorjema. Prvi korak je test napovedne sposobnosti na splošno, kjer sem preverila, če imajo faktorji statistično značilen vpliv na posamezne spremenljivke. Nato je bilo treba ugotoviti, ali se natančnost napovedi z vključitvijo faktorjev poveča ali ne.

### 4.2.1 GRANGERJEV TEST VZROČNOSTI

Definicija vzročnosti po Grangerju (1969, str. 428) je naslednja: vzrok ne more nastati po učinku. Če spremenljivka  $x_t$  vpliva na spremenljivko  $y_t$ , potem mora  $x_t$  pomagati pri napovedovanju  $y_t$ . Za napovedovanje spremenljivke  $y_t$  bi teoretično lahko uporabili časovno serijo  $x_t$ , ki bi segala neskončno v preteklost. Vendar pa slednje ni racionalno in tudi težko izvedljivo. Če iz modela vzamemo časovno vrsto spremenljivke  $x_t$ , in to ne vpliva pri napovedovanju  $y_t$ , potem pravimo, da med njima ni Grangerjevega vzroka.

$$A_0 X_t = \sum_{j=1}^m A_j X_{t-j} + \varepsilon_t \quad (17)$$

$X_t$  v zgornji enačbi (17) predstavlja stacionarni vektor, katerega komponente imajo standardno normalno porazdelitev. Vektor, ki je sestavljen iz sedanjih in preteklih informacij, pojasnjuje  $X_t$ , vse kar ni pojasnjeno z modelom, pripišemo belemu šumu. Za slednjega velja  $E[\varepsilon_t | \varepsilon_s] = 0$  ob predpostavki  $t \neq s$ , ob enakosti prejšnje predpostavke pa je verjetnost enaka 1.  $A$ -ji v enačbi so matrike,  $m$  pa lahko gre v neskončnost (Granger, 1969, str. 427).

V splošnem modelu lahko naredimo operacijo, ki ne spremeni oblike modela –  $Y_t = L X_t$ .  $L$  je ortogonalna matrika, za katero velja, da je  $L L' = I$ .  $I$  v prejšnjem zapisu predstavlja enotsko matriko. Da je model determiniran, je potrebno poznavanje koeficientov vsaj ene matrike  $A$ . Ta pogoj mora biti izpolnjen tudi za prej omenjeno operacijo. Modeli, pri katerih ima matrika  $A_0$  po diagonali vrednosti, ki so enake nič, se imenuje preprosti model vzročnosti. Če pa ima po diagonali vrednosti, ki so različne od nič, je to model s trenutno vzročnostjo. Za preprosti

model velja, da ne moremo izvesti transformacije z  $L$ , ne da bi pri tem spremenili osnovni model.

$$X_t + b_0 Y_t = \sum_{j=1}^m a_j X_{t-j} + \sum_{j=1}^m b_j Y_{t-j} + \varepsilon'_t \quad (18)$$

$$Y_t + c_0 X_t = \sum_{j=1}^m c_j X_{t-j} + \sum_{j=1}^m d_j Y_{t-j} + \varepsilon''_t \quad (19)$$

Zgornji enačbi (18, 19) prikazujeta model z dvema neznankama. Če velja,  $b_0 = c_0 = 0$ , potem je to preprosti model vzročnosti. V primeru, da sta  $b_0$  in  $c_0$  različna od nič, gre za model s trenutno vzročnostjo. Izbira podatkov je pomemben faktor pri določanju tipa modela. Pri uporabi četrtnih podatkov mogoče ne bo dovolj uporaba preprostega modela, medtem ko bo primeren za mesečne spremenljivke (Granger, 1969, str. 427).

Zapis  $y_{1,t+h|\Omega_t}$  označuje optimalno napoved  $y_{1t}$ , ki temelji na sklopu vseh pomembnih informacij na svetu ( $\Omega_t$ ).  $y_{2t}$  nima Grangerjevega vzroka na  $y_{1t}$ , samo če velja:

$$y_{1,t+h|\Omega_t} = y_{1,t+h|\Omega_t \setminus \{y_{2,s} | s \leq t\}}, \quad h = 1, 2, \dots \quad (20)$$

$\mathcal{A} \setminus \mathcal{B}$  je matematični zapis in pomeni naslednje: elementi množice  $\mathcal{A}$ , ki ne vsebujejo elementov množice  $\mathcal{B}$ . Če odstranimo pretekle podatke  $y_{2t}$  iz enačbe in nam to ne pokvari napovedne moči pri  $y_{1t}$ , pravimo, da  $y_{2t}$  nima Grangerjevega vzroka na  $y_{1t}$ . V primeru, da nam  $y_{2t}$  izboljša napoved v katerem koli časovnem obdobju, moramo spremenljivko vključiti v model. Če vsebuje  $\Omega_t$  pretekle vrednosti obeh spremenljivk, potem slednji ustvarjata bivariatno vektorsko avtoregresijo (Lütkepohl, 2004, str. 146).

$$\begin{bmatrix} y_{1t} \\ y_{2t} \end{bmatrix} = \sum_{i=1}^p \begin{bmatrix} \alpha_{11,i} & \alpha_{12,i} \\ \alpha_{21,i} & \alpha_{22,i} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{1,t-i} \\ y_{2,t-i} \end{bmatrix} + u_t \quad (21)$$

V primeru, da je  $\alpha_{12,i} = 0$ , potem  $y_{2t}$  ne vpliva na  $y_{1t}$  oziroma nima Grangerjevega vpliva. Če odlogi  $y_{1t}$  niso prisotni v drugi enačbi (21), prav tako ne moremo govoriti o vplivih na spremenljivko.

Ker se v vsakdanjem svetu srečujemo z ekonomskimi modeli, ki vsebujejo več kot dve spremenljivki, je treba koncept Grangerjevega testa vzročnosti temu primerno prilagoditi. Ena izmed idej predlaga, da razdelimo vektor vseh spremenljivk na dva podvektorja, da bo veljalo  $y_t = (y'_{1t}, y'_{2t})'$ . V tem primeru lahko uporabimo prvo enačbo za prej omenjena podvektorja, kjer veljajo enake omejitve kot pri bivariatnem modelu.

Pri spremenljivkah, ki so vzročno povezane v višjih dimenzionalnih sistemih, zgornja rešitev ni primerna. Težava se pojavi, ko sta sklopa spremenljivk med seboj vzročno povezana, vendar pa posamezni deli med sklopoma niso. V nadaljevanju sledi prikaz tridimenzionalnega vektorskega avtoregresijskega procesa.

$$y_t = \begin{bmatrix} y_{1t} \\ y_{2t} \\ y_{3t} \end{bmatrix} = \sum_{i=1}^p \begin{bmatrix} \alpha_{11,i} & \alpha_{12,i} & \alpha_{13,i} \\ \alpha_{21,i} & \alpha_{22,i} & \alpha_{23,i} \\ \alpha_{31,i} & \alpha_{32,i} & \alpha_{33,i} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{1,t-i} \\ y_{2,t-i} \\ y_{3,t-i} \end{bmatrix} + u_t \quad (22)$$

$$H_0: \alpha_{12,i} = 0, \quad i = 1 \dots p$$

Z ničelno hipotezo preverjamo medsebojno vzročnost  $y_{2t}$  na  $y_{1t}$ . Lütkepohl (2004, str. 147) je zasnoval idejo, ki je temeljila na posrednem vplivu.  $y_{2t}$  lahko vpliva na  $y_{3t}$ , ki pomaga pri napovedovanju  $y_{1t}$ . Zaradi posrednih in neposrednih vplivov ne moremo uporabiti začetne definicije.

Med koncepti se je razvila tudi ideja trenutne vzročnosti. Časovna vrsta spremenljivke  $y_{2t}$  ima trenutno vzročnost na  $y_{1t}$ , če vemo, da bo vrednost  $y_2$  pomagala napovedovati  $y_1$ . Izkaže se, da se ta model kljub bivariatnemu procesu vektorske avtoregresije (v nadaljevanje VAR) zmanjša na model ostankov. Če je  $u_t = (u_{1t}, u_{2t})'$ , vektor ostankov  $y_t = (y_{1t}, y_{2t})'$  in  $u_{2t}$  ter  $u_{1t}$  nista korelirana, potem  $y_{2t}$  trenutno ni vzročno povezan z  $y_{1t}$ . Vzročnost je prisotna samo, če imamo korelirane ostanke. Koncept je simetričen, zato velja enako tudi pri preverjanju vpliva  $y_{1t}$  na  $y_{2t}$ . Pomanjkljivost tega koncepta je, da ne omogoča analize smeri sočasne vzročnosti.

Če povzamem, Grangerjev test vzročnosti lahko apliciramo na tri različne modele, in sicer (Foresti, 2006, str. 3):

1. v preprostem modelu, kjer imamo spremenljivki in njune odloge;
2. v multivariatnem modelu, kjer je prisotnih več spremenljivk, saj se predvideva vpliv le-teh na končni rezultat;
3. aplikacija testa na VAR, vendar pa je treba multivariatni model zaradi tega razširiti, da so v test sočasno vključene vse spremenljivke.

Pri preverjanju Grangerjeve vzročnosti imamo v ničelni hipotezi koeficiente enake nič. Pri standardnih testih za ničelne omejitve pri vektorskih avtoregresijskih koeficientih lahko uporabimo F-test (Wald princip) ali hi kvadrat test ( $\chi^2$ ). Ko lahko povezave med podatki zapišemo kot statistični model z ocenjenimi parametri, potem lahko Waldov test izračuna prave vrednosti parametrov s pomočjo vzorca. S testiranjem preverimo, ali imajo informacije z odlogi spremenljivke y statistično značilne podatke o x.

## 4.2.2 NAPOVEDNI MODELI

Napoved je katera koli trditev o prihodnosti, le-te pa se med seboj razlikujejo po osnovi, na kateri temeljijo, saj so nekatere plod teoretičnih znanj in izračunov, druge pa so osebne ocene. Na svetu obstaja veliko napovednih tehnik za različna področja, ki segajo daleč v zgodovino.

Kako dobro napoved bomo podali, ni odvisno samo od enega faktorja. Boljše kot je zastavljen model, z večjo gotovostjo bomo stali za svojo oceno določenega pojava, ki ga proučujemo. Zavedati se je treba, da še tako dober model ne more biti stoodstoten pri svojih napovedih. Prihodnost je nepredvidljiva, zato se trudimo, da bi s čim manjšimi odstopanji napovedali njeno smer.

### 4.2.2.1 METODE NAPOVEDOVANJA

Metode, ki jih uporabljamo za napovedovanje v ekonomiji, so (Clements & Hendry, 2002, str. 3):

- ugibanje oz. ocena čez palec

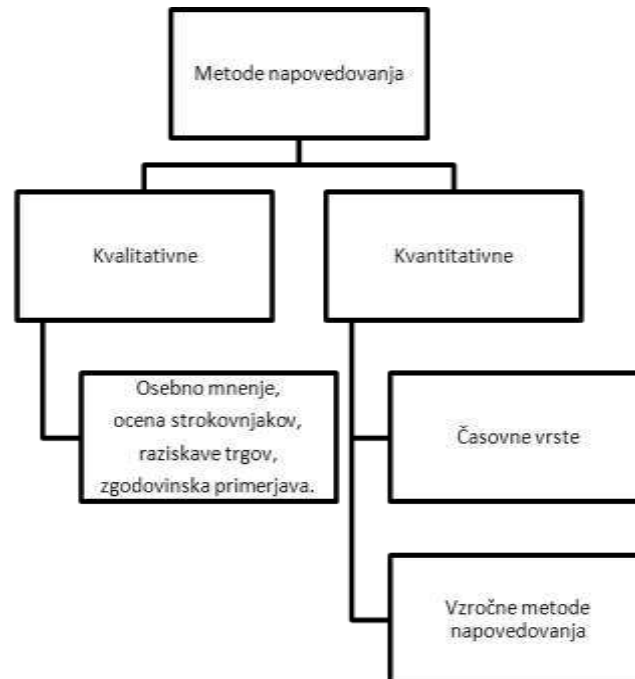
- ocene strokovnjakov
- ekstrapolacije
- vodilni kazalniki
- ankete
- modeli časovnih serij
- ekonometrični sistemi

Ugibanje je v celoti odvisno od sreče, ki pa ne bo trajala večno. Zato se ta tehnika ne uporablja pri napovedih v praksi. Podobna praksa je ocenjevanje strokovnjakov – tukaj so mišljene napovedi, ki so podane s strani spoštovanih članov družbe, ki pa temeljijo na njihovih ocenah. Ekstrapolacija deluje, dokler je gibanje spremenljivke enako kot obdobja poprej. Ko se smer spremeni, nam ekstrapolacija več ne koristi. Pri napovedovanju z vodilnimi kazalniki mora biti zagotovljena zveza med spremenljivko, ki vodi, in spremenljivko, ki ji sledi. Problem kazalnikov je, da so pogosto zavajajoči in se zato uporabljajo samo v primerih, ko je prejšnja relacija med spremenljivkami jasna. Ankete potrošnikov in podjetij so lahko koristne, vendar tudi te temeljijo na izpolnjenih načrtih preteklega obdobja, zato na njih ne morejo sloneti naše analize.

Modeli časovnih serij so zelo priljubljeni pri napovedovanju ekonomske klime. Enačbe skušajo povzeti obnašanje vseh subjektov na trgu z upoštevanje racionalnostjo, ki temelji na zgodovinskih podatkih. Tako kot pri ostalih tehnikah, je tudi tukaj problem negotovost, saj vse analize temeljijo na preteklih vrednostih.

Slika 8 prikazuje malo drugačno delitev metod napovedovanja. Po Sharmi (2009, str. 539) delimo metode napovedovanja na kvalitativne in kvantitativne. V prvo skupino sodijo predvsem metode brez računske podlage, ki so dokaj nezanesljive. Med kvalitativne metode spada prvih pet po Clementsu in Hendryju (2002, str. 3). V drugo skupino, torej med kvantitativne metode, pa je Sharma (2009, str. 539) uvrstil časovne vrste in vzročne metode napovedovanja. Značilnost te skupine je, da so pretekle vrednosti napovedne spremenljivke znane, saj informacije lahko merimo.

