

**LATVIJAS UNIVERSITĀTE
EKONOMIKAS UN VADĪBAS FAKULTĀTE**



Andrejs Bessonovs

**Faktoru modeļu priekšrocības ekonomiskās
aktivitātes īstermiņa prognozēšanā**

Promocijas darbs

Ekonomikas doktora (*Dr.oec.*) grāda iegūšanai

**Ekonomikas zinātnes
apakšnozare – ekonometrija**

Darba vadītājs: *Dr. math.*, prof. Mihails Hazans

Rīga, 2014



Šis darbs izstrādāts ar Eiropas Sociālā fonda atbalstu projektā
"Atbalsts doktora studijām Latvijas Universitātē"

SATURS

IEVADS	7
1. EKONOMISKĀS AKTIVITĀTES ĪSTERMIŅA PROGNOZĒŠANA PASAULES PRAKSĒ	15
1.1. Ekonomiskās aktivitātes prognožu loma ekonomiskās politikas veidošanā un uzņēmējdarbības plānošanā	15
1.2. Faktoru modeļu lietojums ekonomiskajā analīzē un īstermiņa prognozēšanā	18
1.3. Faktoru modeļi īstermiņa prognozēšanā: literatūras meta-analīze	31
1.4. Nodaļas galvenie secinājumi	38
2. FAKTORU MODEĻU LIETOJUMA PROBLĒMJAUTĀJUMI IKP PROGNOZĒŠANAS KONTEKSTĀ	39
2.1. Datu struktūras reducēšanas metodes	39
2.2. Specifiskās datubāzes izvēles un datu nepilnības problēmas	52
2.3. Faktoru skaita novērtēšanas metodes un to ietekme uz prognozēšanas modeļu kvalitāti	69
2.4. Mainīgo izvēles ietekme uz prognožu precizitāti	80
2.5. Nodaļas galvenie secinājumi	88
3. FAKTORU MODEĻU EKONOMETRISKAIS NOVĒRTĒJUMS LATVIJAS EKONOMISKĀS AKTIVITĀTES ĪSTERMIŅA PROGNOZĒŠANĀ	89
3.1. Faktoru modeļu prognožu precizitātes novērtējums salīdzinājumā ar konvencionālo prognozēšanas modeļu precizitāti	89
3.2. Faktoru modeļu agregētā un dezagrētā pieeja IKP prognozēšanā	99
3.3. Ekonomiskās aktivitātes novērtējums ar FAVAR modeli nosacīto prognožu veidošanas kontekstā	107
3.4. Nodaļas galvenie secinājumi	125
4. SECINĀJUMI UN PRIEKŠLIKUMI	127
5. LITERATŪRAS SARAKSTS	131
6. PIELIKUMI	142

APZĪMĒJUMU SARAKSTS

AR	– autoregresijas modelis (<i>Autoregression</i>)
ARIMA	– autoregresijas integrētais slīdošā vidējā modelis (<i>Autoregressive Integrated Moving Average</i>)
BVAR	– Baiesa vektoru autoregresijas modelis (<i>Bayesian Vector Autoregression</i>)
CAE	– Centrāleiropa un Austrumeiropa
CSP	– LR Centrālā Statistikas pārvalde
DFM	– dinamiskais faktoru modelis (<i>Dynamic Factor Model</i>)
ECB	– Eiropas Centrālā banka (<i>European Central Bank</i>)
EM	– Cerību maksimizācijas algoritms (<i>Expectation-Maximisation</i>)
FAVAR	– ar faktoriem paplašināts vektoru autoregresijas modelis (<i>Factor Augmented Vector Autoregression</i>)
FM	– faktoru modelis (<i>Factor Model</i>)
GDFM	– vispārinātais dinamiskais faktoru modelis (<i>Generalized Dynamic Factor Model</i>)
IKP	– iekšzemes kopprodukts
i.i.d.N(0, σ^2)	– neatkarīgi un identiski sadalīts datu process ar vidējo 0 un dispersiju σ^2 .
LB	– Latvijas Banka
MAE	– vidējā absolūtā kļūda (<i>Mean Absolute Error</i>)
PC	– galveno komponentu analīze (<i>Principal Components analysis</i>)
RMSFE	– kvadrātsaknes vidējā kvadrātiskā prognozēšanas kļūda (<i>Root Mean Squared Forecasting Error</i>)
TV-FAVAR	– mainīgo parametru FAVAR modelis (<i>Time-Varying Factor Augmented Vector Autoregression</i>)
VAR	– vektoru autoregresijas modelis (<i>Vector Autoregression</i>)

TABULU RĀDĪTĀJS

- 1.3.1. Meta-analīzē iekļauto pētījumu apraksts
- 1.3.2. Faktoru modeļu relatīvā RMSFE kļūdu aprakstošā statistika
- 2.2.1. Datubāzes rādītāju raksturojums
- 2.2.2. Ceturkšņa IKP mēnešu relīzes (IKP milj. latu 2000. gada salīdzināmās cenās, sezonāli neizlīdzināti dati)
- 2.2.3. Jaunizveidotās kategorijas NACE 1.1 un NACE 2.0 klasifikāciju savietojamības ietvaros (iekavās ir IKP īpatsvars pa nozarēm 2010. gadā, procentos)
- 2.2.4. IKP datu un prognožu savlaicīgums
- 2.2.5. IKP pēdējās relīzes prognožu kļūdu attiecība pret reālā laika relīžu prognožu kļūdu, balstoties uz RMSFE zaudējumu funkciju
- 2.2.6. Latvijas mēneša datu publikācijas kalendārs pārskata perioda t beigās
- 2.2.7. Atsevišķu Latvijas mēneša rādītāju savlaicīgums datubāzē 2012. gada 2. martā
- 2.3.1. Faktoru skaita novērtējums ar informatīvajiem kritērijiem
- 2.3.2. Faktoru skaita novērtējums agregētām IKP, izmantojot ārpus izlases prognozēšanas simulācijas
- 2.3.3. Faktoru skaita novērtējums IKP prognozēm no izlietojuma un ražošanas puses
- 2.4.1. Kopējās rūpniecības hierarhiski strukturēti dati
- 2.4.2. Pilnās un saīsinātās datubāzes raksturojums
- 2.4.3. Faktoru modeļu RMSFE prognožu kļūdas attiecībā pret AR modeļa RMSFE prognožu kļūdām
- 2.4.4. Faktoru modeļu prognozēšanas precizitātes rezultāti, salīdzinot datubāzu tipus
- 2.4.5. Faktoru modeļu prognozēšanas precizitātes noturīguma pārbaude
- 2.4.6. Faktoru modeļu RMSFE prognožu kļūdas attiecībā pret AR modeli pēc datubāzes tipa
- 3.1.1. Modeļu relatīvā RMSFE prognožu kļūdu rezultāti
- 3.1.2. Ietveršanas testa rezultāti
- 3.2.1. ARIMA modeļu specifikācijas IKP komponentēm no izlietojuma un ražošanas puses
- 3.2.2. Agregētā un dezagregētā IKP prognožu precizitātes rezultāti
- 3.3.1. FAVAR modeļa datubāzes raksturojums

ATTĒLU RĀDĪTĀJS

- 1.1.1. Reālais IKP (2010. gada salīdzināmajās cenās)
- 1.3.1. Pētījumu sadalījums pēc pētījuma objekta un priekšmeta (procentos)
- 1.3.2. Mainīgo skaita un faktoru skaita *Boxplot* diagrammas
- 1.3.3. Faktoru modeļu relatīvā RMSFE prognožu kļūdu aprakstošā statistika četriem nākamajiem prognozēšanas periodiem
- 2.1.1. Faktoru analīzes metožu diagramma
- 2.2.1. IKP datu reližu salīdzinājums (IKP ceturkšņu pieauguma tempi 2000. gada salīdzināmās cenās, sezonāli izlīdzināti dati)
- 2.3.1. *Cattell* īpašvērtību grafiskais attēlojums
- 2.3.2. Makroekonomisko rādītāju un datubāzes faktoru regresiju determinācijas koeficienti
- 2.4.1. Rūpniecības nozaru apjoma indeksi (2005=100, sezonāli izlīdzinātie dati. NACE rev.2.0 klasifikācija)
- 3.3.1. Trīs mēnešu EURIBOR un RIGIBOR naudas tirgus procentu likme
- 3.3.2. Galvenās komponentes eiro zonas datiem
- 3.3.3. Galvenās komponentes Latvijas datiem
- 3.3.4. Euro zonas faktoru impulsu reakcijas funkcijas uz euro zonas šokiem (viena st. novirzes šoks)
- 3.3.5. Latvijas faktoru impulsu reakcijas funkcijas uz euro zonas šokiem (viena st. novirzes šoks)
- 3.3.6. Latvijas makroekonomisko rādītāju impulsu reakcijas funkcijas uz euro zonas monetāro šoku (negaidīts trīs mēnešu EURIBOR procentu likmes pieaugums par 100 bāzes punktiem)
- 3.3.7. Latvijas makroekonomisko rādītāju impulsu reakcijas funkcijas uz Latvijas monetāro šoku (negaidīts trīs mēnešu RIGIBOR procentu likmes pieaugums par 100 bāzes punktiem)

IEVADS

Savlaicīgai informācijai par tautsaimniecības norisēm ir svarīga nozīme ekonomiskās politikas veidošanā, analīzē un lēmumu pieņemšanā. Lai spētu adekvāti novērtēt situāciju un pieņemt atbilstošus un efektīvus lēmumus, ekonomiskās politikas veidotājiem un uzņēmējiem ir būtiski apzināties ekonomisko vidi, kurā viņi darbojas, un saprast, ko var gaidīt nākotnē. Ekonomiskās politikas veidotāju neizprotamā rīcība valsts līmenī atspoguļojas uzņēmumu un mājsaimniecību līmenī. Nenoteiktība saistībā ar valsts finanšu situāciju, tai skaitā nodokļu ieņēmumiem un izdevumiem, sarežģīt lēmumu pieņemšanu pārējiem tautsaimniecības dalībniekiem (uzņēmumiem, mājsaimniecībām, nevalstiskām organizācijām). Augstāka riska uztveres dēļ uzņēmēji var atlikt vai izbeigt investīciju projektus, atlikt nodarbinātības pasākumus, mājsaimniecības var samazināt patēriņa izdevumus, tādēļ politiķiem jāspēj savlaicīgi reaģēt uz makroekonomiskām svārstībām valstī.

Pēdējā desmitgadē Latvijas tautsaimniecības attīstība bijusi svārstīga. Ekonomikas uzplaukumu 2005.–2007. gadā, kas veicināja valsts ekonomikas nesabalansētību, nomainīja ekonomikas sabrukums. Pasaules finanšu krīze 2008.–2009. gadā smagi skāra Latvijas tautsaimniecību, nozīmīgi paaugstinot tautsaimniecības attīstības nenoteiktības līmeni un sarežģītot ekonomiskās politikas lēmumu pieņemšanu ekonomiskās situācijas stabilizēšanai. Latvijas ekonomika 2009. gadā pazaudēja gandrīz 20% no IKP, salīdzinot ar maksimālo līmeni 2007. gadā, kam sekoja straujš Latvijas ekonomiskās aktivitātes pieaugums 2011. –2013. gadā.

Kad runā par ekonomisko aktivitāti, ar to bieži vien saprot saimnieciskās darbības procesu ekonomikā. Ekonomiskās aktivitātes definīcija ir cieši saistīta ar ekonomikas jēdzienu un tajā definētas darbības, kas saistītas ar preču un pakalpojumu ražošanu, sadali un patēriņu. Piemēram, rūpniecības produkcijas apjoma, bezdarba un nodarbinātības, privātā patēriņa un investīciju apjoma izmaiņas parāda tautsaimniecības dalībnieku aktivitāti un rosību, lai sasniegtu augstāku labklājības līmeni. Lai apkopotu daudzpusīgu informāciju par valsts ekonomisko aktivitāti un izteiktu to kā vienu rādītāju, aprēķina valsts IKP. IKP ir viens no galvenajiem ekonomisko aktivitāti atspoguļošajiem rādītājiem.

IKP izmanto ne tikai valsts ekonomiskās aktivitātes raksturošanai, bet arī par orientieri lēmumu pieņemšanā. Latvijā un Eiropas Savienībā politiskos lēmumus un instrumentus pārsvarā pamato ar IKP. Ar valsts finansēm saistītie politiskie mērķi lielākoties tiek izteikti procentos pret IKP, piemēram, valsts aizsardzības izdevumi, veselības aprūpes izdevumi vai izdevumi

pētniecībai un zinātnei. Eiro zonas valstu fiskālā politika tiek koordinēta, pamatojoties uz ES Stabilitātes un izaugsmes paktā minētajiem kritērijiem. Divi no četriem paktā definētajiem kritērijiem izteikti procentos pret IKP, t.i., budžeta deficīts un valsts parāds (*European Council*, 1997). Ņemot vērā IKP svarīgumu, promocijas darbā tiek analizēts un prognozēts tieši šis ekonomisko aktivitāti atspoguļošais makroekonomiskais rādītājs.

Lai gan IKP ir svarīgs iekšzemes ekonomiskās aktivitātes rādītājs, tomēr politikas veidotājiem tas ir pieejams tikai ar lielu novēlošanos. Latvijas IKP tiek publiskots 70. dienā pēc pārskata perioda beigām. Informācijas saņemšana novēlojas ilgāk nekā divus mēnešus. Tas nozīmē, ka politikas veidotājiem lēmumu pieņemšanas laikā ir pieejama tikai novecojusi informācija. Alegoriski situāciju var salīdzināt ar automobiļa vadīšanu, skatoties tikai atpakaļskata spogulī. Politikas veidotājiem ir jāpieņem lēmumi, balstoties uz neaktuālu informāciju. Šāda rīcība ir ne tikai nevēlama, bet arī riskanta.

Lai informāciju par IKP saņemtu pēc iespējas ātrāk, to iespējams novērtēt ar ekonometriskās prognozēšanas metodēm. Tādējādi īstermiņa prognozēšanas modeļiem ir svarīga loma esošās ekonomiskās situācijas apzināšanā, turklāt to izmantošana sniedz politikas veidotājiem savlaicīgu informāciju par IKP. Lai veiksmīgi noteiktu tuvākās attīstības tendences, ir nepieciešami tādi īstermiņa ekonometriskās prognozēšanas modeļi, kuri sniedz pēc iespējas precīzākas prognozes tuvākajam laika periodam.

Pēdējās divās desmitgadēs makroekonomisko rādītāju analīzē un prognozēšanā plaši tiek izmantoti faktoru modeļi. Faktoru modeļu koncepcijas izmantošana ekonomikā ir intuitīvi vienkārša. Tā nosaka, ka ekonomikā daudzu makroekonomisko rādītāju dinamiku vienlaikus iespaido daži latentie jeb novērojami faktori, kuri nav novērojami ekonomikā, un dati par tiem nav publicēti oficiālajos avotos. Piemēram, ekonomikas uzplaukuma fāzē daudzi makroekonomikas rādītāji mainās vienā virzienā, aug ražošanas apjoms, samazinās bezdarbs un pieaug privātais patēriņš. Savukārt ekonomikas krituma fāzē ir otrādi, tie paši rādītāji mainās pretējā virzienā, t.i., samazinās ražošanas apjoms, pieaug bezdarbs, un mājsaimniecības samazina savu patēriņu. Tātad novērojami faktori ietekmē makroekonomisko rādītāju dinamiku. Tādējādi novērojamo faktoru novērtēšanas iespēja ir liels ieguvums, kuru varētu izmantot precīzāku prognožu aprēķināšanai.

Faktoru modeļu pamatā ir datu reducēšanas metodes, kuras vispārināti sauc par faktoru analīzes metodēm. Faktoru analīzes metožu izmantošana faktoru modeļos dod iespēju savstarpējo sakarību noteikšanai vienlaikus izmantot lielākas makroekonomisko rādītāju kopas (piemēram, vairāk nekā 100 rādītājus). Atšķirībā no citiem viendimensijas un daudzdimensiju modeļiem (piemēram, autoregresijas, tilta vai vektoru autoregresijas modeļiem), kuros ietvertais mainīgo skaits parasti nepārsniedz astoņus rādītājus, faktoru analīzes metodes paver plašas iespējas precīzāk novērtēt koeficientus, pētīt sarežģītākas datu savstarpējās sakarības, izvērtēt līdz šim neizskaidrotas ekonomiskās teorijas koncepcijas. Vairāki pasaules vadošie pētnieki apgalvo, piemēram, ka, izmantojot faktoru modeļus, ir iespējams precīzāk prognozēt ekonomiskās aktivitātes rādītājus (reālo IKP, rūpniecības produkcijas apjomu, nodarbinātību, inflāciju), nekā izmantojot citas ekonometriskās prognozēšanas metodes (*Stock un Watson, 1999, 2002a; Boivin un Ng, 2005; Forni et al., 2005; Giannone et al., 2008; Bai un Ng, 2008*), tāpēc promocijas darbā tiek pēfītas faktoru modeļu salīdzinošās priekšrocības prognozēšanas kontekstā, kā arī nepieciešamie instrumenti un metodes faktoru modeļu priekšrocību noteikšanai. Turklāt promocijas darbā tiek izmantoti un novērtēti vairāki plaši izmantoti viendimensijas un daudzdimensiju ekonometriskie modeļi ekonomiskās aktivitātes prognozēšanai, lai salīdzinātu to prognozētspēju ar faktoru modeļu prognozētspēju.

Ņemot vērā iepriekš minēto, autors uzskata, ka **promocijas darbā ietvertās atziņas dod gan teorētisku, gan praktisku ieguldījumu** Latvijas ekonomikas zinātnē un ekonometrijas apakšnozares attīstībā. Autora izstrādātās faktoru modeļu metodes ekonomiskās aktivitātes prognozēšanai ir teorētisks, bet izstrādāto faktoru modeļu lietošana praksē – praktisks ieguldījums. Autora izveidoto IKP modelēšanas un prognozēšanas sistēmu varētu izmantot tādās iestādēs kā LR Finanšu ministrija, LR Ekonomikas ministrija, Latvijas Banka, komercbankas un zinātniskie institūti.

Promocijas darba ierobežojumi. Promocijas darbā tiek izmantots ekonomiskās aktivitātes jēdziens, ar to raksturojot visvairāk izmantojamo un analizējamo rādītāju – IKP, bet darba 3. nodaļas 3.3. apakšnodaļā ekonomiskās aktivitātes jēdziens tiek paplašināts, ietverot tajā vairākus rādītājus, kuri raksturo valsts ekonomisko aktivitāti plašākā skatījumā (reālais privātais patēriņš, reālās investīcijas, reālais eksports un imports, rūpniecības produkcijas apjoms, reģistrētais bezdarba līmenis).

Pētījuma objekts ir īstermiņa prognozēšana.

Pētījuma priekšmets ir faktoru analīzes metodes ekonomiskās aktivitātes prognozēšanā.

Promocijas darba mērķis ir novērtēt faktoru modeļu priekšrocības ekonomiskās aktivitātes prognozēšanas kontekstā un noteikt Latvijas gadījumā nepieciešamo instrumentu un metožu klāstu īstermiņa prognozēšanai.

Lai sasniegtu promocijas darba mērķi, tiek izvirzīti šādi **uzdevumi**:

1. Izpētīt faktoru analīzes metodes.
2. Izpētīt pasaules faktoru modeļu lietošanas praksi īstermiņa prognozēšanā.
3. Izpētīt ekonometrisko modeļu veidus ekonomiskās aktivitātes īstermiņa prognozēšanai.
4. Izpētīt reāla laika IKP datu ietekmi uz prognožu precizitāti.
5. Izstrādāt metodes dezagregēta IKP prognozēšanai.
6. Izveidot un aprobēt ekonometriskus faktoru modeļus IKP īstermiņa prognozēšanai.
7. Novērtēt faktoru modeļu ārpus izlases prognožu precizitāti.
8. Novērtēt eiro zonas monetārā šoka ietekmi uz Latvijas ekonomisko aktivitāti nosacīto prognožu kontekstā.
9. Izstrādāt priekšlikumus institūcijām un pētniekiem, kuri nodarbojas ar ekonomiskās aktivitātes prognozēšanu.

Pētījuma hipotēze – faktoru modeļu lietojums nodrošina precīzākas ekonomiskās aktivitātes īstermiņa prognozes nekā citas ekonometriskās prognozēšanas metodes.

Promocijas darbs ietver šādas **aizstāvamās tēzes**:

1. Latvijas ekonomikā eksistē kopējie statistiski nenovērojamie faktori, kuri izraisa vairāku makroekonomisko rādītājos svārstības. Šie nenovērojamie faktori var tikt novērtēti ar faktoru analīzes metodēm.
2. Efektīvu Latvijas IKP īstermiņa prognožu iegūšanai pietiek ar ne vairāk kā trim nenovērojamiem faktoriem.
3. Revidēto IKP datu izmantošana ārpus izlases prognozēšanā par augstu novērtē modeļu prognozēšanas precizitāti.

4. IKP īstermiņa ekonometriskā prognozēšana, lietojot faktoru modeļus, ir precīzāka, nekā prognozēšana, lietojot tādus tradicionālos ekonometriskās prognozēšanas modeļus kā autoregresijas, tilta vai vektoru autoregresijas modeļi.
5. Informāciju no IKP komponentēm var efektīvi izmantot IKP prognožu iegūšanai.

Autora zinātniskais ieguldījums. Promocijas darbā izstrādātās šādas zinātniskās novitātes:

1. Ar meta-analīzi tiek noteikts ieteicamais faktoru un mainīgo skaita diapazons faktoru modeļu lietojumam prognozēšanā.
2. Pierādīts reāla laika IKP datu izmantošanas lietderīgums prognožu novērtēšanai Latvijas gadījumā.
3. Izstrādāta novērtēšanas metode IKP komponentu prognozēšanai no ražošanas puses NACE klasifikācijas maiņas kontekstā.
4. Izstrādāts faktoru paplašinātais vektoru autoregresijas modelis (FAVAR) eiro zonas monetāro šoku ietekmes analīzei uz mazu atvērtu ekonomiku.

Autora praktiskais ieguldījums. Promocijas darbā izstrādātās šādas praktiskās novitātes:

1. Ar iepriekš veikto pētījumu meta-analīzi identificētas faktoru modeļu prognožu priekšrocības.
2. Lietojot statistiskus kritērijus un rekursīvas novērtēšanas metodes, novērtēta Latvijas nenovērojamo faktoru struktūra.
3. Pierādīts hierarhiski strukturētu datu izmantošanas lietderīgums faktoru modeļu novērtēšanā un prognozēšanā Latvijas gadījumā.
4. Latvijas gadījumā pierādīta faktoru modeļu priekšrocība, salīdzinot ar citu veidu plaši lietojamiem ekonometriskajiem modeļiem.
5. Novērtētas IKP faktoru modeļu prognozes no izlietojuma un ražošanas puses, un pierādīts dezagregēto modeļu lietderīgums Latvijas gadījumā.
6. Ar FAVAR modeli novērtēta eiro zonas monetārā šoka ietekme uz Latvijas ekonomiskās aktivitātes rādītājiem.

Pētījuma izmantotās metodes. Promocijas darbā tiek izmantotas vispārpieņemtās pētījumu kvalitatīvās un kvantitatīvās metodes, to skaitā monogrāfiskās dokumentu analīzes, grupēšanas, salīdzināšanas, vispārināšanas un grafiskās analīzes metodes. Darbā tiek izmantotas

statistiskās un ekonometriskās datu analīzes metodes: galveno komponentu metode, regresijas, maksimālās ticamības metode un cerību-maksimizācijas metode, meta-analīze, *bootstrap* metodes. Darbā pamatā izmantoti Latvijas Republikas Centrālās statistikas pārvaldes, Latvijas Bankas un *EUROSTAT* statistiskie dati. Aprēķini veikti izmantojot *MATLAB* 2011b, *Eviews* 7.2 un *Microsoft EXCEL* programmnodrošinājumu.

Promocijas darba struktūra un apjoms. Promocijas darbs sastāv no ievada, trīs nodaļām, secinājumiem un priekšlikumiem, kā arī literatūras saraksta. Darbā iekļautas 23 tabulas, 16 attēli, 69 formulas un 14 pielikumi. Literatūras sarakstā ir iekļauti 156 izmantotās literatūras un datu avoti.

Promocijas darba pirmajā nodaļā teorētiski pamatota nepieciešamība veikt valsts ekonomiskās aktivitātes īstermiņa ekonometrisku prognozēšanu un analizēta pasaulē aprobētā faktoru modeļu izmantošanas pieredze īstermiņa prognozēšanā. Balstoties uz zinātniskiem rakstiem par faktoru modeļu izmantošanu prognozēšanā, faktoru modeļu prognozēšanas precizitāte pētīta ar meta-analīzes metodi.

Promocijas darba otrā nodaļa veltīta faktoru modeļu lietojuma problēmju izpētei, veidojot IKP prognozes. Pirmkārt, apskatītas faktoru modeļu pamatā esošās datu struktūras reducēšanas metodes, analizētas to atšķirības un klasificēti faktoru modeļu novērtēšanas veidi. Otrkārt, analizētas mēneša rādītāju izvēles iespējas, reālā laika datubāzu izmantošanas ieguvumi un datu nepilnības problēmas faktoru modeļu īstermiņa prognozēšanas kontekstā. Treškārt, pētītas faktoru skaita novērtēšanas metodes un faktoru skaita ietekme uz prognožu precizitāti. Ceturtkārt, pētīta mainīgo izvēles un hierarhiski strukturētu datu ietekme uz ekonomiskās aktivitātes prognožu precizitāti.

Promocijas darba trešajā nodaļā tiek ekonometriski novērtēti faktoru modeļi dažos to lietošanas aspektos. Faktoru modeļu prognozētspēja tiek pētīta salīdzinājumā ar citiem ekonometriskajiem modeļiem un tiek analizētas faktoru modeļu priekšrocības. Faktoru modeļu lietojums IKP prognozēšanā tiek pētīts, izmantojot agregēto un dezagregēto pieeju. Latvijas ekonomiskā aktivitāte tiek novērtēta ar faktoru paplašināto vektoru autoregresijas (FAVAR) modeli. FAVAR modeļa lietojums tiek skatīts nosacīto prognožu kontekstā. Nosacītās prognozes ir aplūkotas no monetārās politikas viedokļa, nosakot monetāro instrumentu lietošanas ietekmi uz ekonomisko aktivitāti.

Darba nobeigumā tiek izklāstīti secinājumi un sniegti priekšlikumi LR Finanšu ministrijai, LR Ekonomikas ministrijai, Latvijas Bankai, Centrālajai Statistikas pārvaldei un komercbankām, kā arī zinātniekiem un dažādu nozaru pētniekiem.

Pētījuma veikšanas periods. Promocijas darbā izstrādātajiem modeļiem atsevišķās apakšnodalās izvēlēti atšķirīgi laika periodi, kas saistīti ar nepieciešamo statistisko datu pieejamību, to apkopošanas metodoloģiskajām īpatnībām un pētījuma veikšanas laiku.

Promocijas darba teorētiskais un metodoloģiskais pamats. Promocijas darba teorētiskais un metodoloģiskais pamats ir speciālā ekonomiskās teorijas literatūra un ekonometriskā literatūra, Latvijas un ārvalstu zinātnieku publicētie raksti, pētījumi, zinātnisko konferenču un semināru materiāli, LR CSP, Latvija Bankas, Valsts kases, ECB, *Eurostat*, statistiskie dati un metodoloģiskie materiāli.

Promocijas darba aprobācija:

Darbs:

Promocijas darba autors strādā Latvijas Bankas Monetārās politikas pārvaldes Monetārās izpētes un prognozēšanas daļā par vecāko ekonometristu, un daļa promocijas darba rezultātu tika aprobēti LB iekšējos semināros un pētījumos.

Pētījumu rezultātu prezentācija un apspriešana ārpus zinātniskām konferencēm:

1. LU Ekonomikas promocijas padomes sēdē 2014. gada 25. februārī.
2. LU EVF Ekonometrijas un biznesa informātikas atklātā katedras sēdē 2014. gada 21. janvārī.
3. LU EVF Ekonometrijas un biznesa informātikas katedras sēdē 2013. gada 12. septembrī.
4. LU EVF Matemātiskās ekonomikas katedras sēdē 2012. gada 24. septembrī.
5. "Enhancing predictability with factor models: alternative data weighting schemes": Conference of Baltic Central Banks, section of macroeconomics and research "New Forecasting Tools", held on 20 May 2011, Vilnius, Lithuania.
6. "Forecasting tools of GDP at the Bank of Latvia": Workshop of Bundesbank Centre for Technical Central Bank Cooperation, held on 25 March 2010, Frankfurt am Main, Germany.
7. "Short-term GDP forecast models at the Bank of Latvia": Conference of Baltic Central Banks, section of macroeconomics, held on 28 August 2009, Laulasmaa, Estonia.

Starptautiskās zinātniskās konferences:

1. *"Suite of Statistical Models Forecasting Latvian GDP"*: International scientific conference "Contemporary Issues in Business, Management and Education '2013", section "Financial Risk Management of Business Development", held on 14 November 2013, Vilnius, Lithuania.
2. *"Dinamiskā faktoru modeļa pielietošanas iespējas IKP prognozēšanā"*: Latvijas Universitātes 70. zinātniskā konference, sekcija "Tautsaimniecības rādītāju analīze un modelēšana", 2012. gada 2. februārī.
3. *„Transmission of Domestic and Euro Area Monetary Shocks in Latvia: Evidence from FAVAR Model”* (co-authors: K. Benkovskis, L. Fadejeva): Bulgarian National Bank International Scientific Conference "Small Open Economies' policy Options and Adjustment in the Case of a Global Economic Crisis"; held on 12 November 2010, Sofia, Bulgaria.
4. *"The Role of Nested Data on GDP Forecasting Accuracy Using Factor Models"*: 53rd International Scientific Conference of Daugavpils University, workgroup "Labour Market Competitiveness and the Knowledge Economy", held on 13 April, 2011, Daugavpils, Latvia.
5. *"GDP Modelling with Factor Model: An Impact of Nested Data on Forecasting Accuracy"*: Latvijas Universitātes 69. zinātniskā konference, sekcija "Latvijas tautsaimniecības ekonometriskie modeļi un analīze", 2011. gada 3. februārī.
6. *"Faktoru modeļu agregēta un dezagregēta pieeja IKP prognožu precizitātes mērīšanā"*: Latvijas Universitātes 68. zinātniskā konference, sekcija "Latvijas tautsaimniecības ekonometriskie modeļi un analīze", 2010. gada 4. februārī.

Zinātniskās publikācijas recenzējamos izdevumos:

1. Bessonovs, A. (2014). Suite of Statistical Models Forecasting Latvian GDP. *Procedia - Social and Behavioral Sciences* 110, pp. 1094-1105 (ScienceDirect).
2. Bessonovs, A. (2012b). Transmission of Monetary shocks: FAVAR Approach. *Journal of Economics and Management Research* 1, pp. 21-32 (ISSN 2255-9000).

3. Bessonovs, A. (2012a). The Role of Nested Data on GDP Forecasting Accuracy using Factor Models. *Proceedings of the 53rd International Scientific Conference of Daugavpils University*. Daugavpils: Daugavpils Universitātes Akadēmiskais apgāds „Saulē”, 2012 (ISBN 978-9984-14-563-1).
4. Benkovskis, K., Bessonovs, A., Feldkircher, M., Worz, J. (2011). The Transmission of Euro Area Monetary Shocks to the Czech Republic, Poland and Hungary. Evidence from a FAVAR Model. *Focus on European Economic Integration* Q3/11, pp. 8-36 (EconLit published by American Economic Association; IDEAS RePEc).
5. Bessonovs, A. (2011). GDP Modelling Using Factor Model: Impact of Nested Data on Forecasting Accuracy. *Scientific Papers of University of Latvia* 771, pp. 38-46 (ISBN 978-9984-45-421-4; ISSN 1407-2157).
6. Bessonovs, A. (2010). Faktoru modeļu agregēta un dezagregēta pieeja IKP prognožu precizitātes mērīšanā. *LU zinātniskie raksti. Ekonomika. Vadības zinātne*. Sējums 758, 22.-33. lpp. (ISBN 978-9984-45-289-0; ISSN 1407-2157).