Slika 8: Metode napovedovanja



Vir: Sharma, Business statistic, 2009, slika 16.2

Pri napovedovanju poznamo tri različne časovne horizonte. Prvi tip napovedi je kratkoročni, ki traja od treh mesecev pa do enega leta. Naslednje obdobje je srednjeročno, od enega pa do treh let. Napovedovanje za najmanj tri leta vnaprej pa je dolgoročno. Prva značilnost srednjeročnih in dolgoročnih napovedi je, da so navadno kompleksnejše od kratkoročnih. Matematične tehnike so uporabljene večinoma na kratkoročnih napovedih. Kratkoročno napovedovanje je skoraj vedno bolj natančno od napovedi z daljšim časovnim horizontom (Sharma, 2009, str. 539).

#### 4.2.2.2 NAPOVEDOVANJE S FAKTORSKIM MODELOM

Faktorski modeli se pogosto uporabljajo v različnih institucijah za napovedovanje različnih spremenljivk, saj so se le-ti izkazali za uspešnejše napovedovalce spremenljivk kot pa primerjalni modeli. Uspešna napoved je odvisna od kakovostnega izbora baze podatkov. Težava se pojavi pri vključevanju faktorjev, saj jih bo mogoče uporabiti več, kot smo na začetku pričakovali. Pojasnjevalnih spremenljivk je lahko kaj hitro preveč, zato moramo paziti, katere uporabimo v modelu. Slednje naj imajo visoko pojasnjevalno moč in so primerne za naš  $y_t$  (Hübler & Frochn, 2006, str. 32).

$$y_t = \mu + \alpha(L)y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (23)$$

Zgornja enačba (23) predstavlja preprost avtoregresijski model, s pomočjo katerega sem primerjala model s faktorji. V enačbi (23)  $\mu$  predstavlja ocenjeno konstanto.  $\alpha(L)$  je polinom v operatorju odloga L, ki vsebuje parametre regresijskega modela in  $\varepsilon_t$  je ostanek. Po pridobljenih rezultatih sem model razširila s faktorji – skupnimi in specifičnimi.

Matrična oblika modela z vključenimi faktorji je naslednja:

$$\begin{bmatrix} y_t^f \\ f_t^{comm} \\ f_t^{cs} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{\mu}_1 \\ \tilde{\mu}_2 \\ \tilde{\mu}_3 \end{bmatrix} + \hat{\alpha}(L) \begin{bmatrix} y_{t-1}^f \\ f_{t-1}^{comm} \\ f_{t-1}^{cs} \end{bmatrix} + \varepsilon_t \quad (24)$$

V enačbi (24)  $y_t$  predstavlja časovno vrsto spremenljivke, ki so v mojem primeru BDP, zasebna potrošnja, industrija in investicije. Vključena sta tako skupni ( $f_t^{comm}$ ) faktor kot tudi faktorji, specifični za posamezno državo ( $f_t^{cs}$ ).  $\varepsilon_t$  je napovedna napaka. V zgornji enačbi (24) ima  $\alpha(L)$  naslednjo matrično obliko:

$$\alpha(L) = \begin{bmatrix} \alpha_{11}(L) & \alpha_{12}(L) & \alpha_{13}(L) \\ \alpha_{21}(L) & \alpha_{22}(L) & \alpha_{23}(L) \\ \alpha_{31}(L) & \alpha_{32}(L) & \alpha_{33}(L) \end{bmatrix} \quad (25)$$

#### 4.2.2.2.1 Ocenjevanje modela

Za ocenjevanje vektorske avtoregresije je primerna metoda najmanjših kvadratov. S to metodo sem ocenila  $\alpha$  iz prejšnje matrike (25). Uporabimo notacije po Lütkepohlu (2004, str. 93):  $Y = [y_1, \dots, y_T]$ ,  $A = [\alpha_1, \dots, \alpha_p]$ ,  $E = [\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_T]$  in  $X = [X_0, \dots, X_{T-1}]$ .

$$X_{t-1} = \begin{bmatrix} y_{t-1} \\ \vdots \\ y_{t-p} \end{bmatrix} \quad (26)$$

Vektorska avtoregresija je naslednja:

$$Y = AX + E \quad (27)$$

Z metodo najmanjših kvadratov ocenimo  $A$ . Za ocenjen  $\hat{A}$  se predvideva, da je konstanten in asimptotično normalno porazdeljen.

$$\hat{A} = [\hat{\alpha}_1; \dots; \hat{\alpha}_p] = YX'(XX')^{-1} \quad (28)$$

$$\sqrt{T} \text{vec}(\hat{A} - A) \xrightarrow{d} N(0, \Sigma \hat{A}) \quad (29)$$

V enačbi (29)  $\text{vec}$  predstavlja operator, ki pretvori stolpce matrike v stolpčni vektor.  $\xrightarrow{d}$  pa označuje konvergenco v distribuciji (Lütkepohl, 2004, str. 93).

$$\text{vec}(\hat{A}) = \sim N(\text{vec}(A), \Sigma \hat{A} / T) \quad (30)$$

$\sim$  predstavlja asimptotično porazdelitev. Kovariančna matrika asimptotične porazdelitve je  $\Sigma \hat{A} = \text{plim}(\frac{ZZ'}{T})^{-1} \otimes \Sigma \varepsilon$ . Iz tega sledi:

$$\text{vec}(\hat{A}) \approx N(\text{vec}(A), (ZZ')^{-1} \otimes \Sigma \varepsilon) \quad (31)$$



Za normalno porazdelitev  $I(0)$  odvisne spremenljivke  $y_t$  je cenilka metode najmanjših kvadratov enaka cenilki največji verjetnosti. Cenilka metode najmanjših kvadratov (v nadaljevanju OLS) ima tudi asimptotično porazdelitev v enačbi (30) za nestacionarne sisteme z integriranimi spremenljivkami. Če imamo kointegrirane spremenljivke, se bodo nekateri ocenjeni koeficienti ali linearne kombinacije koeficientov hitreje približevali kot pa s hitrostjo  $T^{1/2}$ . V tem primeru običajni testi, t-,  $\chi^2$ - in F-test, ne bodo verodostojni.

Kovariančna matrika  $\Sigma \varepsilon$  je lahko ocenjena z OLS cenilko  $-\hat{\varepsilon}_t = y_t - \hat{A}X_{t-1}$ . Če zapišemo z matrikami (Lütkepohl, 2004, str. 94):

$$\Sigma \hat{u} = \frac{1}{T - kp} \sum_{t=1}^T \hat{u}_t \hat{u}_t' \quad (32)$$

$$\Sigma \hat{u} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{u}_t \hat{u}_t' \quad (33)$$

Obe cenilki sta konsistentni in asimptotično normalno porazdeljeni, neodvisno od  $\hat{A}$ .

#### 4.2.2.2.2 Napovedovanje

Makroekonomske spremenljivke sem napovedovala s faktorskim modelom, ki sem ga opisala na začetku poglavja – enačba (24). Izbrane spremenljivke sem napovedovala za eno četrletje vnaprej.

$$y_{t+1}^f = \hat{\alpha}(L) \begin{bmatrix} y_t \\ f_t^{comm} \\ f_t^{cs} \end{bmatrix} \quad (34)$$

Napovedovala sem torej izbrano spremenljivko  $y$ , in sicer za eno četrletje vnaprej. Z metodo najmanjših kvadratov sem že predhodno ocenila koeficiente ( $\alpha$ ). Za napovedovanje sem uporabila pretekle vrednosti proučevane spremenljivke. Po napovedanem obdobju sem nadaljevala z drugim četrletjem.

$$y_{t+2}^f = \hat{\alpha}(L) \begin{bmatrix} y_{t+1} \\ f_{t+1}^{comm} \\ f_{t+1}^{cs} \end{bmatrix} \quad (35)$$

V enačbi (35)  $y_{t+1}$  ni ocenjena vrednost, ampak dejanska. Napovedovane vrednosti so namreč pretekle dejanske vrednosti za posamezno spremenljivko. Ko sem napovedovala obdobje  $t+2$ , nisem imela ocenjenih vrednosti za prejšnje obdobje, ampak dejanske. Napovedovanje sem nadaljevala do obdobja  $t+h$ .

$$y_{t+h}^f = \hat{\alpha}(L) \begin{bmatrix} y_{t+h-1} \\ f_{t+h-1}^{comm} \\ f_{t+h-1}^{cs} \end{bmatrix} \quad (36)$$

Zgoraj je prikazano in opisano napovedovanje s faktorskim modelom, njegove vrednosti pa sem morala primerjati z drugim napovednim modelom. Le tako sem lahko ugotovila, kakšno napovedno moč ima model z vključenimi faktorji. Primerjala sem ga z avtoregresijo, ki gnezdi v faktorskem modelu. Če iz modela izključimo skupni in specifični faktor, dobimo

avtoregresijski model. Zanimalo me je, če faktorja kot dodatna informacija izboljšujeta napovedi. Za avtoregresijo iz matrike (24) tako izključimo oba faktorja in dobimo:

$$y_{t+1} = \hat{\alpha}(L)y_t \quad (37)$$

⋮

$$y_{t+h} = \hat{\alpha}(L)y_{t+h-1} \quad (38)$$

### 4.2.3 PRIMERJAVA MODELOV

Za preverjanje učinkovitosti svojega modela sem morala napovedi primerjati z napovedmi, ki so dobljene z drugim modelom. Za primerjavo sem si izbrala navadno avtoregresijo, ki naj bi veljala za eno bolj učinkovitih metod napovedovanja.

Pri napovedovanju sem uporabila četrletne podatke BDP-ja, ki so sezonsko popravljene. Časovno obdobje je razmeroma kratko, saj sem imela na voljo le 58 četrletij. Razlog za to je uporaba obveznic, ki so izdane v evrih. Napovedi sem podajala za eno četrletje vnaprej. Kot pri večini napovedovanj, so bili tudi tukaj rezultati vezani na pretekle vrednosti, zato sem lahko pričakovala zakasnitev pri nihanjih v nasprotno smer gibanja proučevanih spremenljivk. Predvidevala sem, da se bodo velika odstopanja od dejanskih vrednosti najverjetneje pojavljala, ko bo v proučevanem četrletju negativna gospodarska rast.

#### 4.2.3.1 OCENJEVANJE USPEŠNOSTI NAPOVEDI

Kljub trudu do zdaj še niso zasnovali modela, ki bi podajal natančne napovedi za daljše obdobje. Zato se vnaprej trudimo, da bi bile razlike med ocenjenimi in dejanskimi vrednostmi čim manjše. Ko so ocene napovedi za gibanje rasti BDP-ja narejene, je treba izračunati, kako natančen je bil posamezni model. Kateri kazalnik učinkovitosti izberemo, je stvar odločitve posameznika.

Prvi del testiranja je namenjen napovedovanju posameznega modela in njegove učinkovitosti. Razlika med dejansko vrednostjo in napovedno vrednostjo je napaka napovedi, ki jo zapišemo kot (Thomas, str. 108):

$$e_t = Y_t - \tilde{Y}_t \quad (39)$$

Najpopularnejše mere napak so naslednje:

$$ME = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \varepsilon_i \quad (40)$$

Zgornja enačba (40) je povprečje napak, ki se izračuna zelo preprosto. Razlika med dejansko in napovedno vrednostjo se deli glede na število napovedi – le-ta se lahko izkaže za neprimerno, če imamo velika nihanja v časovni vrsti. Popačeno sliko dobimo, ko so v enem obdobju izrazito pozitivne razlike, v drugem pa negativne. Povprečje napak bi lahko bilo v takem primeru celo nič, kar bi dalo nepozornemu ocenjevalcu znak, da je njegov model popoln.

Prav zaradi prej omenjenih težav se le redkokdaj uporablja povprečje napak. Rešitev za nihanje časovnih vrst je, da se upošteva absolutna napaka.

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\varepsilon_i| \quad (41)$$

Povprečje absolutne napake (41) je vsota absolutne napake za posamezno časovno enoto, ki jo delimo z vsemi časovnimi obdobji.

Za posredno variabilnost časovne serije pa je primeren kvadrat povprečja napak, ki nam pove, kako dobro napovedno moč ima model. Kvadrat povprečja napak se izračuna kot povprečje kvadrata razlike med dejansko in ocenjeno vrednostjo gospodarske rasti. Nižja je vrednost MSE, boljši je model, saj nam rezultat pove, da so majhne variabilnosti v seriji.

Formula za kvadrat povprečja napak (MSE):

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=t}^T \varepsilon_i^2 \quad (42)$$

Model z najnižjim kvadratom povprečja napak je najboljši za napovedovanje posameznih spremenljivk. V primeru, da bi bil MSE enak nič, bi ta model imel popolno napovedno moč. Kvadrat povprečja napak razliko med dejanskimi in ocenjenimi vrednostmi kvadrira in s tem kaznuje večja odstopanja.

Za ugotavljanje učinkovitosti modelov pri napovedovanju makroekonomskih spremenljivk se izračuna naslednje razmerje:

$$rMSE = \frac{MSE_{fakt}}{MSE_{AR}} \quad (43)$$

Deljenec je povprečna vsota kvadrata napak modela s faktorji, medtem ko je delitelj povprečna vsota kvadratov napak osnovnega avtoregresijskega modela, ki upošteva samo pretekle vrednosti določene spremenljivke. Če je količnik višji od ena, ima višjo napovedno moč osnovni model, v primeru, da je vrednost nižja od ena, je model s faktorji boljši.

### 4.3 DOLOČANJE STRUKTURE AR IN VAR MODELOV

Ko ocenjujemo model, se moramo odločiti, kateri kriterij bomo uporabili za posamezno področje. Pri napovedovanju je treba izbrati število odlogov, ki bodo pomagali napovedovati določeno spremenljivko. Izberemo kriterij, ki je primeren za naš model, saj se nam lahko hitro zgodi, da imamo preveč odlogov, ki nam sicer izboljšajo prileganje našega modela, ampak na račun izgubljanja stopinj prostosti. Kriteriji nam tako omogočajo vpogled v pravilnost naših odločitev, ker nam povedo, ali je pametno vključiti dodaten parameter v model ali ne. Na model sem aplicirala omejitve, ki mi jih je predlagal Akaike informacijski kriterij, za odloge pa sem si izbrala Schwarz kriterij.