1. EKONOMISKĀS AKTIVITĀTES ĪSTERMIŅA PROGNOZĒŠANA PASAULES PRAKSĒ

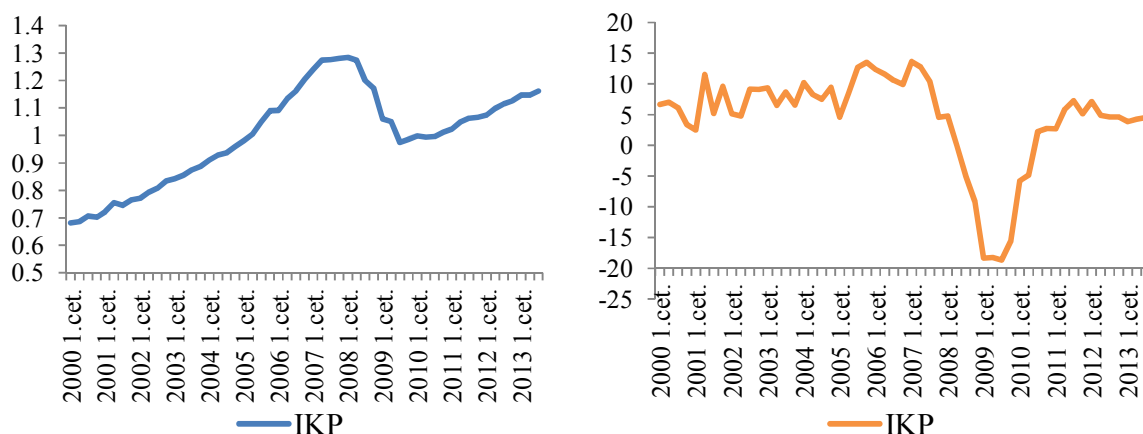
Šīs nodaļas 1.1. apakšnodaļā teorētiski pamatota nepieciešamība veikt valsts ekonomiskās aktivitātes īstermiņa ekonometrisko prognozēšanu, jo šāda veida prognozes nepieciešamas ekonomiskās politikas veidotājiem, lai pieņemtu adekvātus lēmumus. 1.2. apakšnodaļā analizēta pasaulē aprobētā pieredze faktoru modeļu izmantošanai īstermiņa prognozēšanā, un apskatīti vairāki faktoru modeļu lietošanas aspekti makroekonomikā. Balstoties uz zinātniskiem rakstiem par faktoru modeļu izmantošanu prognozēšanā un to lietošanas starptautisko pieredzi, 1.3. apakšnodaļā faktoru modeļu prognozēšanas precizitāte pētīta ar meta-analīzes metodēm.

1.1. Ekonomiskās aktivitātes prognožu loma ekonomiskās politikas veidošanā un uzņēmējdarbības plānošanā

Savlaicīgai informācijai par tautsaimniecības norisēm ir svarīga nozīme ekonomiskā analīzē, ekonomiskās politikas veidošanā un lēmumu pieņemšanā. Lai spētu adekvāti novērtēt situāciju un pieņemt atbilstošus un efektīvus lēmumus, ekonomiskās politikas veidotājiem un uzņēmējiem ir būtiski apzināties ekonomisko vidi, kurā viņi darbojas, un saprast, ko var gaidīt nākotnē. Ekonomiskās politikas veidotāju neizprotamā rīcības valsts līmenī atspoguļojas arī uzņēmumu un mājsaimniecību līmenī. Nenoteiktība saistībā ar valsts finanšu situāciju, tai skaitā nodokļu ieņēmumiem un izdevumiem, sarežģī lēmumu pieņemšanu pārējiem tautsaimniecības dalībniekiem (uzņēmumiem, mājsaimniecībām, nevalstiskām organizācijām). Augstāka riska uztveres dēļ uzņēmēji var atlikt vai izbeigt investīciju projektus, atlikt nodarbinātības pasākumus, bet mājsaimniecības var samazināt patēriņa izdevumus, tādēļ politiķiem jāspēj savlaicīgi reaģēt uz makroekonomiskām svārstībām valstī.

Pēdējā desmitgadē Latvijas tautsaimniecības attīstība bijusi svārstīga. Ekonomikas uzplaukumu 2005.–2007. gadā, kas veicināja valsts ekonomikas nesabalansētību, nomainīja ekonomikas sabrukums. Pasaules finanšu krīze 2008.–2009. gadā smagi skāra Latvijas tautsaimniecību, nozīmīgi paaugstinot tautsaimniecības attīstības nenoteiktības līmeni un sarežģījot lēmumu pieņemšanu ekonomiskās situācijas stabilizēšanai. Latvijas ekonomika

2009. gadā saruka gandrīz par 20%, salīdzinot ar maksimālo līmeni 2007. gadā iekšzemes kopprodukta izteiksmē, kam sekoja straujš Latvijas ekonomiskās aktivitātes pieaugums 2011.–2013. gadā (skatīt 1.1.1. attēlu).



(a) Sezonāli izlīdzināti IKP līmeņa dati,
(indekss, 2010 = 100)

(b) IKP gada pieauguma tempi,
sezonāli neizlīdzināti dati (%)

1.1.1. attēls. Reālais IKP (2010. gada salīdzināmajās cenās).

Kad runā par ekonomisko aktivitāti, ar to bieži vien saprot saimnieciskās darbības procesu ekonomikā. Ekonomiskās aktivitātes definīcija ir cieši saistīta ar ekonomikas jēdzienu un tajā definētas darbības, kas saistītas ar preču un pakalpojumu ražošanu, sadali un patēriņu. Piemēram, rūpniecības produkcijas apjoma, bezdarba un nodarbinātības, privātā patēriņa un investīciju apjoma izmaiņas parāda tautsaimniecības dalībnieku aktivitāti un rosību, lai sasniegtu augstāku labklājības līmeni. Lai apkopotu daudzpusīgu informāciju par valsts ekonomisko aktivitāti un izteiktu to kā vienu rādītāju, aprēķina valsts IKP. IKP ir viens no galvenajiem ekonomisko aktivitāti atspoguļojošajiem rādītājiem.

Piemēram, dati par IKP ir ļoti svarīgi, jo tajos ietverta plaša informācija par iekšzemes ekonomisko aktivitāti visos tautsaimniecības sektoros. IKP kā tautsaimniecības raksturojošu rādītāju izmanto vadošās starptautiskās organizācijas, t.i., Starptautiskais Valūtas fonds, Pasaules Banka, Eiropas Komisija, Ekonomiskās sadarbības un attīstības organizācija. IKP attīstības dinamikas analīze ir šo organizāciju ekonomiskās politikas veidošanas pamatā. IKP var izmantot, vērtējot kādas konkrētas valsts labklājības līmeni. IKP dod iespēju arī salīdzināt valsts sasniegumus laikā, kā arī salīdzināt atsevišķu valstu vai valstu grupu sasniegumus.

Nobela prēmijas laureāts *P. Samuelson* savā grāmatā (*Samuelson un Nordhaus, 1995*) alegoriski atzīmē, ka, tāpat kā satelīts kosmosā, kurš novēro laika apstākļus veselā kontinentā, IKP parāda valsts kopējo ekonomisko stāvokli, palīdzot valsts prezidentam, parlamentam un centrālajai bankai spriest, vai valsts ekonomika atrodas recesijas vai ekspansijas stāvoklī. Bez tāda ekonomikas agregētā mēra kā IKP ekonomiskās politikas veidotāji atrastos neorganizētas datu jūras viļņu varā. *Samuelson un Nordhaus (1995)* rezumē, ka IKP un līdzīgie makroekonomiskie rādītāji ir kā bākas ekonomikas politikas veidotājiem, palīdzot sasniegt galvenos ekonomiskos mērķus.

IKP ietverto informāciju izmanto ne tikai valsts ekonomiskās aktivitātes raksturošanai, bet arī par orientieri lēmumu pieņemšanā. Latvijā un Eiropas Savienībā politiskos lēmumus un instrumentus pārsvarā pamato ar IKP. Ar valsts finansēm saistītie politiskie mērķi lielākoties tiek izteikti procentos pret IKP, piemēram, valsts aizsardzības izdevumi, veselības aprūpes izdevumi vai izdevumi pētniecībai un zinātnei. Eiro zonas valstu fiskālā politika tiek koordinēta, pamatojoties uz ES Stabilitātes un izaugsmes paktā minētajiem kritērijiem. Divi no četriem paktā definētajiem kritērijiem izteikti procentos pret IKP, t.i., budžeta deficīts un valsts parāds (*European Council, 1997*). Ņemot vērā IKP svarīgumu, promocijas darbā tiek analizēts tieši šis ekonomisko aktivitāti atspoguļošais makroekonomiskais rādītājs.

Lai gan IKP ir svarīgs iekšzemes ekonomiskās aktivitātes rādītājs, tomēr politikas veidotājiem tas ir pieejams tikai ar lielu novēlošanos. Latvijas IKP tiek publiskots 70. dienā pēc pārskata perioda beigām. Informācijas saņemšana novēlojas ilgāk nekā divus mēnešus. Tas nozīmē, ka politikas veidotājiem lēmumu pieņemšanas laikā ir pieejama novecojusi informācija. Alegoriski situāciju var salīdzināt ar automobiļa vadīšanu, skatoties tikai atpakaļskata spogulī. Tātad politikas veidotājiem lēmumi jāpieņem, balstoties uz neaktuālu, novecojušu informāciju. Šāda rīcība ir ne tikai nevēlama, bet arī riskanta.

Lai nodrošinātu statistiskās informācijas savlaicīgumu, Eiropas Komisija piedāvājusi vairākas iniciatīvas. Viena no iniciatīvām tika ieviesta praksē 2003. gadā, un nosaka publicēt IKP ātro novērtējumu (*Eurostat, 2009*). Tas ir pieejams 45 dienas pēc pārskata perioda beigām. Lai arī IKP novērtējums tagad ir pieejams daudz ātrāk, nepieciešamā informācija joprojām kļūst zināma samērā vēlu. Lai arī *Eurostat* metodoloģija (2003) nosaka, ka IKP ātrā novērtējuma definīcija atšķiras no apsteidzošo rādītāju un prognožu definīcijām, tomēr IKP ātrais novērtējums balstīts uz statistiskām aprēķināšanas metodēm, tātad to ietekmē konjunktūras indikatori.

Lai informācija par IKP tiktu saņemta pēc iespējas ātrāk, to iespējams prognozēt ar ekonometriskās prognozēšanas metodēm. Tādējādi īstermiņa prognozēšanas modeļiem ir svarīga loma esošās ekonomiskās situācijas apzināšanā, turklāt to izmantošana sniedz politikas veidotājiem savlaicīgu informāciju par IKP. Lai veiksmīgi noteiktu tuvākās attīstības tendences, ir nepieciešami tādi īstermiņa ekonometriskās prognozēšanas modeļi, kuri sniedz pēc iespējas precīzākas prognozes tuvākajam laika periodam. Latvijā īstermiņa prognozēšanas aktualitāte būtiski pieaugusi krīzes laikā. Pasaules finanšu krīzes skartajā Latvijas tautsaimniecībā nozīmīgi pieauga ekonomiskās aktivitātes svārstības. Lielākas svārstības savukārt nozīmē lielākus makroekonomiskos riskus.

Īstermiņa prognozēšana ir aktuāla arī starptautiskā mērogā. ECB prasības eiro zonas valstu centrālajām bankām nosaka, ka galveno makroekonomisko rādītāju prognozēšana jāveic divreiz gadā (ECB, 2001). Balstoties uz ECB monetārās politikas otro pīlāru, jāpieņem, ka eiro zonas valstu makroekonomiskās prognozes ir nozīmīgas valsts esošā un nākotnes ekonomikas stāvokļa noteikšanai. ECB nosaka kārtību, kādā nacionālās bankas veic makroekonomisko prognozēšanu un informācijas apmaiņu starp nacionālo banku pārstāvjiem un integrē to kopējā novērtējumā. Svarīgā loma kopējo makroekonomisko prognožu veikšanā ir arī īstermiņa prognozēšanai.

1.2. Faktoru modeļu lietojums ekonomiskajā analīzē un īstermiņa prognozēšanā

Pēdējās divās desmitgadēs makroekonomisko rādītāju analīzē un prognozēšanā plaši tiek izmantoti faktoru modeļi. Faktoru modeļu koncepcijas izmantošana ekonomikā ir vienkārša. Tā nosaka, ka ekonomikā daudzu makroekonomisko rādītāju dinamiku vienlaikus iespaido daži latentie jeb nenovērojamie faktori, kuri nav novērojami ekonomikā, un dati par tiem nav publicēti oficiālajos avotos. Piemēram, ekonomikas uzplaukuma fāzē daudzi makroekonomikas rādītāji mainās vienā virzienā, aug ražošanas apjoms, samazinās bezdarbs, un pieaug privātais patēriņš. Savukārt ekonomikas krituma fāzē ir otrādi, tie paši rādītāji mainās pretējā virzienā, t.i., samazinās ražošanas apjoms, pieaug bezdarbs, un mājāsaimniecības samazina savu patēriņu. Tātad nenovērojamie faktori ietekmē makroekonomisko rādītāju dinamiku, un nenovērojamo faktoru novērtēšanas iespēja ir liels ieguvums, kuru varētu izmantot precīzāku prognožu aprēķināšanai.

Faktoru analīzes metodes prognozēšanā

Iespējams, pirmie zinātnieki, kas 20. gadsimta vidū faktoru analīzei līdzīgas metodes izmantoja makroekonomikā, bija *A. F. Burns* un *W. C. Mitchell*. Šo autoru pētījumi sniedza ieguldījumu biznesa ciklu izpētē. Tieši *Burns* un *Mitchell* (1946, 1951) savos darbos atzīmē, ka daudzie makroekonomiskie rādītāji vienlaicīgi mainās vienā vai otrā virzienā (ekspansijas vai recesijas laikā). Minēto autoru analizētie makroekonomiskie rādītāji aptvēra dažādus ekonomikas aspektus – produkcijas izlaides un ienākuma rādītāji, cenas indeksi, procentu likmes, banku operācijas utt. Savā pētījumā viņi nosaka konkrētus mēnešus, kad rādītājiem ar līdzīgu dinamiku rodas pagriezienu punkti, iegūstot informāciju par biznesa cikla pagriezienu punktiem, t.i., nosaka brīdi, kad ekonomikas ekspansijas fāzi nomaina recesijas fāze un otrādi. Šā pētījuma rezultāti ļāva aprēķināt apsteidzošos (*leading*) indeksus, kuri savukārt noteica biznesa cikla fāzi. Turklāt *A. F. Burns* un *W. C. Mitchell* atdala biznesa cikla fāzes, t.i., recesiju un uzplaukumu, un analizē tautsaimniecības uzvedību katrā no šīm fāzēm atsevišķi, izmantojot apsteidzošus indeksus. Izmantojot mainīgos ar līdzīgām tendencēm, apsteidzošie indeksi tiek konstruēti, piešķirot katram izvēlētajam rādītājam specifisku svaru.

Metodes, kuras izmanto *A. F. Burns* un *W. C. Mitchell*, ir līdzīgas faktoru analīzes metodēm. Faktoru analīzes metožu ideja ir iegūt svarus jeb slodzes, ar kuru palīdzību varētu nosvērt novērojamos mainīgos un iegūt nenovērojamos jeb latentos faktorus. Dažādām faktoru analīzes metodēm ir atšķirīgs teorētiskais pamatojums un matemātisko instrumentu klāsts.

Lai arī faktoru analīzes metodes tika izstrādātas 20. gadsimta sākumā, jāsaka, ka ilgu laiku tās ekonomikā netika izmantotas. Visticamāk, zinātnisko darbu trūkums un apgrūtināši matemātiskie aprēķini liedza izmantot faktoru analīzes priekšrocības makroekonomikā. Pēdējās divās trīs desmitgadēs strauji attīstījušās informācijas tehnoloģijas un skaitļošanas tehnika. Pašlaik tehnoloģiskie risinājumi dod iespēju analizēt aizvien lielākas datu kopas. Nozīmīgā tehnoloģiskā attīstība ir veicinājusi arī strauju teorētisko metožu attīstību.

Pagājušā gadsimta 70.-80. gados, balstoties uz *Burns* un *Mitchell* (1946) atziņām, parādās vairāki darbi, kuros izmantotas faktoru analīzes metodes ekonomikā. *Sargent* un *Sims* (1977) un *Stock* un *Watson* (1989, 1991) izmanto dinamisko faktoru modeli (DFM) un iegūst nenovērojamo faktoru no makroekonomisko rādītāju datu kopas, kuru turpmāk izmanto biznesa ciklu prognozēšanā.

Līdztekus faktoru modeļi tiek pētīti un izmantoti arī finanšu analīzē. *Chamberlain* un *Rothschild* (1983), *Connor* un *Korajczyk* (1986) lieto faktoru analīzi un pārbauda arbitražas cenu teoriju. *Jones* (2001) modificē faktoru analīzes metodes lietošanu, lai izmantotu to ienesīguma līmeņa izskaidrošanā, ņemot vērā ienesīguma atlikuma heteroskedasticitāti, un secina, ka modificētā metode, skaidrojot ienesīguma līmeni, ir efektīvāka.

Pētījumos, kas veikti pēdējā desmitgadē, lai analizētu lielas datu kopas lietojumu prognožu novērtēšanā un salīdzināšanā, pētnieki lieto ārpus izlases prognozēšanas metodes. *Stock* un *Watson* (1999) analizē faktoru prognozes inflācijai ASV, kur faktori tiek novērtēti ar galveno komponentu (PCA) metodi 147 mēneša rādītāju datu kopai. Viņi atklāj, ka prognozēm, kas balstītas uz vienu faktoru, un aprēķinātas, izmantojot reālās aktivitātes rādītājus, prognozēšanas kļūda kopumā ir mazāka nekā prognozēm, kas balstītas uz parastiem autoregresijas paraugmodeļiem un tradicionālajiem uz Filipa līkni balstītajiem modeļiem. *Stock* un *Watson* (2002b) atklāj iespēju būtiski uzlabot reālo mainīgo prognozēšanu. Izmantojot ar PCA novērtētus dinamiskos faktorus lielai datubāzei, kuru veido 215 tautsaimniecības mēneša rādītāji ASV, *Bernanke* un *Boivin* (2003) apstiprina iepriekšminēto autoru atklājumu, ka dinamisko faktoru izmantošana būtiski uzlabo prognožu kvalitāti, kā arī izsaka trīs nozīmīgus secinājumus. Pirmkārt, ka datu izvēle, t.i., mainīgo skaits un mainīgo dažādība nozīmīgi ietekmē gala rezultātu. Otrkārt, ka daudz mazāka ietekme uz prognozes kvalitāti ir datiem, kas publicēti iepriekš, pretstatā reāla laika datiem¹ (reālā laika dati ir tādi dati, kuri ir pieejami to analīzes momentā, t.i. nerevidēti dati). Treškārt, ka kombinēto prognožu precizitāte var būt labāka par individuālo prognožu precizitāti.

Boivin un *Ng* (2006) izmanto PCA un svērto PCA faktoru novērtēšanas metodi, lai, balstoties uz 147 mēneša ekonomiskajiem rādītājiem ASV, iegūtu nepieciešamos faktorus un salīdzinātu prognozes. Viņi atklāj, ka, izmantojot svērto PCA faktoru novērtējumu, prognoze ir precīzāka, nekā izmantojot PCA faktoru novērtējumu. Tomēr šī sakarība ir novērojama, tikai prognozējot reālos mainīgos (ražošanas apjoms, reālais iedzīvotāju ienākums, reālais tirdzniecības apjoms, nodarbināto skaits), bet sakarība neapstiprinās, prognozējot nominālos mainīgos (patērētāju cenu indekss, iedzīvotāju patēriņa izdevumu indekss, ražotāju cenu indekss).

Virkne ievērojamu pētījumu par dinamisko faktoru modeļu izstrādi parādīti *Forni et al.* (2000, 2005) un *Forni* un *Lippi* (2001) darbos. Viņi izstrādā jaunu vispārēju dinamisko faktoru

¹ Reālā laika datu būtība ir plašāk apskatīta promocijas darba 2.nodaļā.

modeli (GDFM, *Generalised Dynamic Factor Model*) finanšu un makroekonomisko rādītāju empīriskai analīzei gan šķērsgriezumā (*cross-section*), gan laikā gadījumos, kad novērojumu skaits ir liels skaitlis. GDFM modelis vispārina *Chamberlain* un *Rothschild* (1983) modeli, atļaujot seriālo korelāciju starp laika rindām (*across*) un laika rindās (*within*), kā arī vispārina *Sargent* un *Sims* (1977) DFM modeli, ignorējot idiosinkrātisko kļūdu ortogonalitātes pieņēmumu. *Forni et al.* (2003) veikuši eiro zonas ražošanas apjoma un inflācijas prognozēšanas eksperimentu, izmantojot eiro zonas valstu 447 mēneša mainīgos faktoros. Viņi izmanto divus faktoru modeļus, lietojot dažādas faktoru novērtēšanas metodes, un salīdzina tos ar viendimensijas modeļiem, kā arī pārbauda, vai finanšu rādītāji palīdz makroekonomisko rādītāju prognozēšanā. *Forni et al.* secina, ka, izmantojot faktoru modeļus, iespējams sasniegt labākus rezultātus. Turklāt būtiska atšķirība starp abām metodēm nav novērota, un finanšu rādītāji palīdz prognozēt inflāciju, bet ne ražošanas apjomu.

Brisson et al. (2003), prognozējot IKP, inflāciju un investīciju apjomu Kanādā, izmanto statisko un dinamisko faktoru modeli ar dažāda veida modeļos izmantotajām lagu un datubāzu modifikācijām un datubāzi, kurā iekļauti 66 Kanādas rādītāji un 67 citu valstu rādītāji. Balstoties uz prognozētspējas un prognožu informatīvā satura noteikšanas metodēm (respektīvi, *Diebold* un *Kilian*, 2001; un *Galbraith*, 2003), viņi atzīst, ka šos mainīgos relatīvi grūti prognozēt, un atklāj, ka uz faktoriem balstītas faktoru prognozes dod ievērojamu ieguvumu īsā laika periodā, bet, salīdzinot ar viendimensijas modeļiem, ilgtermiņā ieguvums ir niecīgs.

Artis et al. (2005) lieto dinamisko faktoru modeli, lai prognozētu Lielbritānijas ekonomikas attīstību, izmantojot 80 mainīgos apmēram ar 30 modeļu specifikācijām. Viņi prognozē deviņus svarīgākos mēneša rādītājus, t.s. reālos, nominālos un finanšu rādītājus. Ar sešiem faktoriem viņi izskaidro aptuveni 50% mainīgo variāciju. *Artis et al.* (2005) secina, ka faktoru lietošana prognozēšanas procesā, salīdzinot ar AR un VAR modeļiem, rada apmēram 20% uzlabojumu, ja izmanto reālos un nominālos rādītājus, bet, ja izmanto finanšu rādītājus, ieguvums ir nedaudz mazāks.

Pastiprināta uzmanība faktoru modeļu izpētei un lietošanai tiek pievērsta arī Vācijā, pētot tās ekonomisko aktivitāti. *Dreger* un *Schumacher* (2004) ($n = 121$), *Schumacher* un *Breitung* (2008) ($n = 50$) prognozē Vācijas IKP ar faktoru modeli un salīdzina rezultātus, izmantojot dažādas datubāzu specifikācijas. Viņu prognožu rezultāti liecina, ka faktoru modeļi nav pietiekami precīzi, lai prognozētu Vācijas IKP, turklāt prognozes rezultāti ir nozīmīgi atkarīgi no

datubāzes specififikācijas izvēles (reālā laika, sabalansēta vai jauktu frekvenču datubāzes). Šādi prognožu rezultāti veicina turpmāku faktoru modeļu izpēti, lai uzlabotu prognozes.

Aktuāls jautājums ir nenovērojamo faktoru iegūšanas metodes. *Schumacher* (2007) salīdzina trīs dažādas faktoru iegūšanas metodes: izmantojot pirmo nenovērojamo faktoru iegūšanas metodi, faktorus iegūst ar statiskās galveno komponentu analīzes palīdzību (*Stock* un *Watson*, 2002b), izmantojot otro nenovērojamo faktoru iegūšanas metodi, faktorus iegūst ar dinamisko galveno komponentu analīzes palīdzību (*Forni et al.*, 2003, 2005), izmantojot trešo metodi, faktorus iegūst ar stāvokļa un telpas modeļa palīdzību (*Kapetanios* un *Marcellino*, 2009). *Schumacher* (2007) secina, ka otrā un trešā metode vairāku modeļu specififikāciju vidū dominē prognožu precizitātes ziņā, bet faktoru modeļu prognoze ir kardināli atkarīga no informatīvajiem kritērijiem, piemēram, statisko un dinamisko faktoru skaita. Nepareiza modeļa specififikācija rada nozīmīgu prognožu precizitātes zudumu.

Ajevskis un Davidsons (2008) veido divus dinamiskos faktoru modeļus (respektīvi, *Stock* un *Watson*, 2002a un *Forni et al.*, 2000, 2005), Latvijas gadījumā izmantojot 126 laika rindas. Viņi secina, ka abi modeļi spēj uzlabot prognozes kvalitāti, taču uzlabojums nav nozīmīgs, ja vērtējums tiek balstīts uz formāliem statistikas testu rezultātiem. Tomēr viņi atzīst, ka, lietojot šādus modeļus, tiek izmantoti dati par īsu laika periodu, un rezultātus nevar uzskatīt par galīgiem, turklāt viņu pētījumā lietota sabalansēta datubāze, kas ir svarīgs pētījuma trūkums, jo operatīvajai informācijai, kura šajā gadījumā netiek ņemta vērā, īstermiņa prognozēšanā ir liela nozīme.

Nesenu pētījumu rezultāti, kuru mērķis ir faktoru modeļu vērtējuma uzlabošana, pierāda, ka joprojām pastāv teorētiskas un praktiskas iespējas uzlabot ekonometrisko metožu lietošanas precizitāti. *Boivin* un *Ng* (2006), *Bai* un *Ng* (2008) novēroja, ka mainīgo skaita palielināšana datubāzē ne vienmēr dod labākus rezultātus, t.i., mazāko prognozēšanas kļūdu. Tieši šis arguments deva impulsu mainīgo izlases teorētiskai izpētei. *Boivin* un *Ng* (2006) jautājumu par mainīgo skaitu un mainīgo kompozīciju uzskata par svarīgu faktoru modeļu prognožu kontekstā. Viņi veic datu simulācijas analīzi un secina, ka modeļa „pārpildīšana” ar mainīgajiem un rezultātu pasliktināšanās var rasties gadījumos, kad faktoru modeļa idiosinkrātiskās kļūdas savstarpēji korelē (*cross-correlated*). Minētie pētnieki veic *Monte Carlo* simulācijas un pierāda, ka faktoru vērtējuma efektivitāte ir atkarīga ne tikai no mainīgo skaita N , bet arī no tā, vai mainīgie ir pietiekami informatīvi. Šādi viņi argumentē nepieciešamību pirms analīzes rūpīgi izvēlēties mainīgos un rekomendē pirmdatu apstrādē izmantot dažādus kritērijus. Līdzīgi

secinājumi par datu izvēli izdarīti arī pētījumos, kuros izmantoti dati par eiro zonu un lielākajām Eiropas valstīm (skatīt *Caggiano et al.*, 2011).

Bai un *Ng* (2008) piedāvā jaunu metodi, faktoru modeļu novērtēšanā izmantojot mērķa izskaidrojošos mainīgos (*targeted predictors*). Jaunās metodes galvenā ideja ir PCA novērtēšanas laikā izvēlēties tādus mainīgos, lai neatkarīgie mainīgie, izdarot izskaidrojamo mainīgo prognozēšanu, būtu pietiekami informatīvi. Mainīgo izvēles process notiek saskaņā ar noteiktiem kritērijiem, kurus izvēlas pats pētnieks. *Bai* un *Ng* (2008) analizē virkni kritēriju, balstoties uz izmantoto mainīgo savstarpējo mijiedarbību. Lietojot vairākas datubāzu specifiskācijas, prognozēšanas izlašu periodus un prognozēšanas horizontus, viņi atklāj, ka, izmantojot pēc dažādiem kritērijiem izvēlētos mērķa izskaidrojošos mainīgos, sistemātiski tiek samazināta prognozēšanas kļūda, kā arī tiek identificētas veiksmīgākas kritēriju shēmas. Empīriskie pētījumi (*Schumacher*, 2010, *Silverstovs* un *Kholodilin*, 2009) par mērķa mainīgo izvēli pirms lietošanas modelī pierāda minētās pieejas lietderību.

Ekonomiskās aktivitātes prognozēšana reālā laikā

Uz dinamiskiem faktoru modeļiem balstītas metodes tiek izmantotas, arī veidojot reāla laika ekonomiskās aktivitātes indeksus, kad tiek izmantots liels mainīgo skaits. Divi piemēri: Čikāgas Federālo rezervju bankas (FRB) publicētais nacionālās aktivitātes mēneša indekss (CFNAI, *Chicago Fed National Activity Index*) un Eiropā CEPR institūta publicētais mēneša indekss (EuroCOIN, *Euro area Coincident Indicator*). Čikāgas FRB sava indeksa veidošanā izmanto 85 mēneša reālos mainīgos un novērtē to kā vienu PCA faktoru. Indeksa veidošanas mērķis ir nodrošināt objektīvu statistisko ekonomiskās aktivitātes mēru reālā laikā (FRB, *Federal Reserve Bank of Chicago*, 2011). Čikāgas FRB izmanto CFNAI indeksu ne tikai reāla laika ekonomiskās aktivitātes mēram, bet arī ekonomisko ciklu izskaidrošanai un prognozēšanai. Tā kā CFNAI indekss tiek veidots no mēneša rādītājiem, kurus raksturo augsta svārstīguma pakāpe, arī indekss ir izteikti svārstīgs. Lai apietu augsto indeksa svārstīgumu, izmanto indeksa trīs mēnešu slīdošo vidējo (CFNAI-MA3). Pētījumu rezultāti liecina, ka CFNAI-MA3 mēneša indekss efektīvi fiksē recesijas un uzplaukuma periodus. Izmantojot dažādus sliekšņa līmeņus, tiek konstatēta ekspansijas vai recesijas iestāšanās varbūtības nozīmīguma pakāpe. Indeksu izmanto arī inflācijas spiediena varbūtības noteikšanai. Tomēr, kā atzīmē indeksa autori, inflācijas virziena noteikšana ar indeksa palīdzību ne vienmēr bijusi precīza.

Līdzīgi CFNAI indeksam Eiropā Itālijas Centrālās bankas paspārnē ir izstrādāts EuroCOIN mēneša indekss (*Altissimo et al.*, 2003; *Altissimo et al.*, 2010). Lai gan abiem indeksiem ir līdzīgs mērķis, principiāli atšķiras to novērtēšanas un iegūšanas metodes.

Sastādot EuroCOIN indeksu, autoru galvenā doma bija tāda ekonomiskās aktivitātes reālā laika novērtējuma iegūšana, kurš ir visaptverošs, objektīvs un savlaicīgs, turklāt neatspoguļo īslaicīgas ekonomikas svārstības. Lai izfiltrētu īstermiņa svārstības, *Altissimo et al.* (2010) izmanto *bandpass* filtrāciju un aprēķina vidējā un ilgtermiņa ekonomiskās aktivitātes pieauguma tempu (MLRG, *Medium to Long-Run Growth*). Autori izmanto 145 mēneša rādītājus par eiro zonas ekonomisko aktivitāti, aptverot vairākas ekonomikas nozares. Tā kā IKP rādītājs tiek publicēts ar lielu laga periodu, bet vairāki mēneša rādītāji ir pieejami īsi pēc pārskata perioda beigām, EuroCOIN novērtējumā var izmantot savlaicīgu mēnešu rādītājos ietvertu informāciju. Balstoties uz dinamiskā faktora modeļa īpašībām (*Forni et al.*, 2000, 2005), autori iegūst kopējo komponenti. Lietojot *bandpass* filtru kopējai komponentei, iegūst faktoru MLRG novērtējumu, kuru projicējot uz IKP MLRG komponenti, savukārt iegūst EuroCOIN novērtējumu. Vairākas statistiskās metodes ir apvienotas vienā modelī, lai, pirmkārt, iegūtu savlaicīgu ekonomikas stāvokļa novērtējumu, kurš ir pieejams īsi pēc attiecīgā mēneša beigām. Otrkārt, indikators parāda ekonomiskās aktivitātes vidējās un ilgtermiņa komponentes tendenci, uz kuru pēc būtības jābūt vērstai valsts ekonomiskajai politikai. Veicot reālā laika simulācijas, *Altissimo et al.* (2010) apgalvo, ka EuroCOIN labāk nekā konkurējošie indikatori signalizē par ekonomikas pagriezienu punktiem un ļauj sekmīgi prognozēt IKP vienam un diviem nākamajiem periodiem.

Monetārās politikas ietekmes novērtēšana

Bernanke et al. (2005) savā nozīmīgajā darbā atzīmē trīs iespējamās problēmas, kas var rasties, izmantojot VAR modeļus monetārās politikas šoku novērtēšanā. Pirmkārt, centrālās bankas un ekonomikas dalībnieki, pieņemot lēmumus, analizē daudz vairāk informācijas, nekā ir iekļauts VAR modelī. Tādējādi monetārās politikas šoku novērtēšanas rezultāts ar VAR modeli varētu būt neprecīzs, jo neanalizē visus materiālus, uz kuriem balstīti pieņemtie lēmumi. Otrkārt, koncepcija par „ekonomiskās aktivitātes” jēdzienu ir pietiekami brīva, tāpēc laika rindu izvēle ekonomiskās aktivitātes apzīmējumam un tālāk to iekļaušana modelī ir diezgan specifiska. Treškārt, impulsu reakciju funkcijas iespējams novērot tikai tiem mainīgajiem, kuri tiek iekļauti VAR modelī, kas savukārt atspoguļo tikai mazu daļu to mainīgo, kuri interesē politikas veidotājus un pētniekus. Tādējādi *Bernanke et al.* (2005) piedāvā novērtētos faktorus tālāk

izmantot VAR modeli, nosaucot jaunizveidoto modeli par faktoru paplašināto vektoru autoregresijas modeli (FAVAR).