Splošna oblika kriterija je:

$$Cr(n) = \log \tilde{\sigma}_u^2(n) + c_T \varphi(n) \quad (44)$$

V prejšnji enačbi (45) velja:  $\tilde{\sigma}_u^2(n) = T^{-1} \sum_{t=1}^T \hat{u}_t(n)^2$  – to je napaka ocenjene variance, ki temelji na OLS ostankih  $\hat{u}_t(n)$  avtoregresijskega modela reda  $n$ .  $c_T$  je indeks zaporedja velikosti vzorca,  $\varphi(n)$  pa kaznuje avtoregresijske modele z veliko odlogi. Prvi del desne strani enačbe (45) meri prilagoditev modela reda  $n$ . Ta del se zmanjšuje, če se zvišuje red  $n$ , ker ni popravka za stopnjo svobode v oceni variance. Predvideva se, da se velikost vzorca ne spreminja in je enaka za vse rede  $n$ . Število vrednosti pred vzorcem za ocenitev je določeno s pomočjo največjega reda  $p_{max}$ . Ocenjen red  $\hat{p}$ , ki minimizira kriterij, je izbran na podlagi resničnega reda avtoregresije.  $\varphi(n)$  v enačbi (45) je red prilagoditve modela, medtem ko je  $c_T$  tehtan faktor, ki je lahko odvisen od velikosti vzorca.

#### 4.3.1 AKAIKE INFORMACIJSKI KRITERIJ

Pri ocenjevanju modela moramo izbrati model, ki najbolj pojasnjuje odvisno spremenljivko. Pri izbiri lahko naletimo na dve napaki: prva je napaka pri postavljanju modela, drugo pa lahko napravimo pri ocenjevanju parametrov. Tveganje, da napravimo napako, je vsota prej omenjenih napak (Bozdogan, 2000, str. 65).

$$AIC = \log \tilde{\sigma}_u^2(n) + \frac{2}{T} n \quad (45)$$

Zgornja enačba (45) predstavlja Akaike informacijski kriterij (v nadaljevanju AIC).  $c_T$  iz prejšnje enačbe (45) je tukaj enak  $\frac{2}{T}$ .  $T$  je število opazovanih spremenljivk v modelu,  $n$  pa so regresorji.  $\frac{2}{T} n$  kaznuje veliko število vključenih regresorjev. AIC asimptotično precenjuje red s pozitivno verjetnostjo. Če imamo na voljo dva modela, izberemo tistega, ki ima nižji AIC. Kriterij je učinkovit tako znotraj kot zunaj vzorca napovednih modelov (Gujarati, 2004, str. 537). Največja slabost AIC je, da preferira modele z več parametri, in to ne glede na velikost vzorca.

#### 4.3.2 SCHWARZ KRITERIJ

Schwarz (1978, str. 461) se je odločil, da bo vpeljal nov kriterij za izbiro omejitev, ker je za princip največje verjetnosti izbral največjo možno dimenzijo odlogov. To jo povzročilo kar nekaj preglavic ekonomistom, ki so želeli čim bolj prilagojen (angl. fit) model glede na število opazovanih spremenljivk. Schwarz kriterij se v literaturi pogosto imenuje tudi kot Bayesianski informacijski kriterij.

$$SC = -2 \ln L + p \log_e(n) \quad (46)$$

V zgornji enačbi (46)  $n$  predstavlja velikost vzorca,  $p$  število parametrov, ki jih je treba oceniti, in  $L$  največjo vrednost funkcije verjetnosti za ocenjeni model. Ob uporabi Schwarz kriterija je izbran model, ki ima nižjo vrednost kriterija, oziroma povedano drugače, model, ki ima več parametrov, je bolj kaznovan.

Ob predpostavki, da so ostanki med seboj neodvisni in se porazdeljujejo normalno, potem lahko kriterij zapišemo kot:

$$SC = n \cdot \ln(\hat{\sigma}^2) + p \cdot \ln(n) \quad (47)$$

$\hat{\sigma}^2$  je ocenjena varianca napake in je definirana kot vsota kvadriranih razlik opazovanih spremenljivk in njihovega povprečja, deljeno z velikostjo vzorca. Prvi del desne strani enačbe (47) meri prilagoditev modela s pomočjo ocenjene variance napak. Ta se povečuje z dodajanjem pojasnjevalnih spremenljivk. Da jih v model ne bi vključili preveč, poskrbi drugi del enačbe (47) s kaznovanjem vsake novo dodane spremenljivke oziroma odlogov.

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \quad (48)$$

#### 4.4 DOLOČANJE OMEJITEV PARAMETROV NAPOVEDNIH MODELOV

Ko je model zasnovan, moramo preveriti, če so parametri tudi statistično značilni. Če niso, ne pripomorejo k boljšim napovedim in jih zato tudi izločimo. Prvi opisani pristop bo t-statistika, katere glavna ideja je zavrnitev ali sprejetje ničelne hipoteze glede na rezultat testa, ki temelji na izbrani bazi podatkov (Gujarati, 2004, str. 129).

$$t = \frac{\tilde{\beta}_2 - \beta_2}{se(\tilde{\beta}_2)} \quad (49)$$

V imenovalcu enačbe (49) je standardna napaka ocenjenega parametra, v števcu pa razlika med ocenjenim in dejanskim parametrom. Ničelna hipoteza je v mojem primeru naslednja:  $H_0: \beta_2 = 0$ . Višja kot je vrednost t-testa, lažje zavrnemo ničelno hipotezo in s tem potrdimo vpliv na spremenljivko. Verjetnost (v nadaljevanju  $p$ ) pa nam pove, da je dejanska beta enaka nič. Povezava med t-statistiko in  $p$  vrednostjo pa je naslednja: višje t vrednosti zmanjšujejo verjetnost, da je beta enaka nič (Alexander, 2008, str. 22).

Z Waldovim testom lahko testiramo značilnost posamezne pojasnjevalne spremenljivke v modelu. Parametre, povezane s prej omenjenimi spremenljivkami, testiramo z Waldovim testom, ta pa nam pove, ali so statistično značilni. Če je temu tako, parametre vključimo v model, saj le-ti niso enaki nič. V primeru, da parametri niso statistično značilni, jih iz modela izključimo (Kleinbaum, Klein, Rihl & Pryor, 2010, str. 38).

Waldov test se izračuna tako, da delimo kvadrirano razliko med proučevanim ocenjenim koeficientom in predlaganim koeficientom s standardno napako.

$$Wald = \frac{(\tilde{\beta} - \beta_0)^2}{var(\tilde{\beta})} \quad (50)$$

Problem Waldovega testa je, da se slabše odreže pri manjših vzorcih. Zato v mojem primeru ne bi bil najboljša izbira.

Program jMulti ima možnost apliciranja omejitev na posamezne spremenljivke v modelu, ki jih izključi iz modela glede na t vrednosti. Izključene spremenljivke ne pripomorejo k

pojasnjevanju proučevane spremenljivke, zato jo program s pomočjo določenega kriterija odstrani (Bruggemann & Lutkepohl, 2000, str. 4).

$$y_t = \theta_1 x_{1t} + \dots + \theta_N x_{Nt} + u_t, t = 1 \dots T \quad (51)$$

$x_{nt}$  v zgornji enačbi (51) predstavljajo eksogene in deterministične spremenljivke kot tudi endogene spremenljivke z odlogi. S spodnjim kriterijem (52) dobimo najboljšo kombinacijo spremenljivk za naš model.

$$CR(i_1 \dots i_n) = \log \left( \frac{SSE(i_1 \dots i_n)}{T} \right) + c_T n/T \quad (52)$$

$SSE(i_1 \dots i_n)$  (52) predstavlja vsoto kvadratov napak, pridobljenih z vključevanjem  $x_{i1t} \dots x_{int}$  in regresijo modela (52).  $c_T$  pa je določen glede na kriterij, ki ga izberemo (Lutkepohl, Kratzig & Boreiko, 2006, str. 7).

$$c_T = \begin{cases} 2 & AIC \\ 2 \log \log T & HQ \\ \log T & SC \end{cases}$$

Kratice AIC, HQ in SC predstavljajo naslednje kriterije: AIC je Akaike informacijski kriterij, HQ je Hannan-Quinnov kriterij, zadnji kriterij pa je Schwarz kriterij.

Ko izberemo kriterij, nam program z zaporednim izločanjem algoritmov preverja, ali omejitve odvisne spremenljivke izboljšuje vrednost določenega kriterija. Preverjanje se začne pri zadnji spremenljivki, ki nam jo izloči iz modela, če ugotovi, da nam le-ta znižuje kriterij. Postopek se nato ponavlja, dokler ne preveri vseh pojasnjevalnih spremenljivk.

Napaka pri napovedovanju je odvisna od ostanka napak ali pa slabo ocenjenih parametrov. Napaka napovedi, označimo jo z  $u_t$ , je nepristranska, kar pomeni, da je pričakovana vrednost enaka nič. To temelji na predpostavki, da je napaka nekoreliran beli šum in neodvisna skozi čas (Lütkepohl, 2004, str. 71). Zavedati se moramo, da med napakama obstaja kompromis (angl. trade off), da s povečevanjem opisnih cenilk zmanjšujemo  $u_t$  in obratno, pri večji napovedni napaki je vključenih manj opisnih cenilk.

$$y_{T+h|T} = \alpha_1 y_{T+h-1|T} + \dots + \alpha_p y_{T+h-p|T} \quad (53)$$

Napaka pri napovedovanju iz prejšnje enačbe (53) je:

$$y_{T+1} - y_{T+1|T} = u_{T+1} \quad (54)$$

$$y_{T+2} - y_{T+2|T} = u_{T+2} + \theta_1 u_{T+1} \quad (55)$$

⋮

Poleg napak napovedi se lahko uštejemo še pri ocenjevanju parametrov. Ko postavljamo model, ne poznamo natančnih vrednosti vseh parametrov, zato jih je treba oceniti. Takrat lahko pride do napak, ki vodijo k slabšim napovedim.

$$\hat{y}_{T+h|T} = \hat{\alpha}_1 \hat{y}_{T+h-1|T} + \dots + \hat{\alpha}_p \hat{y}_{T+h-p|T} \quad (56)$$

Napaka pri napovedovanju je sestavljena iz prihodnjih ostankov in sedanjih ter preteklih vrednosti; za oceno so bile uporabljene samo pretekle vrednosti. Če je  $u_t$  neodvisen beli šum, potem sta oba dela enačb neodvisna med seboj. Pod normalnimi pogoji bi morala biti razlika med dejansko in ocenjeno vrednostjo vedno manjša z večanjem vzorca.

$$y_{T+h} - \hat{y}_{T+h|T} = [y_{T+h} - y_{T+h|T}] + [y_{T+h|T} - \hat{y}_{T+h|T}] \quad (57)$$

Pri velikih vzorcih napake pri oceni parametrov lahko zanemarimo, pri majhnih vzorcih pa je priporočljivo, da uporabimo korekcijo. V tem primeru bo natančnost napovedovanja odvisna od dobro ocenjenih parametrov (Lütkepohl, 2004, str. 72).

## 5 PODATKI

V tem poglavju sledi opis spremenljivk, ki so uporabljene v mojem modelu. Za analizo sem potrebovala spremenljivke za deset držav, ki imajo za svojo valuto evro. Uporabila sem donosnosti državnih obveznic, BDP, zasebno potrošnjo, državne investicije in indeks industrije.

### 5.1 DONOSNOSTI OBVEZNIC

Donosi so pridobljeni iz baze Datastream, ki je največja finančna statistična baza na svetu. Uporabljeni so povprečni mesečni donosi državnih obveznic z različnimi ročnostmi. Časovna vrsta je pri vseh državah enaka in traja od januarja 1996 do decembra 2010. V teh podatkih je zajeta tudi zdajšnja gospodarska kriza. Ker na trgu niso vsak dan na voljo podatki za obveznico z različno dospelostjo, se te donosnosti interpolirajo s polinomoma tretjega in petega reda.

Za Avstrijo sem uporabila deset različnih obveznic, ki trajajo od enega pa do deset let. Enako število obveznic sem pridobila tudi pri Belgiji in Finski. Francija ima poleg desetih prej omenjenih obveznic še vrednostne papirje z ročnostjo dvanajst, petnajst, dvajset in petindvajset let. Pri Nemčiji in Italiji imamo zopet deset državnih obveznic od enega pa do deset let. Irska ima poleg slednjih še dvanajst- in petnajstletno ročnost. Pri Nizozemski, Portugalski in Španiji sem prav tako uporabila deset njihovih vrednostnih papirjev.

Tabela 1: Ročnost uporabljenih obveznic

Leta	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	12	15	20	25
Avstrija	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x				
Belgija	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x				
Finska	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x				
Francija	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Nemčija	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x				
Irska	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x		
Italija	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x				
Nizozemska	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x				
Portugalska	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x				
Španija	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x				

## 5.2 BRUTO DOMAČI PROIZVOD

Podatke za naslednjo spremenljivko sem pridobila v statistični bazi Eurostat, ki vsebuje veliko podatkov o članicah Evropske unije. BDP je izračunan po stalnih cenah in prikazan v milijonih valute evro. Podatki so sezonsko popravljani in prilagojeni delovnim dnevom.

Za Avstrijo, Belgijo, Finsko, Francijo, Nemčijo, Italijo, Nizozemsko, Portugalsko in Španijo so uporabljeni četrtletni podatki, in sicer od leta 1996 do 2010, ki ima samo prva tri četrtletja. Pri Irski so na voljo podatki od leta 1997 naprej.

## 5.3 ZASEBNA POTROŠNJA

Tudi podatke za zasebno potrošnjo sem pridobila v statistični bazi Eurostat. Izračunana je končna potrošnja gospodinjstev, ki je izražena v milijonih evrov. Podatki so zopet sezonsko popravljani in prilagojeni glede na število delovnih dni.

Časovni okvir zasebne potrošnje je zopet od leta 1996 do leta 2010, razen za Irsko, saj ima na voljo podatke od leta 1997 naprej. Tako kot pri BDP-ju, so tudi tukaj uporabljeni četrtletni podatki. V zadnjem letu so zajeta samo prva tri četrtletja.