Bernanke et al. (2005), pirmkārt, parāda, kā VAR modeli varētu paplašināt, izmantojot daudz lielāku informācijas avotu skaitu, tai pati laikā nezaudējot novērtēšanas kvalitāti, salīdzinājumā ar parasto VAR modeli. Otrkārt, pētījuma autori secina, ka, izmantojot FAVAR modeli, ir iespējams precīzāk identificēt monetārās transmisijas mehānismu. Treškārt, FAVAR modeļa lietošana palīdz atrisināt „cenu mīklas” problēmu, ko savulaik *Sims* (1992) nosauc par nepietiekamās informācijas problēmu, kura netiek iekļauta modelī, jeb izlaisto mainīgo nobīdi (*omitted variable bias*). Kaut gan *Bernanke et al.* (2005) izmanto FAVAR modeli, lai iegūtu impulsu reakcijas funkciju, to varētu izmantot arī makroekonomisko rādītāju prognozēšanā.

Publicējot savu darbu, *Bernanke et al.* (2005) deva būtisku impulsu tālākiem ekonometrijas pētījumiem. Lielas informācijas datu kopas vienlaicīga analizēšana ir liels izaicinājums ekonomisko sakarību kvantitatīvā noteikšanā. Vairākos dažādu autoru darbos: *Bernanke et al.* (2005), *Boivin un Giannoni* (2006), *Benkovskis et al.* (2011), *Mumtaz* (2010), *Uhlig un Ahmadi* (2009), *Eickmeier et al.* (2011a) tiek analizēta monetārās politikas ietekme uz valsts ekonomiskajiem procesiem, t.i., tiek analizēti kādas konkrētas monetārās politikas cēloņi un sekas, balstoties uz reāliem un nomināliem ekonomiskiem rādītājiem, vienlaikus izmantojot VAR modelī lielu datu kopu. Vairāki no minētajiem autoriem, izstrādājot FAVAR modeļus, izmanto dažādas ekonometriskās novērtēšanas metodes.

Boivin un Giannoni (2006) FAVAR modelī izmanto lielās makroekonomisko datu kopas un analizē ASV monetārās transmisijas efektivitāti četrdesmit gadu laikā. *Boivin un Giannoni* (2006) konstatē, ka kopš 1980. gadiem ASV monetārā politika ir kļuvusi daudz efektīvākā, un monetārās politikas radītie šoki mazākā mērā ietekmē ekonomisko aktivitāti un inflāciju, tātad monetārā politika kļuvusi stabilizējošāka. Raksturojot šīs tendences cēloņus, autori uzskata, ka dominējošā loma šo pārmaiņu rašanās mehānismā ir monetārās politikas lēmumu pieņemšanai, mērķtiecīgāk reaģējot uz valsts iedzīvotāju inflācijas gaidām.

Mumtaz (2010) lieto FAVAR modeli, vērtējot monetārās politikas lomu Lielbritānijas ekonomikā kopš 1970. gadiem. Viņš veido jaunu metodi un novērtē monetārās politikas ietekmi, izmantojot FAVAR modeli un laikā mainīgo parametru jeb vienkārši mainīgo parametru FAVAR (*Time-Varying FAVAR* jeb TV-FAVAR) un lietojot Baiesa metodi parametru, impulsu un

reakcijas funkciju novērtēšanai. *Mumtaz* (2010) apgalvo, ka kopš monetārās politikas kursa maiņas 1992. gadā, izvirzot cenu stabilitāti par šīs politikas mērķi (*inflation targeting*), produkcijas izlaide un inflācija Lielbritānijā kļuvusi mazāk svārstīga un mazāk pastāvīga (*less persistent*). Turklāt līdzīgi reaģē arī naudas masas pieaugums un aktīvu cenas. Savukārt svārstīguma detalizēta analīze rāda, ka monetārās politikas šoks mazāk ietekmē inflāciju un procentu likmi, salīdzinot ar laika periodu no 1970. gada līdz 1992. gadam, bet „cenu mīklas” parādība ir daudz mazāk izteikta nekā citos pētījumos par Lielbritānijas monetāro politiku.

Eickmeier et al. (2011a) paplašina *Bernanke et al.* (2005) piedāvāto modeli un apstiprina *Boivin* un *Giannoni* (2006) secinājumus par monetārās politikas efektivitāti. *Eickmeier et al.* (2011a), pētot monetārās politikas šoku ietekmi, paplašina FAVAR modeli ar TV-FAVAR specifikāciju, kā arī lieto TV-FAVAR modeli ekonomisko rādītāju prognozēšanā (IKP, patēriņš, rūpniecības produkcijas apjoms, bezdarbs u.c.). Atšķirībā no *Mumtaz* (2010), *Eickmeier et al.* (2011a) TV-FAVAR modeli novērtē divos soļos. Pirmajā solī faktori tiek novērtēti ar PC metodi. Otrajā solī tiek novērtēti laika gaitā mainīgie modeļa faktoru svārstīgums, FAVAR autoregresijas matricas, mainīgā variācija un korelācija, bet modeļa novērtēšanai tiek izmantota tradicionālā *Cholesky* identifikācijas shēma. Tradicionāli, mainīgie parametri un svārstīgums tiek vērtēti, izmantojot Kalmana filtru. Tāpat kā iepriekšējos pētījumos par monetārās politikas ietekmi uz ASV ekonomiku, tiek apstiprināts secinājums, ka kopš 1980. gadiem monetārās politikas radītie šoki daudz mazāk ietekmē ekonomisko aktivitāti un cenu izmaiņas, kas daļēji varētu apliecināt labāku monetārās politikas lēmumu pieņemšanas praksi, lēmumu piesaisti inflācijas gaidām un globalizācijas ietekmi. Turklāt, balstoties uz sava pētījuma rezultātiem, *Eickmeier et al.* (2011a) apgalvo, ka nav atraduši pierādījumus tam, ka ekonomiskā aktivitāte dažādi reaģē uz monetāro ekonomiku dažādās ekonomiskās fāzēs, t.i., recesijas un ekspansijas periodos. Visbeidzot, *Eickmeier et al.* (2011a) secina, ka prognožu precizitāte ir lielāka FAVAR modelim ar mainīgiem parametriem (TV-FAVAR), salīdzinot ar nemainīgu parametru FAVAR modeli. Šādu rezultātu apstiprina gan iekšizlases (*in-sample*), gan ārpus izlases (*out-of-sample*) prognozēšanas eksperimenti. Iekšizlases prognožu rezultāti rāda, ka, izmantojot TV-FAVAR, lielākai daļai rādītāju prognozes vidēji ir labākas, nekā izmantojot FAVAR. Toties kopš 1990. gadu vidus ārpus izlases prognozes vidēji ir vājākas nekā iekšizlases prognozes. Kopumā tiek secināts, ka ir prātīgi prognozēt rādītājus, izmantojot lielās informāciju datubāzes un modelējot laikā gaitā mainīgus parametrus. Iekšizlases analīze rāda, ka TV-FAVAR modelis varētu būt izdevīgs,

veicot prognozes recesijas laikā, tad, kad nemainīgu parametru modeļu izmantošanai ir sliktāki rezultāti.

Cenu elastības pētīšana

Viena no svarīgākajām makroekonomikas izpētes jomām ir cenu elastība. Neoklasiskās un neokeinisianiskās teorijas pārstāvji šajā jautājumā pauž pretējus viedokļus. Neoklasiskās teorijas piekritēji apgalvo, ka cenas ir elastīgas, regulējot naudas piedāvājumu, bet neokeinisianiskās teorijas piekritēji, tieši pretēji, uzskata, ka cenas ir neelastīgas, jo pastāv tā saucamās „ēdienkartes” izmaksas. Viedokļu nesaskaņa izraisa daudz diskusiju un attiecīgi veicina cenu elastības pētījumus.

Faktoru analīzes metožu attīstība un faktoru modeļu parādīšanās deva ieguldījumu cenu elastības pētījumos un ļāva satuvināt abu teoriju pārstāvju viedokļus. *Boivin et al.* (2009) un *Mumtaz et al.* (2009) pēta cenu elastību, izmantojot faktoru modeļus, attiecīgi ASV un Lielbritānijas tautsaimniecībā. Viņi novērtē monetārās politikas ietekmi uz agregēto un dezagregēto cenu svārstībām, kā arī nosaka makroekonomisko faktoru lomu cenu noteikšanā. Abos darbos paustās galvenās atziņas un secinājumi ir līdzīgi. Abi pētnieki izmanto līdzīgu metodoloģiju modeļu novērtēšanā, tomēr *Mumtaz et al.* (2009) papildus izmanto vairākas novērtēšanas metodes, tā iegūstot noturīgākus rezultātus.

Boivin et al. (2009) izmanto FAVAR modeli, lai analizētu agregētu un dezagregētu cenu uzvedību. *Boivin et al.* (2009) empīriski parāda, ka šķirot makroekonomiskās svārstības no svārstībām, kas tiek identificētas katram sektoram atsevišķi, t.i. sektorālā līmenī, ir iespējama situācija, kad cenas ir elastīgas dezagregētā jeb sektorālā līmenī, bet nav elastīgas agregētā līmenī. Pēc būtības autori parāda, ka vienlaikus cenu neelastīgums agregētā līmenī ir pilnībā savienojams ar faktu, ka cenas varētu būt elastīgas dezagregētā līmenī. Viņi pamato savu ideju ar to, ka agregētās inflācijas pastāvīgums var atspoguļot nevienādīgumu starp individuālajiem sektoriem vai strukturālo plaisu inflācijas datu izlasē. Vēl viens skaidrojums: agregētai un dezagregētai inflācijai ir atšķirīga reakcija gan uz makroekonomiskiem šokiem, gan konkrētam sektoram raksturīgiem šokiem. *Boivin et al.* (2009) izmanto lielu dezagregēto patēriņa un ražotāju cenu un preču apjomu statistisko datubāzi. Minētais autors ar FAVAR modeli novērtē makroekonomisko un katra sektora specifisko faktoru relatīvo nozīmību, skaidrojot dezagregēto cenu fluktuācijas un inflācijas pastāvīgumu, kā arī izmanto FAVAR analizējot dezagregēto cenu reakciju uz makroekonomiskiem un specifisko sektoru šoku radītiem impulsiem. Šāda modeļa

definēšana ir svarīga arī tāpēc, ka tā palīdz ne tikai saprast, kā cenas reaģē uz makroekonomiskiem šokiem, bet arī novērtēt monetārās politikas ietekmi uz cenām dezagregētā līmenī. *Boivin et al.* (2009) secina, ka, pirmkārt, dezagregētā līmenī sektorālo cenu svārstīgumu parasti izraisa faktori, kuri ir raksturīgi attiecīgajam sektoram, tātad sektorālo cenu fluktuāciju ietekmē sektorālie, nevis kopējie makroekonomiskie faktori. Otrkārt, dezagregētas cenas uz monetārās politikas radītiem šokiem reaģē ar nozīmīgu aizkavēšanos, un „cenu mīkla” gandrīz nepastāv. „Cenu mīklas” neesamība liecina par to, ka, izmantojot lielu datu masīvu FAVAR modeļu novērtēšanā, ir iespējams iegūt precīzākus rezultātus par monetārās politikas ietekmi uz valsts ekonomisko aktivitāti.

Abi iepriekš minētie pētījumi apliecina, ka noteiktā sektorā pastāv cieša korelācija starp konkurences pakāpi un cenu uzvedību. Sektora specifiskie šoki izraisa lielāku ietekmi uz cenu svārstībām sektoros ar salīdzinoši mazāku konkurences līmeni atšķirībā no sektoriem, kuros lielāka konkurence liedz kompānijām manevrēt un pielāgot preces cenu.

Starptautiskās šoku transmisijas pētīšana

Pasaules valstu ekonomiskās integrācijas jeb globalizācijas rezultātā vienas valsts izaugsme vai ekonomiskā krīze neizbēgami ietekmē jebkuras citas valsts izaugsmi. Savstarpējā ietekme notiek pa vairākiem kanāliem – ārējā tirdzniecība, valūtas kursu režīmi, finanšu integrācija, biznesa ciklu (a)sinhronizācija, tehnoloģisko šoku izplatīšanās, kā arī konfidence. Laikā, kad globālā ekonomiskā integrācija paplašinās, bieži tiek pieminēts, ka vienas valsts makroekonomiskie rādītāji aizvien vairāk atspoguļo notikumus pārējā pasaulē. Uz šī pamata zinātnieki izvirza hipotēzes un cenšas noteikt, cik lielā mērā starptautiskie ekonomiskie virzītājspēki ietekmē iekšzemes norises katrā konkrētā valstī. *Eickmeier* (2007, 2009), *Eickmeier et al.* (2011b), *Eickmeier* un *Ng* (2011), *Boivin* un *Giannoni* (2010), *Mumtaz* un *Surico* (2009), *Liu et al.* (2011), vērtējot šo sakarību, izmanto dinamiskos faktoru modeļus.

Eickmeier (2007) izstrādā lielu strukturālu dinamisko faktoru modeli, ar kuru pēta starptautisko biznesa ciklu transmisiju starp ASV un Vāciju. Salīdzinot ar VAR modeļiem, kuri parasti tiek lietoti strukturālo šoku identificēšanai un novērtēšanai, strukturālam dinamiskam faktoru modelim ir vairākas priekšrocības: (i) tiek izmantots vairāk informācijas, (ii) ir iespējams novērtēt impulsu reakcijas uz vairākiem ekonomiskiem rādītājiem, (iii) vienlaikus var novērtēt vairākus transmisijas kanālus, t.s. „jaunie” kanāli kā akciju tirgi, ATI, starptautiskā aizņemšanas un konfidences kanāli. Izmantojot 296 ASV un Vācijas ekonomiskos rādītājus, *Eickmeier* (2007)

novērtē strukturālo dinamisko faktoru modeli ar PC metodi. Viņa secina, ka ASV makroekonomiskie šoki Vācijas ekonomiku lielā mērā ietekmē simetriski, t.i., piedāvājuma šoks palielina produkcijas izlaidi un samazina cenas, bet pieprasījuma šoks palielina abus rādītājus. Tomēr Vācijas produkcijas izlaidi un cenu reakcija uz ASV piedāvājuma un pieprasījuma šoku ir statistiski nenozīmīga. *Eickmeier* (2007) uzsver, ka tirdzniecības kanālam ir galvenā loma transmisijā, it īpaši pieprasījuma šoka iespaidā. Mazāk pārliecinoši ir secinājumi par finanšu tirgus un konfidences kanāliem. Iespējams, konfidences kanāls kļūst nozīmīgs tikai datu perioda beigās.

Boivin un *Giannoni* (2010) pievērš uzmanību globāliem ekonomiskiem dzinējspēkiem un monetāras politikas efektivitātei. Viņi uzdod jautājumu, cik lielā mērā globālie ekonomiskie dzinējspēki ietekmē ASV galvenos makroekonomiskos rādītājus. Otrais jautājums viņu pētījumā – vai nemitīga pasaules finanšu tirgus globalizācija nav mazinājusi ASV monetārās politikas spēju ietekmēt valsts iekšzemes finanšu tirgu un līdz ar to arī tautsaimniecību kopumā. Lai izpētītu globālo faktoru ietekmi uz ASV makroekonomiskiem rādītājiem un monetāro politiku, pētnieki izstrādā FAVAR modeli ar „globāliem” faktoriem. *Boivin* un *Giannoni* (2010) secina, ka, pirmkārt, nenovērojamie faktori izskaidro lielāko daļu ASV makroekonomisko rādītāju dispersijas. Otrkārt, viņi norāda, ka tomēr ir pierādījums tam, ka globāliem faktoriem ir tendence grozīt mainīgo parametru uzvedību pēdējo gadu desmitu laikā, bet šī tendence tiek novērota tikai dažiem mainīgajiem parametriem. Treškārt, pētnieki neatrod nozīmīgus statistiskus pierādījumus tam, ka globālie ekonomiskie faktori būtiski ietekmē monetārās politikas transmisijas mehānismu, lai gan arī norāda, ka tas nenozīmē, ka globāliem faktoriem nav ietekmes uz iekšzemes ekonomiku.