## 5.4 INVESTICIJE

Podatki za investicije so pridobljeni s statistične baze Eurostat. Tudi to spremenljivko so sezonsko popravili in jo prilagodili na delovne dni. Izražena je v milijonih evrov in je razdeljena na četrtletja. Avstrija, Belgija, Finska, Francija, Nemčija, Italija, Nizozemska, Portugalska in Španija so objavile podatke od leta 1996 naprej. Pri Irski pa so na voljo vrednosti investicij od leta 1997 naprej. Zadnje četrtletje, ki vsebuje informacije o investicijah, je tretje četrtletje leta 2010.



## 5.5 INDUSTRIJA

Industrijski indeksi s statistične baze Eurostat so mesečni podatki, ki so sezonsko prilagojeni. Osnova za indeks je leto 2005, torej je 2005 = 100. Na voljo so bili mesečni podatki od leta 1996 pa do novembra leta 2010. Za vse proučevane države, razen Irske, so bili podatki o industriji na voljo za celotno časovno obdobje. Pri Irski manjkata oktobrski in novembrski indeks za leto 2010.

## 6 TESTIRANJE NAPOVEDNE SPOSOBNOSTI

V tem poglavju prikazujem rezultate, ki sem jih pridobila z Grangerjevim testom vzročnosti. Kot sem že omenila v četrtem poglavju, ta test preverja, če ena časovna vrsta vpliva na drugo. Namen testov je bil dokazati, da skupni oziroma specifični faktorji vplivajo na različne makroekonomske spremenljivke. Ker je to močno integrirano območje, saj imajo proučevane države enako valuto, skupen trg, neoviran pretok delovne sile in kapitala, sem pričakovala, da bodo imeli na odvisne spremenljivke velik vpliv skupni faktorji.

### 6.1 BRUTO DOMAČI PROIZVOD

Tabela 2: Grangerjevi testi BDP-ja za skupne *in specifične* faktorje

Skupni faktorji	AVS	BEL	FIN	FRA	NEM	IRE	ITA	NIZ	POR	ŠPA
F	0,20	3,59	4,17	4,19	3,61	3,77	4,17	3,84	2,87	0,53
c_v	4,03	2,78	2,14	2,78	3,17	2,42	2,78	3,17	4,02	4,04
Specifični faktorji										
F	4,91	5,45	2,87	3,63	0,27	4,36	5,47	4,75	1,23	3,42
c_v	2,01	4,02	3,17	3,17	4,02	2,17	3,17	3,17	4,02	2,17

S testi sem skušala ugotoviti, ali faktorja napovedujeta BDP. Faktor je statistično značilen, če je njegova F vrednost višja od kritične, ki ima v tabeli 2 oznako c\_v. Grangerjev test, ki ima največje število odlogov postavljeno na dvanajst, je pokazal, da ima specifični faktor velik vpliv na avstrijski BDP. Avstrija je izvozna država, saj ji izvoz glede na BDP konstantno narašča od leta 1996, zato preseneča, da ni odvisna od skupnega faktorja. Na belgijski BDP imata vpliv tako skupni kot specifični faktor. Belgija je izrazito izvozna država; od leta 1997 je njen izvoz dosegel 70 % BDP in nato še naraščal. Padec je zaznati leta 2009 zaradi gospodarske krize. Pri Finski je Grangerjev test pokazal, da je korelacija med skupnim faktorjem in njenim BDP-jem. Nemško gospodarstvo je zelo veliko, zato je tudi vodilni kazalnik v tem geografskem področju. Skupni faktor je komajda statistično značilen, medtem ko specifični ni. Pri Irski je bilo pričakovati, da bo odvisna od skupnega faktorja, saj je bila od vstopa v Evropsko unijo pravi raj za vlagatelje. Tako Španija kot Portugalska nimata korelacije med skupnim faktorjem in BDP-jem. Italija in Nizozemska sta državi, pri kateri je Grangerjev test potrdil statistično značilnost faktorja.

Ker so države Evropske unije zelo povezane med seboj, lahko pričakujemo, da specifični faktorji ne bodo imeli pojasnjevalne moči za BDP. Kot lahko razberemo iz zgornje tabele, temu ni tako. Finska, Nemčija in Portugalska imajo vrednosti F-testa nižje od kritičnih, kar

pomeni, da faktorji, specifični za posamezno državo, ne napovedujejo njihovih BDP-jev. Zanimivo je, da je toliko gospodarstev, na katere vpliva specifični faktor. Očitno specifični faktorji vsebujejo verodostojne informacije, ki odražajo finančno tveganje, specifično za neko državo. Med ta gospodarstva spadajo Avstrija, Belgija, Francija, Irska, Italija, Nizozemska in Španija.

## 6.2 ZASEBNA POTROŠNJA

Tabela 3: Grangerjevi testi zasebne potrošnje za skupne in specifične faktorje

Skupni faktorji	AVS	BEL	FIN	FRA	NEM	IRE	ITA	NIZ	POR	ŠPA
F	4,26	4,30	0,12	4,17	0,90	5,73	2,28	3,87	5,77	0,01
c_v	4,02	2,55	4,02	2,02	4,02	2,08	4,03	4,02	1,99	4,02
Specifični faktorji										
F	3,83	6,76	0,23	5,17	0,16	5,54	4,23	4,53	2,70	1,82
c_v	4,02	3,17	4,02	2,02	4,02	2,08	2,11	2,78	3,17	4,02

Grangerjevi testi so pokazali, da skupni faktorji nimajo vpliva na Finskem, v Nemčiji, v Italiji, na Nizozemskem in v Španiji, saj so kritične vrednosti, izračunane z največ dvanajstimi odlogi, višje kot pa vrednosti F-testa. Skupni faktor napoveduje zasebno potrošnjo v Avstriji, v Belgiji, v Franciji, na Irskem in na Portugalskem. Za skupek teh držav lahko trdimo, da so med seboj povezane, in se zato tudi pričakuje vpliv skupnega faktorja. Čeprav je zasebna potrošnja izrazito odvisna od domačega gospodarstva, ne more presenečati vpliv skupnih faktorjev.

V polovici držav ima specifični faktor vpliv. To dejstvo preseneča, saj ima le-ta visoko nagnjenost k trošenju na domačem trgu (angl. home bias). Zanimivo je, da potrošnje na Finskem, Nemčiji in Španiji, ne napoveduje ne skupni ne specifični faktor. Znano je, da investitorji raje kupujejo domače vrednostne papirje, saj načeloma bolje poznajo razmere na trgu. Če z modelom napovedujem makroekonomske spremenljivke z donosi državnih obveznic, potem lahko trdim, da je tudi to eden izmed razlogov za korelacijo med zasebno potrošnjo in specifičnim faktorjem.

## 6.3 INVESTCIJE

Skupni faktor ne vpliva na državne investicije v naslednjih državah: na Finskem, na Irskem, v Italiji in na Portugalskem. Kritične vrednosti pri prej naštetih državah presegajo vrednosti F-testa. Pri Avstriji, Belgiji, Franciji, Nemčiji, Nizozemski in Španiji pa slednje presegajo kritične vrednosti, kar pomeni, da ima skupni faktor vpliv na investicije. Za investicije se poleg osnovnih sredstev upoštevajo še izboljšave in urejanje okolja, nakup strojev, gradnja cest in železnic ter izgradnja šol, bolnic, industrijskih in zasebnih stanovanj (Trading Economics, 2011). Po tej definiciji skupni faktorji načeloma ne bi smeli imeti velikega vpliva na investicije.

Tabela 4: Grangerjevi testi državnih investicij za skupne in specifične faktorje

Skupni faktorji	AVS	BEL	FIN	FRA	NEM	IRE	ITA	NIZ	POR	ŠPA
F	7,01	7,01	2,48	3,88	3,62	0,57	0,32	11,06	0,56	16,34
c_v	2,43	2,43	4,03	2,00	3,17	4,04	4,02	2,06	4,02	2,06
Specifični faktorji										
F	3,30	0,12	7,02	5,17	1,01	6,70	0,21	16,45	2,57	24,99
c_v	2,43	4,02	2,80	2,00	4,02	2,02	4,02	2,06	3,18	2,06

Za skoraj dve tretjini držav velja, da specifični faktorji napovedujejo državno investicijo. Izjema so Belgija, Nemčija, Italija in Portugalska. Pri tretji in četrti državi lahko vidimo, da nobeden izmed faktorjev ne napoveduje investicij. Pri preostalih pa F-test presega kritične vrednosti, zato lahko govorimo o vplivu. Ta podatek ne preseneča, saj so državne investicije najbolj odvisne od razmer znotraj posamezne države.

## 6.4 INDUSTRIJA

Tabela 5: Grangerjevi testi industrije za skupne in specifične faktorje

Skupni faktorji	AVS	BEL	FIN	FRA	NEM	IRE	ITA	NIZ	POR	ŠPA
F	0,69	5,26	3,94	4,49	6,68	1,09	0,29	5,72	7,89	1,61
c_v	3,89	2,27	2,66	2,27	2,27	3,90	3,90	2,27	2,42	3,90
Specifični faktorji										
F	0,15	0,73	1,30	1,25	0,68	5,05	2,05	3,74	2,82	5,94
c_v	3,89	3,90	3,90	3,90	3,90	3,90	3,90	3,05	3,90	2,27

Pri napovedovanju industrije sem si želela, da bi rezultati pokazali vpliv specifičnih faktorjev in ne skupnega. Vpliv skupnega faktorja na industrijo pomeni odvisnost panoge od industrijske volatilitnosti drugih držav. Vendar pa iz rezultatov v zgornji tabeli vidimo, da temu ni tako. Več kot polovica držav ima vrednosti višje od kritičnih, kar potrjuje vpliv skupnega faktorja. Med njimi so Belgija, Finska, Francija, Nemčija, Nizozemska in Portugalska. Po Grangerjevih testih skupni faktor nima vpliva na industrijo v Avstriji, na Irskem, v Italiji in v Španiji.

Prav pri industriji je najmanj držav preseglo kritične vrednosti – specifični faktor nima vpliva na makroekonomske spremenljivke. Le tri države imajo vrednosti F-testa dovolj visoke, in to so Irska, Nizozemska ter Španija. Vrednosti testa presenečajo, saj vemo, da je industrija izredno nekorelirana s tujino. Zaradi tega preseneča dejstvo, da skoraj nobena država nima statistično značilnega specifičnega faktorja.

## 7 TESTIRANJE NATANČNOSTI NAPOVEDOVANJA SPREMENLJIVK

Namen magistrskega dela je preveriti napovedno moč obrestnih mer posameznih držav na makroekonomske spremenljivke. Skušala sem dokazati, da faktorji, pridobljeni z dinamičnim faktorskim modelom, pripomorejo k boljšemu napovedovanju BDP-ja. Zato sem najprej

izračunala vrednosti napak v avtoregresijskem modelu in nato v modelu, ki vključuje faktorje. S primerjavo povprečja vsote kvadrata napak sem lahko prikazala, kateri model je učinkovitejši.

## 7.1 PRIMERJAVA MODELOV ZA BDP

S programom jMulti sem izračunala napovedi z obema modeloma. Začetna časovna serija gospodarske rasti je od drugega četrtertletja leta 1996 do drugega četrtertletja leta 2006. Z njo sem napovedala gospodarsko rast za obdobje tretjega četrtertletja leta 2006. To napoved sem odštela od prave vrednosti in jo kvadirala, da sem dobila kvadrate napak. Nato sem začetni časovni seriji priključila še eno četrtertletje, tako da velja: od leta 1996 Q2 do leta 2006 Q3, kjer Q predstavlja četrtertletje. To sem ponavljala vse do drugega četrtertletja leta 2010. Koliko odlogov sem uporabila za posamezni model, sem izbrala po Akaike kriteriju, ki meri, kako dobro je prilagodljiv statistični model.

Tabela 6: Rezultati napovedne moči za BDP

	Avto-regresija	Faktorski model	rMSE
AVS	0,19	0,50	2,61
BEL	0,62	0,60	0,96
FIN	4,80	4,89	1,02
FRA	0,39	0,35	0,89
NEM	1,97	1,70	0,87
IRE	9,15	10,81	1,18
ITA	0,77	0,69	0,90
NIZ	0,63	0,66	1,04
POR	0,83	1,07	1,29
ŠPA	0,15	0,23	1,55

V zgornji tabeli so zbrani pridobljeni rezultati z avtoregresijo in faktorskim modelom. Če je kvadrat povprečja napak modela s faktorji nižji kot pri avtoregresiji, se je prvi model bolje izkazal, saj je imel natančnejše napovedi glede na dejanske vrednosti. Za potrditev uspešno zastavljenega modela mora bit razmerje med kvadratom povprečja napak manjše od ena.

Pri Avstriji se je model s faktorjema pri napovedovanju rasti BDP-ja izkazal slabše kot pa avtoregresija. V zadnjem modelu je bilo uporabljenih šest odlogov po Schwarz kriteriju, apliciranih pa ni bilo nobenih omejitev. Ko sem vključila še skupni in specifični faktor, mi je Schwarz kriterij predlagal samo en odlog. Tudi v tem modelu niso bile uporabljene omejitve. Iz rezultatov lahko vidimo, da sta bila oba modela dokaj natančna. Največjo napako sta napravila pri napovedovanju zadnjega četrtertletja leta 2008, ko sta podcenila padeč gospodarske rasti.

Za belgijsko avtoregresijo in faktorski model Schwarz kriterij predlaga en odlog in nič omejitev pri avtoregresijskem napovedovanju proučevane spremenljivke. Faktorski model ima aplicirano omejitev na skupnem faktorju. Napovedi, pridobljene z avtoregresijo, imajo

kvadrat povprečja napak enak 0,62 oziroma 0,6 za faktorski model. To pomeni, da se je pri napovedi gospodarskega gibanja bolje odrezal model z vključenima faktorjema. Tako kot pri Avstriji, sta se modela pri svojih napovedih najbolj uštelata v četrtem četrtletju leta 2008.

Napovedna moč avtoregresijske enačbe je za odtenek višja kot pa pri faktorskem modelu, saj slednji doseže višji kvadrat povprečja napak kot pa model brez specifičnega in skupnega faktorja. Pri odlogih se enačbi ne razlikujeta, ker kriterij za oba modela predvideva enega. Razlika pa je pri omejitvah, saj za model z vključenimi faktorji Akaike informacijski kriterij svetuje omejitev na skupnem faktorju, pri preostalem modelu pa nobenega. Napovedi so bile pri obeh modelih dokaj nenatančne, saj sta povprečji kvadrata napak visoki. V prvem četrtletju leta 2009 se je gospodarstvo Finske skrčilo za šest odstotkov, oba modela pa sta napovedala rahlo rast.