Eickmeier et al. (2011b) savā darbā pēta, kādā veidā un cik lielā mērā ASV finanšu šoki ietekmē pārējās pasaules lielvalstis. *Eickmeier et al.* (2011b) definē ASV šoku, izmantojot finanšu nosacījumu indeksu (FCI, *Financial Conditions Index*). Lai pētītu starptautisko finanšu transmisijas mehānismu, viņi izmanto TV-FAVAR modeli un FCI indeksu kopā ar 200 ekonomiskajiem rādītājiem par deviņām attīstītām valstīm. Ar modeļa mainīgo parametru īpašības palīdzību viņi spēj analizēt transmisijas evolūciju, kā arī noteikt finanšu satricinājumu ietekmes lielumu uz lielvalstu ekonomisko aktivitāti laika gaitā. Viņi kvantitatīvi apliecina, ka neseno pasaules finanšu krīzi izraisīja ASV negatīvais finanšu šoks un tā lielā izplatība. Krīzes gados vidēji 30 procenti no lielvalstu IKP variācijas tiek izskaidroti ar ASV finanšu šoka

variāciju pretstatā mazāk par 10 procentiem laika periodā no 1971. gada līdz 2007. gadam. Kā krīzes izplatīšanās transmisijas kanāls tiek minēti finanšu tirgi, tirdzniecība un ekonomiskās politikas reakcijas. Lielvalstu ciešākās tirdzniecības saites ar ASV, efektīvākā ASV un pārējo lielvalstu monetārā politika veicinājusi spēcīgāku transmisijas efektu.

Mumtaz un *Surico* (2009), *Liu et al.* (2011) pēta starptautiskās monetārās transmisijas ietekmi uz mazu atvērtu valsti, t.i., Lielbritāniju. Izmantojot 560 rādītājus par 17 attīstītām pasaules valstīm, viņi definē „pārējās pasaules” ekonomiku, kuras ietekme uz mazu atvērtu valsti tiek pētīta ar FAVAR modeļa palīdzību. *Mumtaz* un *Surico* (2009) paplašina *Bernanke et al.* (2005) darbu un attīsta FAVAR modeli mazai atvērtai ekonomikai. Viņu analīze atšķiras strukturālo šoku identifikācijas un novērtēšanas metodes ziņā. Lai identificētu „pārējās pasaules” pieprasījuma un piedāvājuma šokus *Mumtaz* un *Surico* (2009) un *Liu et al.* (2011) strukturālo satricinājumu identificēšanai izmanto zīmju ierobežojumu shēmas *Canova* un *De Nicolo* (2002) un *Uhlig* (2005) stilā, bet parametru novērtēšanai – *Baies*a novērtēšanas pieeju. *Mumtaz* un *Surico* (2009) secina, ka ekspansīvā „pārējās pasaules” monetārā politika stiprina nominālo valūtas kursu; nedaudz, bet nozīmīgi ietekmē IKP, patēriņu un investīcijas. Viņi konstatē vāju pierādījumu „pārējās pasaules” pieprasījuma šoka ietekmei uz iekšzemes ekonomiku, bet „pārējās pasaules” piedāvājuma šoks nozīmīgi ietekmē patēriņa cenas. Cenu negatīvā reakcija ir negatīvi asimetriska, kas ļauj secināt, ka piedāvājuma šoks ietekmē iekšzemes ekonomiku, mainot relatīvās cenas. Tāpat kā *Bernanke et al.* (2005) arī viņi secina, ka, izmantojot FAVAR modeli iekšzemes monetārās politikas pētīšanai, vairākas makroekonomiskās „mīklas” (likviditātes, cenu un valūtas kursa mīklas) izzūd vai to esamībai nav pierādījumu.

Liu et al. (2011) izmanto laika gaitā mainīgu parametru īpašību (TV-FAVAR) impulsu reakcijas funkciju iegūšanai, lai izdarītu secinājumus par „pārējās pasaules” monetārās politikas, piedāvājuma un pieprasījuma šoku ietekmi laika periodā no 1975. līdz 2005. gadam. Viņi atklāj, ka „pārējās pasaules” monetārās politikas ietekme uz iekšzemes ekonomiskās aktivitātes rādītājiem bijusi visai atšķirīga. Laika gaitā impulsu reakcijas funkcijas mainīgie krasi parāda „pārējās pasaules” monetārā šoka mainīgo dabu un ietekmi uz tautsaimniecību. Pateicoties valūtas kursa netiešās ietekmes samazināšanai uz importa cenām, ekonomiskās aktivitātes reakcija uz šoku datu izlases beigās ir mazāka. „Pārējās pasaules” piedāvājuma un pieprasījuma šoki laika gaitā nerada krasas izmaiņas, bet ir mazāk noturīgi izlases perioda beigās, iespējams, norādot uz monetārās politikas mērķa ieviešanu 1990. gadu sākumā – inflācijas mērķi.

Benkovskis et al. (2011) izstrādā FAVAR modeli atvērtai un mazai ekonomikai un pēta ECB monetārās politikas pārrobežu efektus trīs Centrāleiropas un Austrumeiropas (CAE) valstīs: Čehijā, Ungārijā un Polijā. Lai izpētītu transmisijas mehānismu, *Benkovskis et al.* (2011) izmanto 170–200 rādītājus katrai valstij un novērtē modeli ar *Bernanke et al.* (2005) divu soļu metodi. *Benkovskis et al.* (2011) secina, ka ECB monetārā politika nozīmīgi un ievērojami ietekmē šo mazo un ļoti atvērtu CAE valstu ekonomikas. Viņi atzīmē, ka, pirmkārt, augstākas procentu likmes un atbilstoši mazāks ārējais pieprasījums ietekmē galvenokārt ekonomiskās aktivitātes reālos mainīgos parametrus, tādējādi samazinot IKP. Otrkārt, valūtas kurss būtiski ietekmē cenu svārstības. Pozitīvs monetārās politikas šoks samazina efektīvo valūtas kursu un vidējā termiņā palielina eksporta un importa deflatorus. Kaut gan CAE valstis ir ļoti līdzīgas, tomēr monetārās politikas ietekme atšķiras. Uz monetāro politiku mazākā mērā reaģē Polija, bet tas skaidrojams ar šīs valsts relatīvi mazāku ārējās tirdzniecības apjomu. Tā kā eiro zonas monetārā politika visticamāk uztur ekonomisko aktivitāti ne tikai eiro zonas valstīs, bet arī kaimiņvalstīs, tad mazām un atvērtām valstīm būtu cieši jāseko un jāanalizē eiro zonas monetārās politikas lēmumi, savlaicīgums un lēmumu īstenošana.

1.3. Faktoru modeļi īstermiņa prognozēšanā: literatūras meta-analīze

Lai noskaidrotu pētāmā objekta īpašības, zinātnieki bieži vien izmanto meta-analīzes paņēmienus. Meta-analīzi lieto daudzās zinātņu nozarēs. Sākumā meta-analīze tika lietota medicīnā un psiholoģijā. Tā atrada savu vietu arī ekonomikā, piemēram, *Stanley* (2001) savā darbā apskata meta-analīzes lietošanu ekonomikā. Konkrētāk, *Weichselbaumer* un *Winter-Ebmer* (2005) pēta algu atšķirības starp dzimumiem; *Eickmeier* un *Ziegler* (2008) – dažādus faktoru modeļu izmantošanas aspektus. Zinātnieki iegūst informāciju par pētāmo objektu no dažādiem neatkarīgi veiktiem pētījumiem, pēc tam kombinē iegūto meta-informāciju un identificē dažādos pētījumos fiksētās kopsakarības.

Šajā darbā tiek veikta tādu zinātnisko pētījumu meta-analīze, kuru rezultāti balstās uz faktoru modeļu lietojumu ekonomikā, t.s. analīzē un prognozēšanā. Meta-analīzes mērķis ir noskaidrot faktoru struktūru, mainīgo skaitu un faktoru modeļu prognozēšanas precizitāti. Meta-analīzē tiek apskatīti 62 zinātniskie raksti (skatīt 1.3.1. tabulu), no tiem 43 ir raksti žurnālos un 19

darba raksti (*working papers*). Pavisam rakstos tiek analizētas 28 valstis (to skaitā eiro zona kā viens reģions).

1.3.1. tabula

Meta-analīzē iekļauto pētījumu saraksts

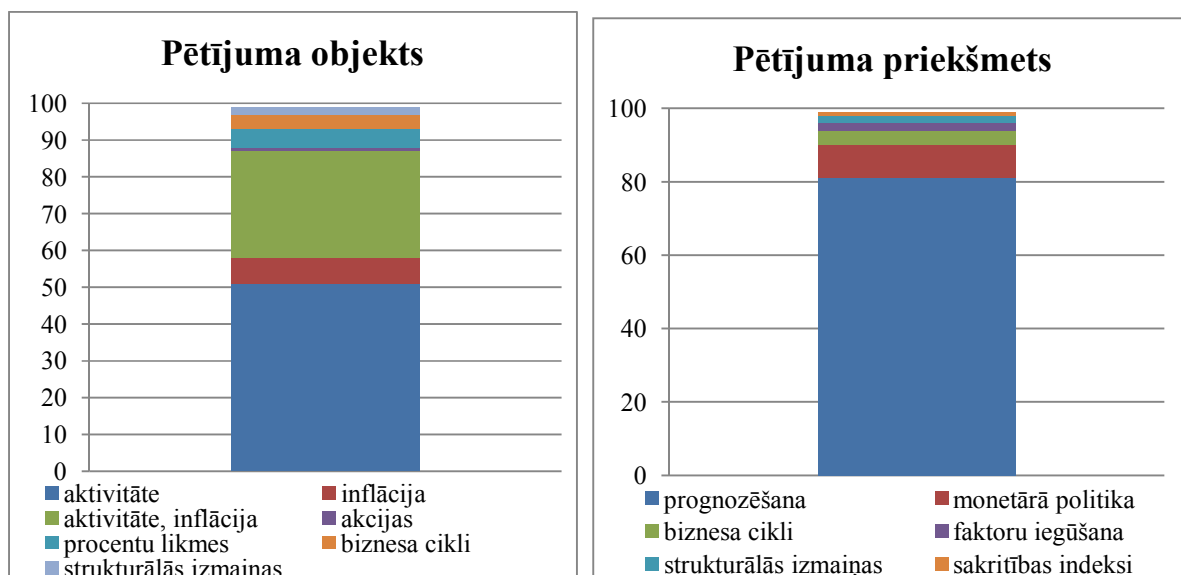
Raksts	Citātu skaits	Valsts	Rādītājs	Raksta mērķis	Metode
Ajevskis un Davidsons (2008)	4	LV	aktivitāte	prognozēšana	PC, DPC
Angelini et al. (2001)	36	EA	inflācija	prognozēšana	PC
Artis et al. (2005)	40	UK	aktivitāte, inflācija	prognozēšana	PC
Bagliano un Morana (2009)	10	US, JP, UK, CA, EA	aktivitāte, inflācija	monetārā politika	PC
Bai un Ng (2002)	519	US	akciju cenas	faktoru iegūšana	PC
Bai un Ng (2008)	46	US	inflācija	prognozēšana	PC
Banbura un Modugno (2010)	17	EA	aktivitāte	prognozēšana	PC
Banbura un Runstler (2011)	41	EA	aktivitāte	prognozēšana	PC
Banerjee et al. (2005)	9	CZ, HU, PL, SK, SI	aktivitāte, inflācija	prognozēšana	PC
Banerjee et al. (2008)	19	EA	aktivitāte, inflācija	prognozēšana	PC
Banerjee et al. (2010)	3	FR, DE, IT, ES, UK	procentu likmes	prognozēšana	PC
Baumeister et al. (2010)	8	US	aktivitāte, inflācija	monetārā politika	PC
Benkovskis et al. (2011)	1	CZ, HU, PL	aktivitāte, inflācija	monetārā politika	PC
Bernanke et al. (2005)	151	US	aktivitāte, inflācija	monetārā politika	PC
Bessonovs (2010)	0	LV	aktivitāte	prognozēšana	PC
Bessonovs (2011)	0	LV	aktivitāte	prognozēšana	PC
Boivin et al. (2009)	67	US	inflācija	monetārā politika	PC
Boivin un Ng (2005)	82	US	aktivitāte, inflācija	prognozēšana	PC
Boivin un Ng (2006)	152	US	aktivitāte, inflācija	prognozēšana	PC
Breitung un Eickmeier (2011)	7	US, EA	strukturālās izmaiņas	strukturālās izmaiņas	PC
Brisson et al. (2003)	15	CA	aktivitāte, inflācija	prognozēšana	PC
Bruneau et al. (2003)	2	EA	inflācija	prognozēšana	PC
Bruneau et al. (2007)	6	FR	inflācija	prognozēšana	PC
Caggiano et al. (2011)	14	EA, DE, FR, IT, ES, NL, BE, UK	aktivitāte	prognozēšana	PC
Camacho un Sancho (2003)	7	ES	aktivitāte, inflācija	prognozēšana	PC
Camacho un Perez-Quiros (2010)	32	EA	aktivitāte	prognozēšana	KF
Cheung un Demers (2007)	5	CA	aktivitāte, inflācija	prognozēšana	PC, DPC
Cristadoro et al. (2005)	29	EA	inflācija	prognozēšana	DPC
D'Agostino un Giannone	45	US	aktivitāte, inflācija	prognozēšana	PC, DPC

Raksts	Citātu skaits	Valsts	Rādītājs	Raksta mērķis	Metode
(2011)					
Den Reijer (2005)	18	NL	aktivitāte	prognozēšana	PC, DPC
Doz et al. (2011)	53	EA	aktivitāte	prognozēšana	PC
Eickmeier (2007)	33	DE	biznesa cikli	biznesa cikli	PC
Eickmeier (2009)	5	EA, AT, BE, FR, DE, IT, NL, ES, FI, GR, IE, LU, PT	biznesa cikli	biznesa cikli	PC
Eickmeier et al. (2011b)	10	US, CA, UK, FR, IT, DE, ES, JP, AU	biznesa cikli	biznesa cikli	PC
Eickmeier et al. (2011a)	6	US	aktivitāte, inflācija	prognozēšana	PC
Eickmeier un Ng (2011)	8	NZ	aktivitāte	prognozēšana	PC
Ferreira et al. (2005)	1	BR	aktivitāte	prognozēšana	PC
Forni et al. (2001)	70	EA	aktivitāte	sakritības indeksi	DPC
Forni et al. (2009)	81	US	aktivitāte, inflācija	monetārā politika	DPC
Gupta un Kabundi (2011)	6	SA	aktivitāte, inflācija	prognozēšana	PC
Hallin un Liska (2007)	42	US	aktivitāte	faktoru iegūšana	DPC
Jeon (2004)	0	CA, FR, DE, IT, JP, UK, US	aktivitāte	prognozēšana	PC
Kabundi (2004)	5	FR	aktivitāte	prognozēšana	PDC
Koop un Potter (2004)	24	US	aktivitāte, inflācija	prognozēšana	PC
Kuzin et al. (2009)	14	DE	aktivitāte	prognozēšana	PC, DPC
Matheson (2006)	12	NZ	aktivitāte, inflācija	prognozēšana	PC
Moser et al. (2007)	9	AT	inflācija	prognozēšana	PC
Mumtaz (2010)	0	UK	aktivitāte, inflācija	monetārā politika	PC
Liu et al. (2011)	4	UK	aktivitāte, inflācija	monetārā politika	PC
Runstler et al. (2009)	12	EA, BE, DE, FR, IT, NL, PT, LT, HU, PL	aktivitāte	prognozēšana	PC
Schneider un Spitzer (2004)	19	AT	aktivitāte	prognozēšana	DPC
Schumacher (2007)	48	DE	aktivitāte	prognozēšana	PC
Schumacher un Breitung (2008)	16	DE	aktivitāte	prognozēšana	PC
Schumacher un Dreger (2002)	24	DE	aktivitāte	prognozēšana	PC
Schumacher un Marcellino (2010)	22	DE	aktivitāte	prognozēšana	PC
Shintani (2005)	10	JP	aktivitāte	prognozēšana	PC
Siliverstovs un Kholodilin (2009)	2	DE	aktivitāte	prognozēšana	PC
Stock un Watson (1998)	95	US	aktivitāte, inflācija	prognozēšana	PC
Stock un Watson (2002a)	329	US	aktivitāte, inflācija	prognozēšana	PC
Stock un Watson (2002b)	220	US	aktivitāte	prognozēšana	PC
Stock un Watson (2005)	44	US	aktivitāte	prognozēšana	PC, DPC
Van Nieuwenhuyze (2006)	1	BE	aktivitāte	prognozēšana	DPC

Citātu skaits ir iegūts no *Ideas RePEc* datubāzes un aprēķināts uz 14.01.2014. Valstu akronīmi: Austrija (AT); Austrālija (AU); Beļģija (BE); Brazīlija (BR); Kanāda (CA); Čehija (CZ); Vācija (DE); eiro zona (EA); Spānija (ES); Somija (FI); Francija (FR); Grieķija (GR); Ungārija (HU); Īrija (IE); Itālija (IT); Japāna (JP); Lietuva (LT); Luksemburga (LU); Latvija (LV); Nīderlandes (NL); Jaunzēlande (NZ); Polija (PL); Portugāle (PT); Slovēnija (SI); Slovākija (SK); Lielbritānija (UK); ASV (US); Dienvidāfrika (ZA). *Aktivitāte* apzīmē ekonomiskās aktivitātes rādītājus, *inflācija* apzīmē cenu indeksus. PC ir galveno komponentu metode, DPC ir dinamisko galveno komponentu metode, KF ir Kalmana filtrs.