Kvadrat povprečja napak za avtoregresijo francoske rasti BDP-ja je 0,39. Rezultati napovedi so pridobljeni s pomočjo avtoregresije z odlogom. Tako kot poprej, tudi v tem primeru informacijski kriterij ni predlagal omejitev. Če pri avtoregresiji ni priporočenih omejitev, temu ni tako pri modelu z obema faktorjema, saj je omejitev aplicirana na skupnega. Kvadrat povprečja napak v tem primeru znaša 0,35 in je nižji kot pri avtoregresiji, torej se je faktorski model v primeru Francije bolje izkazal kot v primeru Finske.

Pri izračunih napovedi nemške gospodarske rasti je zopet apliciran en odlog in nič omejitev. Kvadrat povprečja napak v tem primeru znaša 1,97 in je višji kot pri modelu, kjer sta uporabljena oba faktorja, saj slednji znaša 1,7. V primeru, da vključimo tako skupni kot specifični faktor, nam program jMulti s pomočjo Schwarz kriterija prav tako predlaga en odlog, Akaike informacijski kriterij pa izloči specifični faktor iz enačbe. Dokaj velika odstopanja napovedi od dejanskih vrednosti so pri prej omenjenih obdobjih – zadnje četrtletje leta 2008 in prvo četrtletje 2009.

Pri napovedovanju irske rasti BDP-ja sem imela na razpolago krajšo časovno vrsto kot pri ostalih državah, saj je le-ta krajša za eno leto. Pri Irski ni presenečenj glede odlogov, saj Schwarz za oba modela predlaga odlog. Avtoregresija z irskimi podatki dosega zelo slabe napovedi, njen kvadrat povprečnih napak znaša 9,15. Slaba novica je, da ima faktorski model še slabši rezultat, in sicer 10,81. Akaike informacijski kriterij ne priporoča nobenih omejitev. Razmerje napak med modeloma znaša 1,18.

Napovedi za gospodarsko rast so pri Italiji natančnejše, ko sta vključena oba faktorja. Avtoregresija z apliciranim odlogom in z omejitvijo na konstanti ima vrednost povprečja kvadrata napak 0,77, kar je več kot pa pri modelu s faktorjem, ki ima povprečje enako 0,69. Pri zadnjem modelu je uporabljen en odlog in omejitev na skupnem faktorju. Za italijansko gospodarsko rast imata oba modela kar nekaj zelo natančnih napovedi, saj je odstopanje zanemarljivo.

Tudi pri Nizozemski ni večjih sprememb glede kriterijev. Za avtoregresijo Schwarz kriterij priporoča en odlog, medtem ko Akaike informacijski kriterij ne predlaga nobene omejitve na posamezne spremenljivke v enačbi. Za model, ki za napovedovanje uporablja oba faktorja, Akaike informacijski kriterij ni izločil nobenega faktorja iz enačbe. Nizozemska gospodarsko

rast, napovedana z enim odlogom, ima vrednost povprečja kvadrata napak 0,66, ki je višja kot pa rezultat avtoregresije.

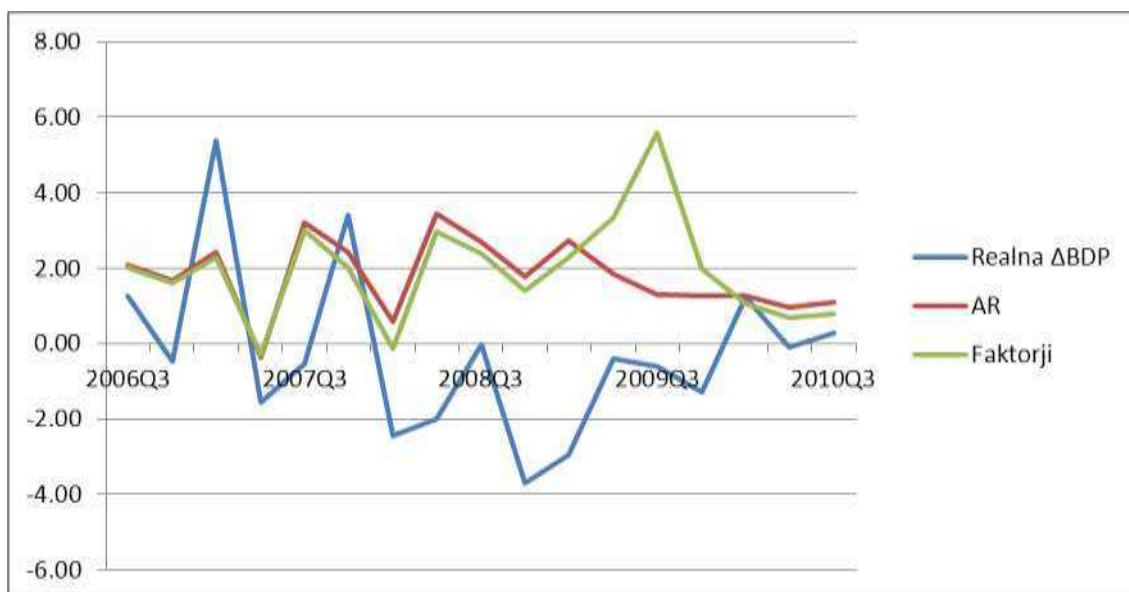
Faktorski model se v primeru Portugalske izkaže za manj učinkovitega kot pa avtoregresija, saj je razmerje med kvadratom povprečja napak večje od ena. Drugi ima boljšo napovedno moč, ker je kvadrat povprečja napak enak 0,83 in je nižji od avtoregresijskega količnika, ki je 1,07. Schwarz kriterij za avtoregresijo predlaga odloga. Pri napovedovanju za model niso bile aplicirane nobene omejitve. Ko sem modelu dodala še oba faktorja, je Schwarz kriterij izbral dva odloga. Zgodba z omejitvami pa je enaka kot pri prejšnjem primeru, saj Akaike informacijski kriterij ni predlagal omejitev.

Pri napovedovanju gospodarske rasti Španije se povprečji kvadrata napak najbolj razlikujeta, saj le-ta znaša 1,55. Na enačbo avtoregresije je apliciranih kar pet odlogov in omejitev na konstanto, kar je predlagal Akaike informacijski kriterij. Pri modelu z vključenima faktorjema je Schwarz kriterij predlagal samo en odlog. Faktorski model brez omejitev ima povprečje kvadrata napak enako 0,23, kar pomeni, da je bil model dokaj natančen pri svojih napovedih, vendar se je avtoregresijski model še bolje odrezal, saj je imel vrednost kazalnika samo 0,15.

### 7.1.1 Grafična primerjava rezultatov

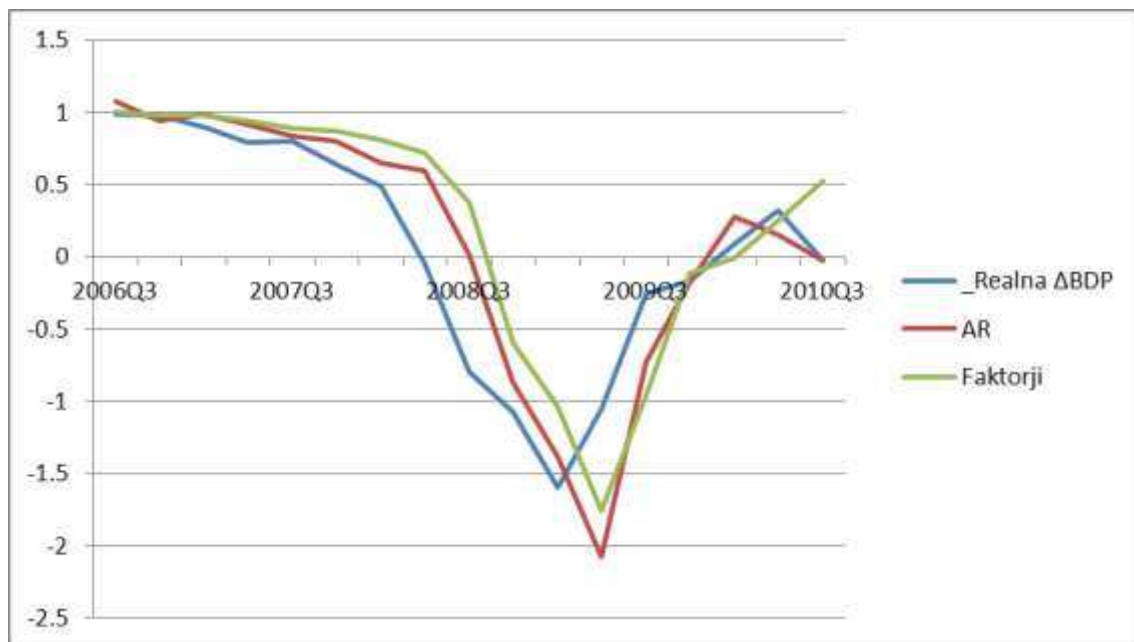
Iz spodnjih dveh grafov lahko vidimo, da oba modela z zamikom napovedujeta recesijo. To ne preseneča, ker oba temeljita na preteklih podatkih in ju zato nič ne opozori na ohlajanje gospodarstva. Pri napovedi irske gospodarske rasti sta oba modela na začetku dokaj pesimistična, saj so njune napovedi skoraj vedno pod dejanskimi. Kasneje pa se trend obrne in sta napovedna modela vedno nad dejansko premico. Nobeden od njiju ne napoveduje tako hudega padca v gospodarstvu, kot je dejansko bil. Faktorski model konec leta 2009 celo napoveduje visoko gospodarsko rast, v resnici pa je zaznati padec.

Slika 9: Ocenjena in realna gospodarska rast Irske



Pri napovedovanju španske gospodarske rasti sta imela modela najslabše razmerje kvadrata povprečja napak, vendar sta bili povprečni kvadrata napak najnižji med državami. Zelena črta, ki prikazuje model z vključenima faktorjema, je skoraj enaka dejanski krivulji gospodarske rasti. Gibanje ocenjene gospodarske rasti je zelo dober približek dejanskemu stanju v gospodarstvu. Avtoregresija se bolje odreže pri svojih napovedih, ker ima nižje povprečje kvadrata napak. Če zanemarimo zamik, ki je posledica napovedovanja s preteklimi podatki, je krivulja enaka modri črti. Avtoregresija napove hujši padec, kot je dejansko bil, vendar pa neverjetno natančno oceni ohlajanje gospodarstva v letu 2010.

Slika 10: Ocenjena in realna gospodarska rast Španije



## 7.2 ZASEBNA POTROŠNJA

Grangerjevi testi so za zasebno potrošnjo pokazali, da so skupni in specifični faktorji značilni za polovico izbranih držav. Tudi zasebna potrošnja se tako kot pri BDP-ju napoveduje za eno četrletje vnaprej, s prvo napovedjo za drugo četrletje leta 2006. Zadnja napoved zasebne potrošnje je bila za tretje četrletje leta 2010. V spodnji tabeli so rezultati kvadrata povprečja napak za avtoregresijo in model z vključenima faktorjema.

Tabela 7: Rezultati napovedne moči za zasebno potrošnjo

	Avto-regresija	Faktorski model	rMSE
AVS	0,09	0,03	1,17
BEL	0,15	0,14	0,96
FIN	1,63	1,65	1,01
FRA	0,17	0,19	1,16
NEM	0,59	0,60	1,02
IRE	2,53	7,63	3,01
ITA	0,49	0,48	0,97
NIZ	0,69	0,64	0,93
POR	0,76	0,76	0,99
SPA	0,99	1,05	106

Pri zasebni potrošnji je model z vključenima faktorjema enako uspešen kot pri napovedovanju BDP-ja. Model se je slabše izkazal pri šestih državah, toda pri Finski in Nemčiji je bil za las slabši od avtoregresije. Skupni faktor ni bil statistično značilen po Grangerjevih testih pri štirih državah, in sicer poleg Finske še za Nemčijo, Nizozemsko, Italijo ter Španijo. Pri specifičnih faktorjih pa je test pokazal, da nimajo vpliva na avstrijsko, finsko, nemško, portugalsko in špansko zasebno potrošnjo.

Tabela 8: Število apliciranih odlogov za zasebno potrošnjo

	Avto-regresija	Faktorski model
AVS	1	1
BEL	1	1
FIN	1	1
FRA	1	1
NEM	1	1
IRE	3	1
ITA	1	1
NIZ	1	1
POR	1	1
SPA	1	1

Iz tabele 8 lahko razberemo, koliko odlogov je bilo apliciranih pri posamezni državi in za posamezen model. Za avstrijsko zasebno potrošnjo je bil pri obeh modelih predlagan odlog in nobenih omejitev. Model z dvema faktorjema je bil pri napovedovanju malenkost slabši, ker



je dosegel rezultat 0,33. Razmerje med povprečjem kvadratov napak je večje od ena, natančneje 1,17, kar pomeni, da je imela avtoregresija boljše napovedi.

Pri belgijskih napovedih zasebne potrošnje se zgodba obrne, saj je bil tukaj učinkovitejši faktorski model. Grangerjev test je pokazal, da sta oba faktorja značilna, zato je bil rezultat pričakovan. Razmerje med povprečjema kvadratov napak je bilo enako 0,96. Program je za avtoregresijo in faktorski model predvideval odlog ter nobenih omejitev.

Finska je naslednja država, za katero sem napovedovala zasebno potrošnjo. Napovedi izračunane z modelom, ki vključuje tako skupni kot specifični faktor, so bile za las slabše od avtoregresije. Pri obeh modelih je bil upoštevan en odlog. Akaike informacijski kriterij ni predlagal nobenih omejitev pri nobenem modelu. Čeprav sta povprečji kvadrata napak dokaj blizu, je to država, za katero so bile napovedi med slabšimi.

Zasebna potrošnja Francije ima količnik 1,16, kar pomeni, da je bil faktorski model slabši od avtoregresije pri napovedovanju makroekonomske spremenljivke. Grangerjevi testi so prikazali, da je tako skupni kot specifični faktor statistično značilen za francosko potrošnjo. Povprečji kvadrata napak za faktorski model sta med najnižjimi v skupini.