Avots: autora izstrādne

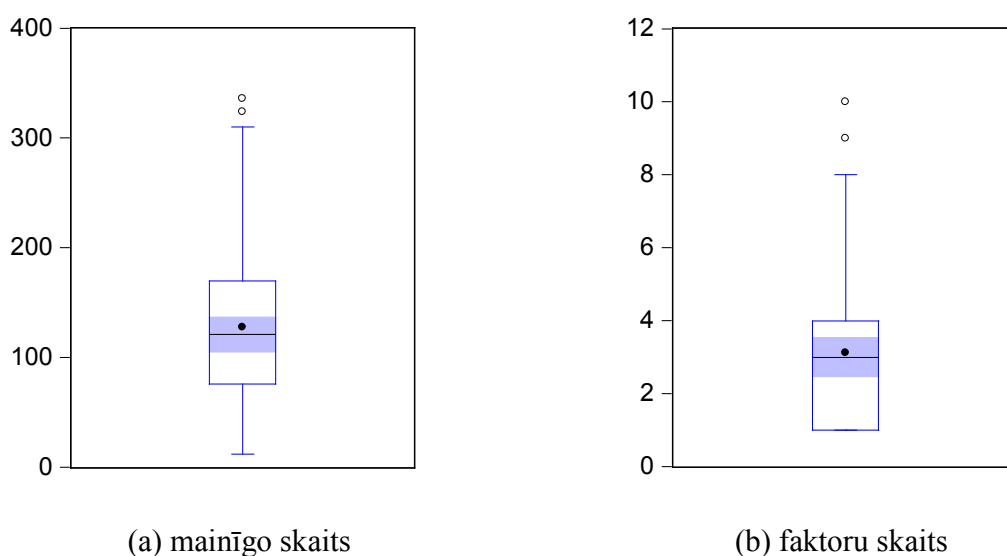
Visus apskatītos pētījumus var iedalīt grupās pēc pētījuma objekta un pētījuma priekšmeta. Pēc pētījuma objekta klasificētajos rakstos tiek analizēta dažādu valstu ekonomiskā aktivitāte (tipiski tas ir IKP vai rūpniecības produkcijas apjoms), inflācija (pārsvarā patēriņa cenu indekss), ekonomiskā aktivitāte un inflācija (rezultāti tiek iegūti abiem rādītājiem), akciju ienesīgums, kredītu un depozītu procentu likmes, biznesa cikli vai biznesa ciklu sinhronizācija, strukturālās izmaiņas ekonomikā. Pēc pētījuma priekšmeta klasificēto pētījumu raksturs ir prognožu iegūšana un prognožu novērtēšana, monetārās politikas analīze, biznesa ciklu analīze, faktoru iegūšana un ar to saistītie ekonometriskie aspekti, sakritības indeksu iegūšana ekonomikas stāvokļa novērtēšanai. Jāatzīmē, ka novērojumu skaits varētu būt lielāks nekā pētījumu skaits, jo vienā pētījumā var apskatīt vairākus objektus vai priekšmetus, kā arī valstis. Zinātnisko rakstu klasifikācija pēc pētījuma objekta un priekšmeta parādīta 1.3.1. attēlā. Uz vertikālās ass ir novērojumu blīvums, kas ir apkopoti, izmantojot visus pieejamos materiālus.



1.3.1. attēls. **Pētījumu sadalījums pēc pētījuma objekta un priekšmeta (procentos)**

Avots: autora izstrādne

Faktoru modeļu identificēšanas procesā ir divi nezināmie parametri. Pirmais ir faktoru skaits, t.i., apriori pētniekam nav informācijas, kāda ir pētāmās datu kopas īstā faktoru struktūra. Otrais ir mainīgo skaits, t.i., iepriekš nav zināms, cik daudz mainīgo jābūt datu kopai, lai konsistenti novērtētu faktoru struktūru un izdarītu secinājumu. Zinātnisko rakstu meta-informācija palīdz noskaidrot gan pirmo, gan otro parametru. Apkopojot informāciju par faktoru skaitu un izmantoto mainīgo skaitu pētījumos, kuros tiek lietoti faktoru modeļi, iespējams noteikt parametru diapazonu un sašaurināt nenoteiktības robežu. Apkopotie rezultāti ir atspoguļoti 1.3.2. attēlā *Boxplot* diagrammu veidā.



1.3.2.attēls. **Mainīgo skaita un faktoru skaita *Boxplot* diagrammas**

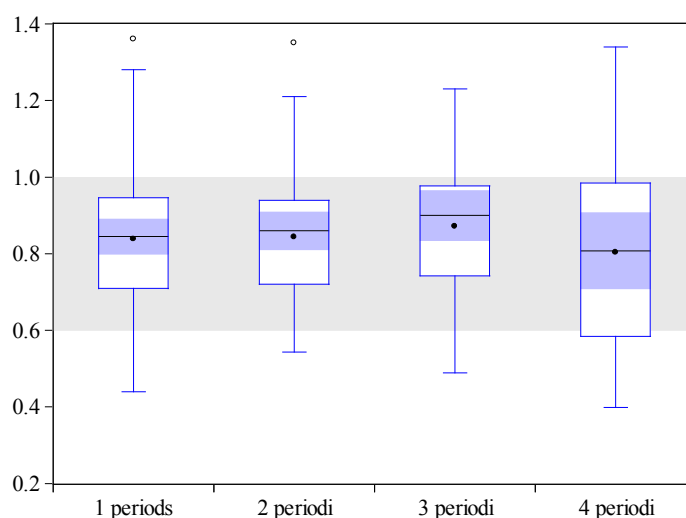
Avots: autora izstrādne

Boxplot diagrammas parāda, ka pētījumos par faktoru modeļiem izmantotais mainīgo skaits iekļaujas robežās no 80 līdz 170 mainīgajiem, ko izskaidro 50% novērojumu. Pētījumos par faktoru modeļiem izmantotais faktoru skaits nepārsniedz astoņus faktorus, izņemot izlēcējus. Jānorāda, ka krietni lielāks novērtēto faktoru skaits ir novērojams pētījumos par monetārās politikas analīzi, biznesa ciklu, kā arī strukturālo izmaiņu pētījumos. Tas ir tāpēc, ka zinātnieki cenšas izskaidrot lielāku mainīgo kopējās variācijas daļu, ko var sasniegt, palielinot faktoru skaitu. Ņemot vērā, ka parasti faktoru novērtējumi tiek izmantoti regresijas vienādojumos, lai iegūtu pētāmās laika rindas prognozes, arī sešu faktoru izmantošana ir reta parādība, jo izmantojot īsas laika rindas, veidojas modeļa pārparametrizācija (*overfitting*), tā pasliktinot prognožu kvalitāti. Tātad likumsakarīgi, ka 75% gadījumu faktoru skaits nepārsniedz četrus

faktorus, kas teorētiski ir optimāls izskaidrojošo mainīgo skaits un pietiekams, lai iegūtu optimālu izmantojamo mainīgo kopējo variācijas daļu.

Veicot meta-analīzi, ir būtiski novērtēt faktoru modeļu prognozēšanas kvalitāti. Zinātnisko rakstu par faktoru modeļu lietojumu prognozēšanā autori novērtē faktoru modeļu prognozētspējas precizitāti. Šāds rādītājs tipiski tiek izteikts, izmantojot noteiktu zaudējuma funkciju (RMSFE, *Root Mean Squared Forecasted Error*), un dots relatīvā izteiksmē, piemēram, attiecībā pret "vienkāršu" modeli, lai būtu iespējams salīdzināt modeļu prognozētspēju. "Vienkāršā" modeļa pieņēmums parasti ir *Random Walk* modelis vai autoregresijas modelis. Relatīvais prognozētspējas rādītājs palīdz ne tikai viegli salīdzināt modeļus viena pētījuma ietvaros, bet arī nodrošināt, ka dažādos neatkarīgi veiktos pētījumos, izmantojot datus par dažādām valstīm un no dažādiem datu avotiem, meta-analīzes rādītājs joprojām ir konsistents.

Pētījumos tiek analizēti vairāki mērķa rādītāji, kurus autori prognozē, piemēram, IKP, rūpniecības produkcijas apjoms, indivīdu kopējais ienākums, patēriņa cenu indekss, patēriņa deflators. Ņemot vērā to, ka šī pētījuma fokuss ir ekonomiskā aktivitāte, tad tiek apkopota meta-informācija par IKP un rūpniecības produkcijas apjoma prognozētspēju. IKP un rūpniecības produkcijas apjoma datu biežums ir atšķirīgs (ir pieejami ceturkšņa un mēneša dati), tāpēc, lai nodrošinātu salīdzināšanas konsistenci, tiek izvēlēts mazāks, t.i., ceturkšņa biežums. Gadījumā, kad pētījumā publicētie rezultāti par rūpniecības produkcijas apjomu ir doti mēneša griezumā, tiek izvēlēti 3.; 6.; 9; 12. mēneša prognozētspējas rezultāti. Datus par IKP un rūpniecības produkcijas apjomu iespējams savienot, jo abiem rādītājiem faktiski piemīt kopēja faktoru struktūra un kopējs svārstību avots. Tāpēc, apskatot faktoru modeļu prognozētspēju, rezultāti netiks nobīdīti. Pretēja situācija ir ar inflācijas rādītājiem, kuru prognozētspējas rezultāti šajā pētījumā netiek ņemti vērā, jo potenciāli var izraisīt prognozētspējas novērtējumu nobīdi. Pētījumos tiek minēts, ka inflācija ir grūtāk prognozējama (bieži to saista ar inflācijas gaidām, centrālo banku uzticamības un *Phillips* līknes lēzenuma faktoriem), tāpēc ieguvums no faktoru modeļiem inflācijas analīzes kontekstā varētu atšķirties no ieguvuma ekonomiskās aktivitātes analīzes kontekstā.



1.3.3. attēls. **Faktoru modeļu relatīvā RMSFE prognožu kļūdu aprakstošā statistika četriem nākamajiem prognozēšanas periodiem**

Avots: autora izstrādne

Iespēju robežās tiek apkopota meta-informācija par vairākiem prognozēšanas periodiem. Vairāki pētījumi īstermiņa prognozēšanā fokusējas uz horizontu, kas parasti ir divi periodi jeb divi nākamie ceturkšņi, bet zinātnieki norāda arī garāko prognozēšanas horizontu – četrus nākamajos periodus. Apkopotie rezultāti atspoguļoti 1.3.3. attēlā *boxplot* diagrammā, sagrupējot pa prognozēšanas horizontiem, bet to galvenie statistiskie momenti atspoguļoti 1.3.2. tabulā. Relatīvā RMSFE vērtību kļūdas mazākas par vienu norāda uz to, ka faktoru modeļa prognoze ir precīzāka nekā "vienkāršā" modeļa prognoze.

1.3.2. tabula

Faktoru modeļu relatīvo RMSFE vērtību kļūdu aprakstošā statistika

	Prognozēšanas horizonts			
	1 periods	2 periodi	3 periodi	4 periodi
Vidējais	0.838	0.843	0.871	0.804
Mediāna	0.845	0.860	0.900	0.808
Maksimums	1.730	1.350	1.230	1.340
Minimums	0.440	0.544	0.490	0.399
St. novirze	0.212	0.207	0.185	0.232
Variācijas koeficients	0.253	0.245	0.213	0.289
Novērojumu skaits	66	50	32	40

Avots: autora aprēķini

Boxplot rezultāti 1.3.3. attēlā liecina, ka 75% novērojumu relatīvo kļūdu vērtības ir mazākas par vienu, tātad faktoru modeļi bijuši precīzāki par „vienkāršajiem” modeļiem visos četros nākamajos prognozēšanas periodos, bet 50% novērojumu stabili atrodas 0.6–1.0 vērtību reģionā (ēnas zona 1.3.3. attēlā). Faktoru modeļi ir vidēji par 17-20% precīzāki nekā vienkāršie modeļi un to ieguvums prognozēšanas ziņā sasniedz līdz pat 60%. Variācijas koeficients ir zems – apmēram 0.25 un norāda uz rezultātu noturīgumu. Meta-analīzes rezultāti liecina, ka faktoru modeļi, salīdzinot ar "vienkāršajiem" modeļiem, zinātniskajos pētījumos konsistenti nodrošina precīzākas prognozes.

1.4. Nodaļas galvenie secinājumi

Ekonomiskās aktivitātes īstermiņa prognozēšanai ir svarīga nozīme ekonomiskajā analīzē, ekonomiskās politikas veidošanā un lēmumu pieņemšanā. Īstermiņa prognozes politikas veidotājiem nodrošina savlaicīgu informāciju par tautsaimniecības veiktspēju.

Pasaules vadošo pētnieku zinātniskie darbi liecina, ka vieni no precīzākajiem ekonometriskajiem modeļiem ekonomiskās aktivitātēs prognozēšanā ir faktoru modeļi, jo, iespējams izmantot faktoru modeļu spēju vienlaikus analizēt lielu informācijas daudzumu, kas ir tipiskais citu ekonometrisku metožu trūkums. Faktoru modeļu priekšrocības tiek atzītas arī citu ekonomikas aspektu pētniecībā, piemēram, biznesa ciklu un monetāro šoku transmisijas pētījumos, apsteidzošu rādītāju un reālā laika ekonomiskās aktivitātes rādītāju konstruēšanā.

Promocijas darbā veiktā zinātnisko rakstu meta-analīze apstiprina tēzi, ka faktoru modeļu precizitāte ekonomiskās aktivitātes prognozēšanā ir lielāka, salīdzinot ar vienkāršajiem īstermiņa prognozēšanas modeļiem.