Nemčija spada v skupino držav, za katero so bile za odtenek boljše napovedi zasebne potrošnje izračunane s pomočjo avtoregresije. Pri obeh napovednih modelih je bil predlagan en odlog, Akaike informacijski kriterij pa ni izločil nobenega člana iz enačbe. Količnik povprečja kvadrata napak je enak 1,02, kar pomeni, da je faktorski model slabši pri napovedovanju nemške zasebne potrošnje od avtoregresije.

Časovna vrsta podatkov za irsko zasebno potrošnjo se ne začne leta 1996, tako kot pri ostalih devetih državah, ampak leto kasneje. Za to državo velja, da ima najvišji količnik kvadrata povprečja napak. To pomeni, da je med avtoregresijo in faktorskim modelom največja razlika med napovedmi. V prvem modelu je na treh odlogih predlagana omejitev, da se ne upošteva zasebna potrošnja  $t - 1$  in konstanta. Za faktorski model pa Akaike informacijski kriterij ni predlagal nobenih omejitev. Povprečje kvadrata napak za faktorski model je 7,63 in je najvišji pri napovedovanju zasebne potrošnje.

Pri italijanski zasebni potrošnji je bil faktorski model pri napovedih natančnejši. Z enim odlogom in brez omejitev je napovedal zasebno potrošnjo bolje kot pa avtoregresija z enim odlogom in omejitvijo na prvem odlogu. Zanimivo je, da je Akaike informacijski kriterij predlagal, da se zasebna potrošnja napoveduje samo s konstanto. Napake niso bile velike, saj je avtoregresijsko povprečje kvadratov napak enako 0,49.

Nizozemska je država, za katero je Granger pri zasebni potrošnji zavrnil skupni faktor, Akaike informacijski kriterij pa nam izloči specifični faktor. Vendar pa je model s faktorjema vseeno podal boljše napovedi. Povprečje kvadrata napak avtoregresije z enim odlogom je bilo višje od faktorskega modela, ki je prav tako imel apliciran odlog. Prvi je imel povprečje enako 0,69, drugi pa 0,64.

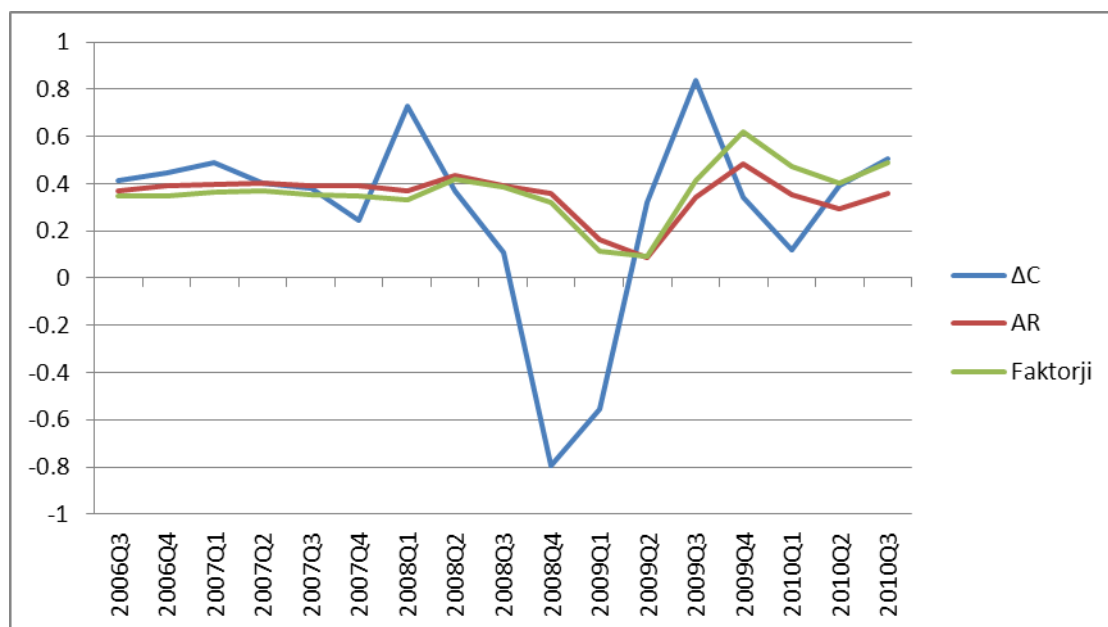
Schwarz kriterij je za avtoregresijo portugalske zasebne potrošnje predlagal odlog. Enako število je bilo primerno tudi za faktorski model. Tudi v tem primeru so bile napovedi boljše s faktorskim modelom, ker je bil količnik kvadrata povprečja napak enak 0,99.

Zadnja država, za katero sem napovedovala zasebno potrošnjo, je Španija. Za Španijo sta bila oba faktorja po Grangerjevem testu statistično neznačilna. Schwarz kriterij je tudi tukaj predlagal odlog pri obeh modelih. Omejitve na avtoregresiji in faktorski model niso bili aplicirani. Razmerje med povprečjema kvadratov napak je enako 1,06, kar nam pove, da je pri napovedovanju natančnejša avtoregresija.

### 7.2.1 Grafična primerjava rezultatov

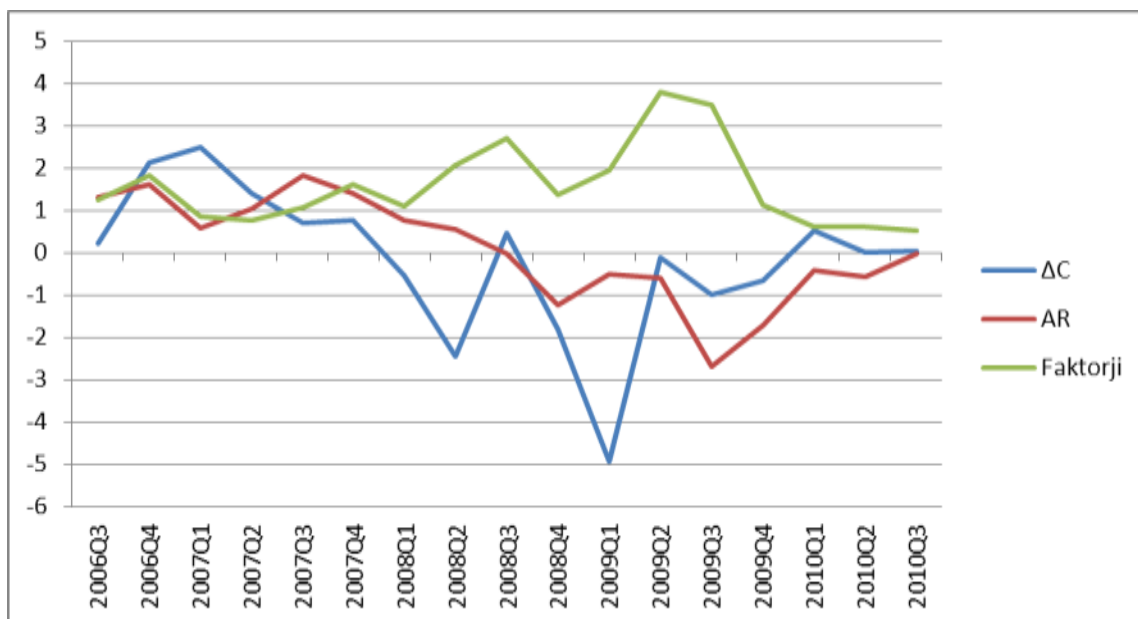
Graf 11 prikazuje napovedi obeh modelov in dejansko gibanje potrošnje. Drastičnega padca nobeden od modelov ni napovedoval, tudi z zamikom ne. Do konca leta 2007 sta obe napovedi dokaj blizu dejanskim vrednostim, kasneje pa izgubita stik z modro krivuljo. Tako kot pri padcu, tudi pri rasti ne predvidevata takega skoka, kot je dejansko bil. Faktorski model na koncu proučevanega obdobja dejansko prekrije resnične vrednosti, kar pomeni, da je bil zelo natančen pri svojih ocenah.

Slika 11: Ocenjena in realna rast potrošnje za Belgijo



Tudi pri Irski je imel faktorski model kar nekaj težav z napovedovanjem upadanja potrošnje. Medtem ko je avtoregresija dokaj stroga pri napovedovanju negativnih vrednosti, je model s skupnim in specifičnim faktorjem preveč optimističen. Gibanje faktorskega modela je sicer pravilno, vendar pa je prevelik razkorak med dejanskimi in ocenjenimi vrednostmi.

Slika 12: Ocenjena in realna rast potrošnje za Irsko



### 7.3 INVESTICIJE

Med drugim je bil namen ustanovitve Evropske unije tudi prost pretok kapitala, kar za mojo analizo pomeni, da bi morali biti skupni faktorji statistično značilni po Grangerju. Za šest od desetih držav to drži, med njih pa ne spadajo Finska, Irsko, Italija in Portugalska. Največje presenečenje je zagotovo Irsko, ker velja za zelo privlačno državo z vidika tujih investitorjev. Seveda so investicije odvisne tudi od razmerij v posamezni državi, kar nam potrjujejo Grangerjevi testi. Ponovno je šest držav s statistično značilnim faktorjem, Italija in Portugalska pa imata oba faktorja statistično neznačilna.

Tabela 9: Rezultati napovedne moči za investicije

	Avto-regresija	Faktorski model	rMSE
AVS	0,62	1,45	2,33
BEL	2,58	2,77	1,08
FIN	24,42	26,16	1,07
FRA	1,19	1,12	0,94
NEM	9,30	9,52	1,02
IRE	133,62	163,94	1,23
ITA	3,96	5,33	1,35
NIZ	9,14	12,32	1,35
POR	11,32	13,49	1,19
SPA	2,67	9,46	3,54

Faktorski model je pri napovedih slabši pri skoraj vseh državah. Od regresije je bil uspešnejši samo pri Franciji. V tabeli 10 je prikazano, koliko odlogov je bilo upoštevanih pri posamezni državi.

Tabela 10: Število apliciranih odlogov za investicijo

	Avto-regresija	Faktorski model
AVS	5	1
BEL	1	1
FIN	1	1
FRA	1	1
NEM	1	1
IRE	1	1
ITA	1	1
NIZ	1	1
POR	1	2
SPA	2	1

Faktorski model z odlogom se je glede na avtoregresijo dokaj slabo izkazal. Slednja je s petimi odlogi imela povprečje kvadrata napak enako 0,62, kar je za dobro polovico manj kot pa faktorski model. Faktorski model se je krepko uštel v drugi polovici leta 2008, saj je napovedoval rast investicij, ta pa je v resnici padala.

Belgija je med državami, pri katerih se je faktorski model dokaj dobro kosal z avtoregresijo. Oba modela sta imela kar precej težav pri napovedovanju četrletnih padcev investicij.

Za finsko rast investicij sta se oba modela kar precej zmotila pri svojih napovedih. Avtoregresija in faktorski model z enim odlogom ter brez omejitev sta dosegla drugo najslabše povprečje. Konec leta 2008 so investicije Finske drastično padle, natančneje za slabih deset odstotkov. Modela sta glede na prejšnja obdobja z nizko rastjo napovedala povečanje investicij, to pa je vodilo do visokega razkoraka med dejanskimi in ocenjenimi vrednostmi.

Kot sem že omenila, je Francija edina država, ki ima boljše napovedi s faktorskim modelom. Na model z enim odlogom, ta ima oba faktorja po Grangerjevem testu statistično značilna, je bila postavljena omejitev tako na skupni faktor kot tudi na konstanto. Pri avtoregresiji je bila postavljena omejitev na konstanto, upošteval pa se je en odlog. Razmerje med povprečjema je 0,94.

Za nemške investicije so bile napovedi z avtoregresijo rahlo natančnejše kot pa s faktorskim modelom. Tudi tukaj je bil upoštevan en odlog in nič omejitev. Podobno kot pri Finski so se nemške investicije na začetku leta 2009 zelo skrčile, kar pa modela nista predvidela. To je razumljivo, saj glede na pretekle podatke takega padca ni bilo pričakovati.

Irska je zopet država z najslabšimi napovedmi. Delni razlog za težave lahko pripišemo krajši časovni vrsti, vendar takih odstopanj vseeno ne bi smelo biti na ta račun. Modela, kljub temu da so se investicije krčile od polovice leta 2008, nista napovedovala negativnih vrednosti vse do leta 2010, zato so bile razlike med dejanskimi in ocenjenimi napovedmi tako visoke.

Za avtoregresijo se upošteva odlog, enako je pri faktorskem modelu. Pri omejitvah se modela razlikujeta, saj je iz napovedovanja izločena konstanta pri avtoregresiji. Modela sta imela oba dokaj pravilno smer gibanja krivulje, vendar pa zopet nobeden ni napovedal tako hudega padca.

Napovedovanje za nizozemske investicije se ne razlikuje kaj preveč od ostalih držav. Pri obeh modelih se je upošteval en odlog in nič omejitev. Grangerjev test je pokazal visoko statistično značilnost obeh faktorjev, zato preseneča dejstvo, da so bile napovedi z njima veliko slabše od avtoregresije. Tudi tukaj sta se modela uštelata pri padcu investicij, ker sta oba napovedala rast.

Schwarz kriterij je za faktorski model predlagal dva odloga, pri avtoregresiji pa samo enega. Akaike informacijski kriterij je zopet pustil modela taka, kot sta, in jima ni apliciral omejitev. Razmerje povprečij kvadratov napak je zopet v korist avtoregresije, saj je bil ta nižji od faktorskega modela.

Zadnja država, za katero sem napovedovala investicije, je Španija. Za Španijo velja, da ima najslabše razmerje med napovedmi z avtoregresijo oziroma faktorskim modelom. Prva je imela povprečje kvadratov napak enako 2,67, kar je za 3,5-krat nižje od povprečja, doseženega s faktorskim modelom. Največje razlike so se naredile v drugi polovici 2008, ko je faktorski model nepravilno napovedoval rasti namesto zmanjševanja investicij.

### **7.3.1 Grafična primerjava rezultatov**

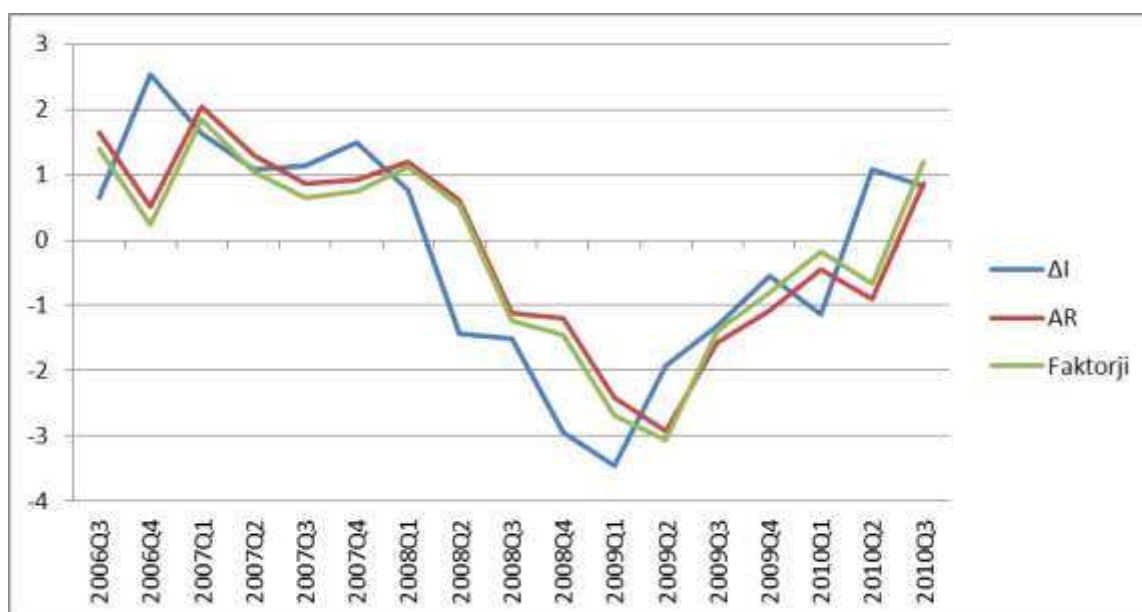
Slika 13 prikazuje dejanske spremembe investicij in napovedi, ki so pridobljene z avtoregresijo in faktorskim modelom. Rdeča črta, ki prikazuje avtoregresijo, je dokaj enaka gibanju dejanskih vrednosti, saj z zamikom napoveduje padce, vendar se hitro odzove na spremembe. Pri faktorskem modelu ni čisto tako, saj je možno, da je kar nekaj časa potreboval za vključitev negativnih rasti, poleg tega je močno podcenil padeč industrije.

Slika 13: Ocenjena in realna rast investicij za Španijo



Slika 14 se zelo razlikuje od prejšnje, saj so tukaj krivulje skoraj enake. Če bi premaknili napovedi za eno četrletje nazaj, bi se ocene skoraj pokrivalo z dejanskimi vrednostmi. Na začetku sta oba modela napovedala padec investicij, vendar se to ni zgodilo. Od leta 2007 pa sta tako avtoregresija kot faktorski model zelo dobro sledila dejanskemu gibanju investicij.

Slika 14: Ocenjena in dejanska rast investicij za Francijo



## 7.4 PROIZVODNJA

Za proizvodnjo si želimo, da bi jo napovedovali specifični faktorji. Vendar pa pogled na Grangerjeve teste pokaže, da temu ne bo tako. Samo pri treh državah so specifični faktorji statistično značilni. Pri skupnih faktorjih imamo kar šest držav, za katere je Grangerjev test

potrdil napovedno moč. Faktorski model ima v treh primerih boljše rezultate kot pa avtoregresija.

Tabela 11: *Rezultati napovedne moči za proizvodnjo*

	Avto-regresija	Faktorski model	rMSE
AVS	7,43	7,81	1,05
BEL	7,11	6,82	0,96
FIN	6,39	7,83	1,23
FRA	3,75	3,46	0,92
NEM	17,20	13,32	0,77
IRE	27,74	37,26	1,34
ITA	4,47	5,45	1,22
NIZ	2,63	2,95	1,12
POR	3,03	4,18	1,38
SPA	10,97	14,23	1,30

Število odlogov je skoraj identično kot pri prejšnjih makroekonomskih spremenljivkah. Za večino držav se priporoča en odlog. Iz povprečja izstopa italijanska proizvodnja, za katero Schwarz kriterij priporoča kar pet odlogov.

Tabela 12: *Število apliciranih odlogov za proizvodnjo*

	Avto-regresija	Faktorski model
AVS	1	1
BEL	1	1
FIN	1	1
FRA	1	1
NEM	1	1
IRE	1	1
ITA	5	1
NIZ	1	1
POR	1	2
SPA	2	1

Pri avstrijski proizvodnji ni nobeden od modelov predvideval njenega upadanja. Zaradi tega sta imela tako avtoregresija kot tudi faktorski model precejšnje razlike med dejanskimi in ocenjenimi vrednostmi. Največji razliki se pojavita na koncu leta 2008 in v prvem četrtletju leta 2009, ko je proizvodnja padla, modela pa sta napovedala rast.

Avtoregresija z enim odlogom in omejitvijo na konstanti je imela slabše napovedi od faktorskega modela z enakim številom odlogov, vendar z omejitvijo na skupnem faktorju.

Tudi tukaj sta se oba modela pošteno zmotila pri napovedi belgijske proizvodnje ob začetku recesije.

Finsko proizvodnjo sem napovedovala z avtoregresijo, ki je imela en odlog in izključeno konstanto. Povprečje kvadrata napak je bilo enako 6,39, kar je manj od povprečja faktorkega modela – le-ta je imel povprečje 7,83 zaradi prenizkih napovedi o padcu proizvodnje.

Francoska proizvodnja je ena izmed treh, ki ima boljše napovedi s pomočjo faktorkega modela. Z enim odlogom in omejitvijo na skupni faktor ter konstanto je model dosegel manjše povprečje kvadrata napak od avtoregresije.

Pri Nemčiji se je model z vključenima faktorjema najbolje odrezal, saj je bilo razmerje povprečij enako 0,77. Za oba modela je Schwarz kriterij predlagal odlog, omejitev pa je Akaike informacijski kriterij priporočil za konstanto v avtoregresiji oziroma na specifični faktor pri mojem modelu.

Pri napovedovanju irskih spremenljivk ponovno naletimo na največje odklone. Modela z enim odlogom in brez omejitev sta tudi pri proizvodnji kar nekajkrat podala precej napačne napovedi. Oba modela sta proti koncu leta 2009 predvidevala rast napovedane spremenljivke, čeprav se je ta občutno skrčila.

Avtoregresija za italijansko proizvodnjo ima največje število predlaganih odlogov in omejitev na konstanti. Faktorski model ima aplicirano omejitev na skupnem faktorju. Razmerje med povprečji kvadratov napak je enako 1,22, kar pomeni, da ima avtoregresija boljšo napovedno moč od modela s faktorji.

Napovedi za nizozemsko proizvodnjo so najnatančnejše, ker so bile razlike med dejanskimi vrednostmi in napovedmi najmanjše. Povprečje kvadrata napak za avtoregresijo, ki ima omejitev na konstanti, je enako 2,63, faktorski model pa ima povprečje 2,95.

Tudi napovedi za portugalsko proizvodnjo so ene izmed bolj natančnih. Večje odstopanje od dejanskih vrednosti je zaznati v prvi polovici leta 2009. Ocenjeni padci v modelu so bili nižji od dejanskih. Količnik povprečja kvadrata napak je tako v primeru portugalske proizvodnje enak 1,38.

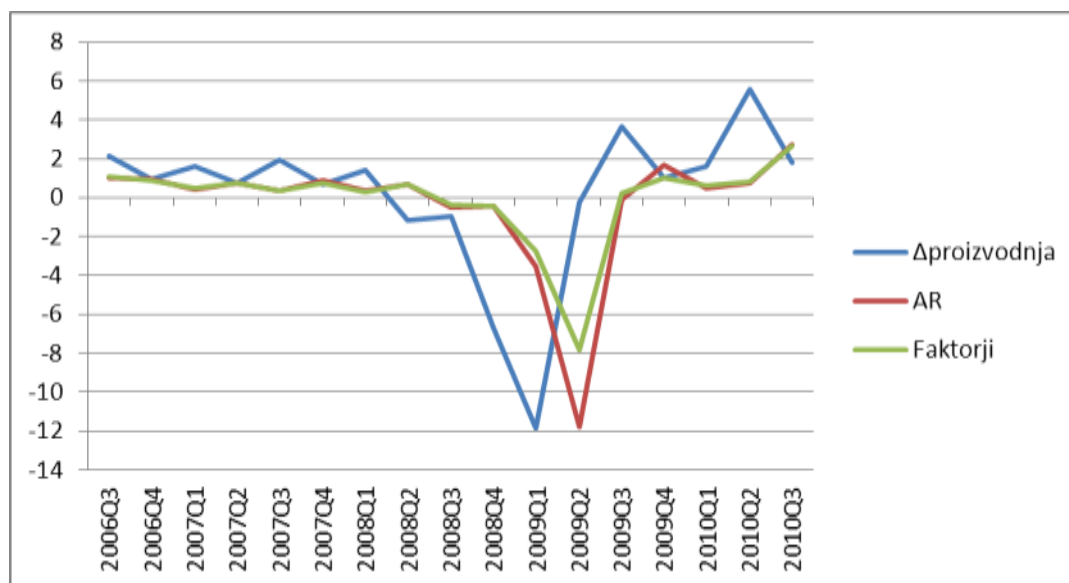
Avtoregresija z dvema odlogoma ima omejitev na konstanti. Faktorski model je tudi tokrat brez omejitev. Tudi tukaj se je avtoregresija bolje izkazala, ker je imela nižje povprečje kvadrata napak, kar pomeni boljše napovedi. Modela je poleg hujšega padca od načrtovanega konec leta 2008 presenetilo še skrčenje proizvodnje v tretjem četrtletju 2010.

#### **7.4.1 Grafična primerjava rezultatov**

Zopet sem izbrala državi, ki sta imeli najboljši oziroma najslabši napovedi za faktorski model. Za prvi primer je nemška proizvodnja. Čeprav povprečji kvadrata napak kažeta kar velika odstopanja od dejanskih vrednosti, med grafi ni opaziti velikih razlik. Tako kot prej, tudi tukaj modela z zamikom sledita dejanskim vrednostim. Faktorski model napove milejši padec proizvodnje, medtem ko avtoregresija poda napoved dna pri dejanski vrednosti.

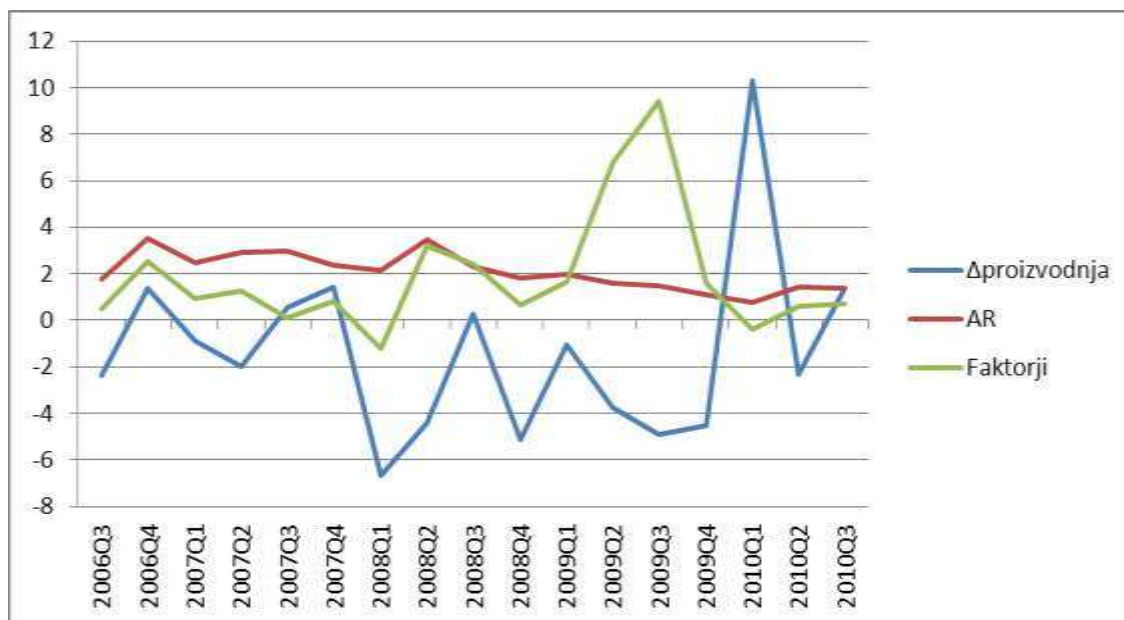


Slika 15: Ocenjena in dejanska rast proizvodnje za Nemčijo



Slika 16 potrdi, kar sem že omenila, in sicer da niti faktorski model, predvsem pa avtoregresija, nista napovedovala padca proizvodnje za Irsko. Država je imela v zadnjih petnajstih letih kar precej volatilno proizvodnjo, kar ob pogledu na avtoregresijo ne bi pričakovali. Faktorski model je zajel vsaj gibanje spremenljivke, čeprav ni napovedoval takih padcev, kot so bili v resnici.

Slika 16: Ocenjena in dejanska rast proizvodnje Irske



## SKLEP

Namen magistrskega dela je bil zasnovati faktorski model, ki bo uspešno napovedoval makroekonomske spremenljivke. Ideja za modelom je vpeljava faktorjev tveganja, ki so izračunani s pomočjo premij za tveganje. Dodana vrednost mojega modela je, da so premije

za tveganje izračunane kot razlika med obrestnimi merami obveznic izbranih držav in Nemčije, ki je obravnavana kot izdajateljica vrednostnih papirjev brez tveganja. Prvi faktor tveganja je skupni faktor in je enak za vse izbrane države, drugega sem poimenovala specifični, saj že njegovo ime pove, da je značilen za posamezno državo. Cilj magistrskega dela je bil proučitev premij za tveganje različnih držav in z njihovo pomočjo pojasniti ter napovedovati ekonomsko aktivnost.

Državne obveznice so vrednostni papirji, ki v sebi skrivajo podatke o državi sami. Donosnost obveznic, ki je zahtevana s strani investorjev, je odvisna od stabilnosti oziroma tveganosti posamezne države. Ker je Nemčija najstabilnejša gospodarska sila v Evropi, so njeni vrednostni papirji brez tveganja. Razlika med opazovanimi obrestnimi merami in nemško mero je enaka premiji za tveganje, ki je odvisna od gospodarskih razmer posamezne države.

Najprej je bilo treba oceniti oba faktorja za nadaljnjo analizo. V izbor sem vključila deset evropskih držav, katerih valuta je evro; v poštev so prišle predvsem zahodne in severne države. Za vsako izbrano članico sem nato zbrala njihove obveznice z različnimi ročnostmi, in sicer od enega pa tudi do petindvajset let. Z njihovo pomočjo sem najprej določila skupni faktor in nato še specifičnega.

Za napovedovanje sem si izbrala štiri makroekonomske spremenljivke: BDP, zasebna potrošnja, investicije in proizvodnja. S pomočjo Grangerjevega testa vzročnosti sem preverjala, ali sta faktorja statistično značilna pri prej omenjenih spremenljivkah. Definicija testa je, da vzrok ne more nastati po učinku. To pomeni, da če ena spremenljivka vpliva na drugo, potem prva pomaga pri napovedovanju druge. S testi sem torej skušala dokazati vpliv obeh faktorjev na BDP, proizvodnjo, zasebno potrošnjo in investicije.

Ideja dinamičnega faktorskega modela je, da naj bi majhno število faktorjev napovedalo večino variance spremenljivk. Ta model omogoča, da si sami izberemo spremenljivke kot tudi proces proučevanja. Poleg tega je prednost modela, da lahko vključimo veliko število podatkov. Napovedi, pridobljene s faktorskim modelom, je treba z nečim primerjati, da lahko ugotovimo, kako uspešen je model. Za primerjavo sem si izbrala avtoregresijo, ki napoveduje s pomočjo preteklih vrednosti izbrane spremenljivke – le-ta velja za zelo uspešno metodo in je zato primeren kandidat.

Za primerjavo modelov sem uporabila povprečje kvadrata napak, ki nam pove, kako dobro napovedno moč imata modela. Povprečje kvadrata napak se izračuna kot povprečje kvadrata razlike med dejansko in ocenjeno vrednostjo gospodarske rasti. Napovedna uspešnost faktorskega modela ni bila enaka pričakovanjem. Model je bil redkokdaj uspešnejši od avtoregresijskih napovedi. Napovedi za rast BDP-ja so bile pri polovici držav boljše kot pa avtoregresija, kar predstavlja manjše razočaranje, saj so izbrane države integrirane, zato je bilo pričakovati večji vpliv skupnega faktorja pri natančnosti napovedovanj. Zelo dobro pa je na drugi strani napovedoval zasebno potrošnjo, kar ne preseneča, saj je le-ta izrazito pristranska. Specifični faktor bi tukaj moral prevesiti jeziček na tehtnici. Za preostali dve makroekonomske spremenljivki je faktorski model razočaranje, saj ni dosegel pričakovanih rezultatov.

Čeprav nisem dosegla takih rezultatov, kot sem si jih zadala, to ne pomeni, da je model slab. Uporabila sem zanimivo časovno serijo, saj je vključevala tako prosperiteto kot tudi recesijo. S slednjo je imel dinamični faktorski model nekaj težav, vendar je bila enaka zgodba tudi pri avtoregresiji. Slabost obeh modelov je, da slonita na preteklih vrednostih, zato napovedujeta z zamikom. Faktorski modeli postajajo vedno bolj priljubljeni za napovedovanje, kar je gotovo posledica dobrih napovedi. V času krize se poveča zanimanje za napovedovanje prihodnosti, kar bo zagotovo vodilo tudi v večjo uporabo faktorskih modelov.

## LITERATURA IN VIRI

1. Alexander, C. (2008). *Market Risk Analysis: Practical financial econometrics*. England: John Wiley & Sons Ltd, The Atrium, Southern Gate, England.
2. Bank of Finland (2009, 24. marec). Bank of Finland forecast for 2009–2011: Finnish economy to contract strongly, recovery delayed until 2010. Najdeno 7. aprila 2011 na spletnem naslovu [http://www.suomenpankki.fi/en/suomen\\_pankki/ajankohtaista/tiedotteet/Pages/tiedote11\\_2009.aspx](http://www.suomenpankki.fi/en/suomen_pankki/ajankohtaista/tiedotteet/Pages/tiedote11_2009.aspx)
3. Bovensiepen, N., Hawranek, D., Müller, M. U., Neubacher, A., Reiermann, C., & Tietz, J. (2008, 15. oktober). The Financial Crisis Hits German Economy. Spiegel online. Najdeno 7. aprila 2011 na spletnem naslovu [http://www.businessweek.com/globalbiz/content/oct2008/gb20081015\\_123628.htm](http://www.businessweek.com/globalbiz/content/oct2008/gb20081015_123628.htm)
4. Bruggemann, R. & Lutkhepohl, H. (2000, 27. januar). Lag Selection in Subset VAR Models with an Application to a U.S. Monetary System. Najdeno 10. avgusta 2011 na spletnem naslovu <http://www.econometricsociety.org/meetings/wc00/pdf/0821.pdf>
5. Campbell, J. Y. (1995). Some lessons from the yield curve. *Journal of Economic Perspectives*. Cambridge, 9(3), 129–152.
6. Cecchetti, S. (2006). *Money, banking, and financial markets*. USA, New York. The McGraw-Hill Companies, Inc.
7. Chionis, D., Gogas, P. & Pragkidis, I. (marec 2009). Predicting European Union recessions in the euro era: The yield curve as a forecasting tool of economic activity. Najdeno 15. maja 2011 na spletnem naslovu <http://mpr.ub.uni-muenchen.de/13911/>
8. Clements, M., & Hendry, D. (2002). An overview of Economic Forecasting. V M. Clements & D. Hendry (ur.), *Economic Forecasting* (str. 1–18). Oxford: Blackwell Publisher Ltd.
9. European central bank. (2011). Euro exchange rates USD. Najdeno 7. aprila 2011 na spletnem naslovu <http://www.ecb.int/stats/exchange/eurofxref/html/eurofxref-graph-usd.en.html>
10. Eurostat (2009, 18. september). Eurostat yearbook 2009: Europe in Figures. Najdeno 13. aprila 2011 na spletnem naslovu [http://epp.eurostat.ec.europa.eu/portal/page/portal/product\\_details/publication?p\\_product\\_code=KS-CD-09-001](http://epp.eurostat.ec.europa.eu/portal/page/portal/product_details/publication?p_product_code=KS-CD-09-001)
11. Eurostat. (2010a, 9. september). Eurostat yearbook 2010: Economy. Najdeno 12. aprila 2011 na spletnem naslovu [http://epp.eurostat.ec.europa.eu/portal/page/portal/product\\_details/publication?p\\_product\\_code=CH\\_01\\_2010](http://epp.eurostat.ec.europa.eu/portal/page/portal/product_details/publication?p_product_code=CH_01_2010)
12. Eurostat. (2010b). Industry, trade and services. *Statistic in focus*. Najdeno 13. aprila 2011 na spletnem naslovu [http://epp.eurostat.ec.europa.eu/cache/ITY\\_OFFPUB/KS-SF-10-021/EN/KS-SF-10-021-EN.PDF](http://epp.eurostat.ec.europa.eu/cache/ITY_OFFPUB/KS-SF-10-021/EN/KS-SF-10-021-EN.PDF)
13. Fabozzi, F. (2002). *Interest rate, term structure, and valuation modeling*. Canada: John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Yearsy.

14. Fabozzi, F., Focardi, S., & Kolm, P. N. (2010). *Quantitative Equity Investing*. Canda: John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Yearsy.
15. Foresti, P. (2006). Testing for Granger causality between stock prices and economic growth. MPRA Paper. Najdeno 6. maja 2011 na spletnem naslovu [http://mpra.ub.uni-muenchen.de/2962/1/MPRA\\_paper\\_2962.pdf](http://mpra.ub.uni-muenchen.de/2962/1/MPRA_paper_2962.pdf)
16. Gewaltig, N. (2006, 26. junij). A Housing Bubble in Europe?. *Economic Focus – From Action Economics*. Najdeno 12. aprila 2011 na spletnem naslovu [http://www.businessweek.com/investor/content/jun2006/pi20060626\\_425094.htm](http://www.businessweek.com/investor/content/jun2006/pi20060626_425094.htm)
17. Gilchrist, S., Yankov, V., & Zakrajšek, E. (2008, 13. avgust). Credit Market Shocks and Economic Fluctuations: Evidence from Corporate Bond and Stock Markets. Najdeno 20. aprila 2011 na spletnem naslovu [http://www2.riksbank.com/upload/Dokument\\_riksbank/Kat\\_foa/2008/4%20dec%20Gilchrist.pdf](http://www2.riksbank.com/upload/Dokument_riksbank/Kat_foa/2008/4%20dec%20Gilchrist.pdf)
18. Granger, C. W. J. (1969). Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods. *Econometrica* 37, str. 424–438.
19. Gujarati, N. (2004). *Basic Econometrics*. (4. izdaja) Boston: McGraw Hill.
20. Haubrich, J., & Dombrosky, A. M. (1996). Predicting real growth using the yield curve. *Economic Review*, 26–35.
21. Hübler, O., & Frochn, J. (2006). *Modern Econometric Analysis*. Germany: Springer Berlin.
22. International Monetary Fund. (2008, april). Chapter 3: The Changing Housing Cycle and the Implications for Monetary Policy. *World Economic Outlook*. Najdeno 8. aprila 2011 na spletnem naslovu <http://www.imf.org/external/pubs/ft/weo/2008/01/pdf/c3.pdf>
23. Johnson, R. S. (2010). *Bond Evaluation, Selection, and Management*. New Yearsy: John Wiley & Sons, Inc.
24. Kleinbaum, D., Klein, M., & Rihl Pryor, E. (2010). *Logistic Regression: A Self-Learning Text*. USA: Springer.
25. Košmelj, K. (2007, 20. junija). Metoda glavnih komponent: osnove in primer. *Acta agriculturae Slovenica*, 89(1), avgust 2007, 159–172.
26. Lütkepohl, H. (2004). V Lütkepohl, H. & Krätzig, M. (ur.), *Applied time series econometrics*. Cambridge: Cambridge University press.
27. Lütkepohl, H., Krätzig, M. & Boreiko, D. (2006, 19. januar). VAR Analysis in JMulTi. Najdeno 4. avgusta 2011 na spletnem naslovu <http://www.jmulti.de/download/help/var.pdf>
28. National Income and Expenditure Annual Results 2010. Najdeno 12. septembra 2011 na spletnem naslovu <http://www.cso.ie/px/pxeirestat/Statire/SelectVarVal/saveselections.asp>
29. OECD. (b. l.). *Glossary of Statistical Terms*, 2. november 2001. Najdeno 11. septembra 2011 na spletnem naslovu <http://stats.oecd.org/glossary/detail.asp?ID=1171>
30. Piazzesi, M. (2010). Affine Term Structure Models. V Y. Ait-Sahalia, L. P. Hansen (ur.), *Handbook of financial econometrics: Tools and techniques* (str. 692–758). The Netherlands: Amsterdam.

31. Portuguese National Account. Najdeno 12. septembra 2011 na spletnem naslovu [http://www.ine.pt/xportal/xmain?xpid=INE&xpgid=ine\\_contas\\_nacionais&perfil=104012217&INST=116633478&contexto=am](http://www.ine.pt/xportal/xmain?xpid=INE&xpgid=ine_contas_nacionais&perfil=104012217&INST=116633478&contexto=am)
32. Puhle, M. (2007). Bond Portfolio optimisation (doktorat). Munich: University of Passau.
33. Samuelson, P., & Nordhaus, W. (2002). Ekonomija. Ljubljana: GV Založba.
34. Schumacher, C. (2005). Forecasting German GDP using alternative factor models based on large datasets. Deutsche Bundesbank, Discussion Paper. Najdeno 9. junija 2011 na spletnem naslovu <http://www.econstor.eu/bitstream/10419/19609/1/200524dkp.pdf>
35. Schwarz, G. (1978). Estimating the dimension of a model. The annals of statistics. Najdeno 08. avgusta 2011 na spletnem naslovu [http://bruce.unibw-hamburg.de/sever/diss/lit/schwarz\\_1978.pdf](http://bruce.unibw-hamburg.de/sever/diss/lit/schwarz_1978.pdf)
36. Sharma, J. (2009). Business statistic. Delhi: Dorling Kindersley Pvt. Ltd.
37. Simon, G. (2005, marec). Ireland's "economic miracle" and globalisation. *Izvorni naučni rad*. Najdeno 7. aprila 2011 na spletnem naslovu <http://doiserbia.nb.rs/img/doi/0025-8555/2005/0025-85550502005S.pdf>
38. Spanish National Accounts. Najdeno 12. septembra 2011 na spletnem naslovu [http://www.ine.es/en/daco/daco42/cne00/dacocne\\_b00\\_en.htm](http://www.ine.es/en/daco/daco42/cne00/dacocne_b00_en.htm)
39. The Economist. (2007, 12. april). A new sick man of Europe. Najdeno 13. aprila 2011 na spletnem naslovu [http://www.economist.com/node/9009032?story\\_id=9009032](http://www.economist.com/node/9009032?story_id=9009032)
40. Thomas, L. (2006). Money, Banking, and financial markets. USA: Thomson Learning, Inc.
41. Thomas, S. (2007). An investigation of the relative performance of GARCH models versus simple rules in forecasting volatility. V J. Knight & S. Satchell, Forecasting volatility in the financial markets (str. 101–130). Oxford: Elsevier, Ltd.
42. Trading Economics. (2011). Državne investicije (% BDP-ja) za Nizozemsko. Najdeno 19. junija 2011 na spletnem naslovu <http://www.tradingeconomics.com/netherlands/gross-fixed-capital-formation-percent-of-gdp-wb-data.html>
43. Weir, D. (2006). Timing the market. New Jearsy: John Wiley & Sons, Inc.