2. FAKTORU MODEĻU LIETOJUMA PROBLĒMJAUTĀJUMI IKP PROGNOZĒŠANAS KONTEKSTĀ

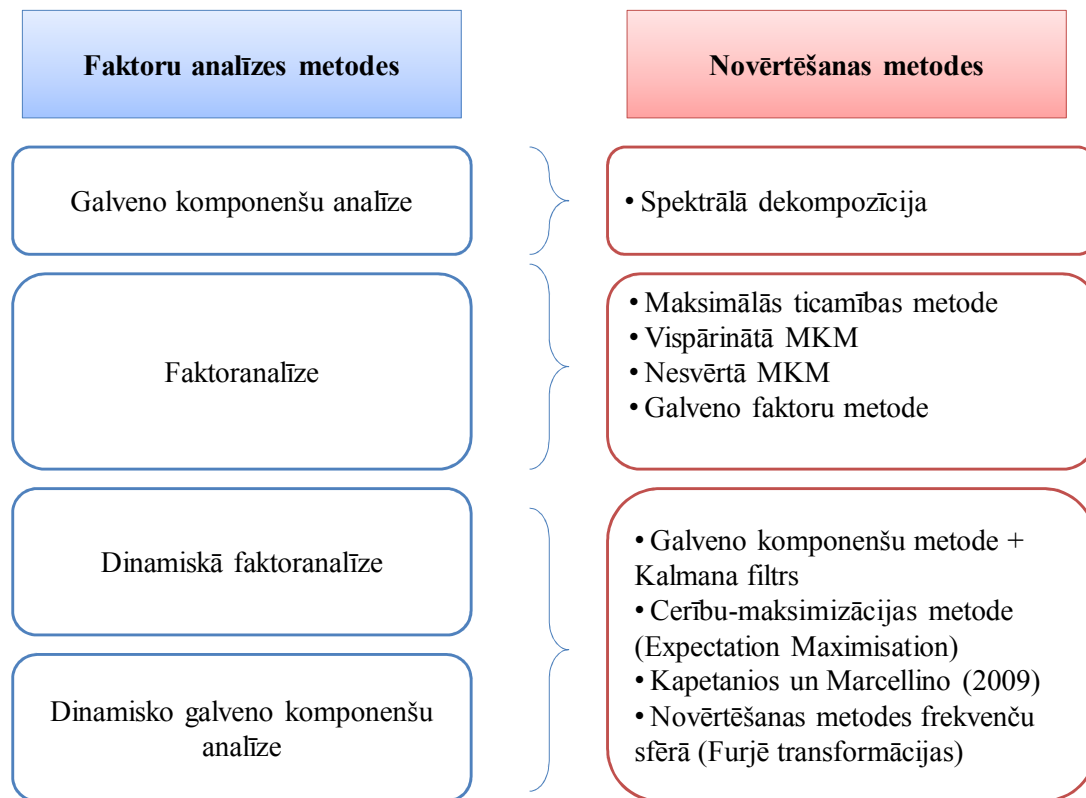
Promocijas darba 2. nodaļa ir veltīta faktoru modeļu lietojuma problēmjaudātājumu izpētei, veidojot IKP prognozes. Pirmkārt, 2.1. apakšnodaļā apskatītas faktoru modeļu pamatā esošās datu struktūras reducēšanas metodes, analizētas to atšķirības un klasificēti faktoru modeļu lietošanas veidi. 2.2. apakšnodaļā analizētas mēneša rādītāju izvēles iespējas, reālā laika datubāzu izmantošanas ieguvumi un datu nepilnības problēmas, ar kurām neizbēgami jāsaskaras faktoru modeļu lietošanas procesā un īstermiņa prognozēšanā. 2.3. apakšnodaļā pētītas faktoru skaita novērtēšanas metodes un noteikta faktoru struktūra Latvijas ekonomikai, kā arī pētīta faktoru skaita ietekme uz prognožu precizitāti. Izmantojot faktoru modeļus, pētnieki saskaras ar mainīgo izvēles kritēriju neskaidrību. Tāpēc 2.4. apakšnodaļā pētīta mainīgo izvēles un hierarhiski strukturētu datu ietekme uz ekonomiskās aktivitātes prognožu precizitāti.

2.1. Datu struktūras reducēšanas metodes

Gadījumā, kad pētnieks ir ieinteresēts pētīt mainīgo savstarpējo mijiedarbību un objektu atspoguļošanu mazākā dimensiju skaitā, ir iespējams izmantot faktoru analīzes metodes. Faktoru analīzes metodes balstās uz datu kovariācijas (vai korelācijas) matricu analīzi, t.i., pēta šo datu struktūru. Ļoti bieži pētniekam iznāk lietot lielas datu kopas, kuras atspoguļo vairākus pētāmā objekta raksturlielumus (šķērsgriezuma dati) un raksturlielumu novērojumus laika gaitā (laika rindu dati). Izmantojot šādas datubāzes rādītāju savstarpējo sakarību atklāšanai, pētniekam jāsaskaras ar faktu, ka tās ir necaurskatāmas vai/un grūti analizējamas, tāpēc iespēja vienkāršot daudzdimensionālo datu struktūru un aizstāt to ar vienkāršāku interpretējamo datu struktūru ir ļoti vērtīga.

Izšķir divas galvenās metodes, kuru ietvaros izmanto faktoru analīzi, lai veiktu datu struktūras izpēti: galveno komponentu analīze un faktoranalīze. Jāatzīmē specifiskās terminoloģijas nianšes, norādot uz to, ka šajā darbā ar faktoru analīzes metodēm apzīmē

metožu kopumu, bet ar faktoranalīzi apzīmē noteiktu faktoru analīzes metodi (skatīt 2.1.1. attēlu).



2.1.1. attēls. **Faktoru analīzes metožu diagramma**

Datu avots: autora izstrādne

Pirmā metode ir galveno komponentu metode, kas tika izstrādāta 20. gadsimta pirmajā pusē un analizēta *Pearson* (1901) un *Hotelling* (1933) darbos. Otrā metode ir faktoranalīze, un tās aizsākumi meklējami *Spearman* (1904, 1926) darbos. Lai gan abas datu struktūras reducēšanas metodes ir domātas kopīgam mērķim – datu struktūras reducēšanai un vienkāršākai izskaidrošanai, tomēr tās atšķiras pieņēmumu un novērtēšanas ziņā. Pārējās divas metodes – dinamiskā faktoranalīze un dinamisko galveno komponentu analīze – ietver respektīvi iepriekšējo divu metožu īpašības, bet tiek pieļauta nenovērojamo faktoru dinamika, kas ir viena no laika rindu īpašībām. Šo metožu izmantošanu izšķir to sarežģītākās novērtēšanas iespējas.

Galveno komponentu metode

Galveno komponentu metodes lietošanas mērķis ir izskaidrot datu kopas $X = [X_1, \dots, X_p]$ variācijas un kovariācijas struktūru ar mazāko faktoru skaitu k ($k \ll p$), kur faktori ir datu kopas mainīgo lielumu lineārās kombinācijas. Neskatoties uz to, ka datu

kopējai variācijas un kovariācijas izskaidrošanai ir nepieciešami visi p mainīgie, bieži vien lielāka datu kopas variācijas daļa varētu tikt izskaidrota, izmantojot k faktorus jeb galvenās komponentes. Tādējādi sākotnējā datu kopa varētu tikt aizvietota ar datu kopu, kura satur tikai k galvenās komponentes.

Galveno komponentu vērtējums ir atkarīgs no variācijas un kovariācijas matricas Σ (vai korelācijas matricas ρ) datu kopai X . Ja dota datu kopa X ar kovariācijas matricu Σ , tad galveno komponenti Y_i var uzrakstīt par lineāro kombināciju:

$$Y_i = a_i' X \quad (2.1.1)$$

Kur $a_i' = [a_{i,1}, \dots, a_{i,p}]$ ir lineārās kombinācijas koeficientu vektors katram $i = 1, \dots, p$. Galvenās komponentes Y_i variācija un kovariācija ir definēta kā:

$$Var(Y_i) = a_i' \Sigma a_i, i = 1, \dots, p \quad (2.1.2)$$

$$Cov(Y_i, Y_k) = a_i' \Sigma a_k, i, k = 1, \dots, p$$

Galveno komponentu metodes lietošanas priekšrocība, pirmkārt, ir tā, ka galvenās komponentes $Y = [Y_1, \dots, Y_p]'$ ir ortogonālas, bet komponentu variācija ir maksimāli liela. Tātad pirmā komponente ir mainīgo X lineārā kombinācija ar maksimālo variāciju $Var(Y_1) = a_1' \Sigma a_1$. Protams, reizinot koeficientu a_1 ar arvien lielāku konstanti, variāciju varētu bezgalīgi palielināt. Tāpēc, lai novērstu skaitlisko nenoteiktību, koeficientu vektora vienības garums a_i tiek ierobežots ($a_i' a_i = 1$). Gadījumā, ja ieviešam koeficientu ierobežojumu, tad komponente $Y_1 = a_1' X$ ir izteikta ar maksimāli iespējamo variāciju $Var(a_1' X)$, ņemot vērā koeficientu vienības ierobežojumu $a_1' a_1 = 1$. Otrā galvenā komponente tiek izteikta kā $Y_2 = a_2' X$ ar maksimāli iespējamo variāciju $Var(a_2' X)$ un koeficientu vienības ierobežojumu $a_2' a_2 = 1$, kā arī ar komponentu ortogonalitātes nosacījumu $Cov(a_1' X, a_2' X) = 0$. Līdzīgi tiek izteiktas trešā, ceturtā, ... un p -tā komponente.

Otrā galveno komponentu metodes priekšrocība: tā ir neparametriska metode, kura tiek lietota, izmantojot īpašvērtības. Ja Σ ir kovariācijas matrica datu kopai X , bet īpašvērtību un īpašvektoru pāri ir $(\lambda_1, e_1)(\lambda_2, e_2), \dots, (\lambda_p, e_p)$, kur $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$, tad i -tā galvenā komponente tiek definēta šādi:

$$Y_i = e_i' X \quad (2.1.3)$$

$$\text{Var}(Y_i) = e_i' X e_i = \lambda_i$$

Kopēja variācija ir izteikta šādi:

$$\sigma_{1,1} + \sigma_{2,2} + \dots + \sigma_{p,p} = \sum_{i=1}^p \text{Var}(X_i) = \lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_p$$

Atbilstoši kvadrātisko matricu spektrālai dekompozīcijai kovariācijas matrica, Σ , var tikt pārveidota šādi:

$$\Sigma = P \Lambda P'$$

$P = [e_1, e_2, \dots, e_p]$ ir īpašvektoru matrica, tā lai $PP' = I$, bet Λ ir diagonāla matrica ar īpašvērtībām uz galvenās diagonāles. Šīs īpašības rezultātā matricas Σ kopējā variācija var tikt sadalīta komponentēs, un tā ir vienāda ar $(\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_p)$ īpašvērtību summu. Svarīgi, ka variācijas daļa tiek izskaidrota ar i -to komponenti, kas ir vienāda ar $\frac{\lambda_i}{\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_p}$. Attiecīgi aprēķinātās pirmās k komponentes, kuras pietiekami raksturo kopējo datu kopas variāciju, varētu efektīvi aizstāt p mainīgos izejas datu kopā, nezaudējot "pārāk daudz" no sākotnējās informācijas.

Faktoranalīze

Faktoranalīzes metodes izveidi 20. gadsimta sākuma savos darbos sāka *Spearman* (1904, 1926). Viņa mērķis ir radīt instrumentu, kuru var izmantot, lai identificētu kovariācijas struktūru daudziem mainīgajiem lielumiem tikai dažu nenovērojamo faktoru izteiksmē. *Johnson* un *Wichern* (2007) piedāvā tālākminēto faktoranalīzes skaidrojumu. Pieņemsim, ka mainīgie varētu būt sagrupēti pēc to korelācijas. Tādējādi vienā noteiktā apakšgrupā visi mainīgie cieši korelētu, bet tiem būtu relatīvi maza korelācija ar mainīgajiem citā apakšgrupā. Tad pieņēmums, ka katrai apakšgrupai piemīt vienota specifiskā struktūra, ir ticams, bet katras apakšgrupas struktūru varētu aprakstīt ar kādu apakšgrupā nenovērojamu faktoru.

Pieņemsim datu kopu X ar p elementiem, ar vidējo vektoru μ un kovariācijas matricu Σ . Faktoru modelis apraksta X mainīgo kopu kā lineāri atkarīgu funkciju no nenovērojamiem faktoriem $F_1, F_2, \dots, F_m$ un papildu p dažādiem variācijas avotiem jeb idiosinkrātiskām kļūdām $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_p$, kur $m < p$. Faktoru modeļa funkcionālā forma ir šāda:

$$X - \mu = \Lambda F + \varepsilon \tag{2.1.4}$$

Kur $l_{i,j}$ ir Λ i -tā mainīgā slodze uz j -to faktoru, t.i., Λ ir faktoru slodžu matrica un μ ir vidējais.

Faktoru modelis (2.1.4) vienādojumā nosaka, ka pastāv daudz nenovērojamo elementu (faktoru novērtējumi, F ; faktoru svāri, Λ ; un specifiskās kļūdas, ε) un ir nepieciešami papildu pieņēmumi, lai identificētu faktoru modeli un iegūtu risinājumu.

Pieņemsim, ka nenovērojamo faktoru sagaidāmās vērtības, kā arī specifisko faktoru jeb kļūdu sagaidāmās vērtības ir vienādas ar nulli. Faktoru novērtējumi nekorelē ar kļūdu novērtējumiem, t.i., tie ir neatkarīgi viens no otrā, bet kļūdu kovariācijas matrica ir diagonāla, ar specifiskām variācijām uz galvenās diagonāles. Pēc analogijas pieņēmumi atbilst vienkāršas regresijas pieņēmumiem:

$$E(F) = 0 \quad (2.1.5a)$$

$$Cov(F) = I \quad (2.1.5b)$$

$$E(\varepsilon) = 0 \quad (2.1.5c)$$

$$Cov(\varepsilon\varepsilon') = \Psi \quad (2.1.5d)$$

$$Cov(\varepsilon, F) = E(\varepsilon F') = 0 \quad (2.1.5e)$$

Kur I ir vienības matrica, Ψ ir diagonālā matrica. Pieņēmums par faktoru savstarpējās korelācijas neesamību nosaka, ka šo faktoru modeli sauc par ortogonālu.

Faktoru modelis raksturo datu kopas X kovariācijas struktūru. Ņemot vērā iepriekš minētos pieņēmumus, kovariācijas struktūra ir šāda:

$$\Sigma = Cov(X) = LL' + \Psi \quad (2.1.6)$$

$$Var(X_i) = l_{i,1}^2 + \dots + l_{i,m}^2 + \psi_i \quad (2.1.6a)$$

$$Cov(X_i, F_j) = l_{i,j} \quad (2.1.6b)$$

No (2.1.6a) vienādojuma izriet, ka i -tā mainīgā X_i variācija var tikt sadalīta komponentēs. Tā variācijas daļa, ko izskaidro m kopējie faktori, ir vienāda ar $h_i^2 = l_{i,1}^2 + \dots + l_{i,m}^2$, un to sauc par kopīgumu (*communality*), bet ψ_i ir specifiskā variācija (*uniqueness*), kura katram mainīgam X_i ir unikāla. Lai reproducētu datu kopas X kovariācijas struktūru,

nepieciešami $p(p + 1)/2$ elementi. Kovariācijas matricu Σ var reproducēt ar $mp + p$ elementiem gadījumā, kad $m < p$ faktoru modelis var nodrošināt vienkāršāko kovariācijas matricas izskaidrojumu ar mazāko parametru skaitu.

Johnson un Wichern (2007, p.481) norāda, ka daudzas kovariācijas matricas ne vienmēr var tikt faktorizētas gadījumā, kad $m \ll p$. Lai gan matemātiski risinājums ir iespējams, tomēr tas varētu nebūt statistiski interpretējams. Turklāt, ja $m > 1$, tad faktoru modeļa īpašība nosaka, ka faktoru slodzes kovariācijas matricas uzbūvē varētu ietvert vairākus risinājumus. Tādējādi faktoru modeļa risinājums parasti tiek iegūts vairākos soļos. Pirmkārt, faktoru modeļa struktūra tiek ierobežota tā, lai varētu unikāli identificēt faktoru slodzes un specifiskās variācijas. Otrkārt, tiek iegūti faktoru novērtējumi.

Faktoru novērtējumus un to slodzes var novērtēt ar maksimālās ticamības metodi. Tomēr šai pieejai ir papildu nosacījumi. *Anderson* (2003, p.570) norāda, ka, ja tiek pieņemts, ka faktori F un idiosinkrātiskās kļūdas ε pakļaujas normālam sadalījumam, tad var iegūt maksimālās ticamības novērtējumus faktoru slodzēm Λ un idiosinkrātisko kļūdu dispersijām.

Ja F_j un ε_j ir abpusēji (*jointly*) normāli sadalīti, tad novērojumi $X_j - \mu_j$ arī ir normāli sadalīti, un maksimālās ticamības funkcija ir šāda:

$$L(\mu, \Sigma) = (2\pi)^{-\frac{1}{2}np} |\Sigma|^{-\frac{1}{2}n} \exp \left[-\frac{1}{2} \sum_{t=1}^n (X_j - \mu_j)' \Sigma^{-1} (X_j - \mu_j) \right] \quad (2.1.7)$$

Maksimālās ticamības funkcijas ir atkarīgas no kovariācijas matricas Σ , kura savukārt ir funkcija no Λ un Ψ , kuri izteikti, izmantojot kovariācijas matricas dekompozīcijas funkciju $\Sigma = \Lambda \Lambda' + \Psi$. Tā kā slodžu matricai Λ varētu eksistēt vairāki risinājumi, tad unikālā risinājuma meklēšanai lieto šādu nosacījumu: $\Delta = \Lambda' \Psi^{-1} \Lambda$, kur Δ ir diagonāla. Tādējādi tiek panākts, ka faktori ir ortogonāli un faktoru slodzes ir unikāli definētas, t.i., novērsta nenoteiktība, vienlaikus vērtējot divus nezināmos locekļus Λ un Ψ_j . Maksimālās ticamības novērtējumu $\hat{\Lambda}$ un $\hat{\Psi}$ var iegūt, izmantojot maksimālās ticamības funkciju (2.1.7).

Pastāv vairākas skaitliskās optimizācijas metodes, ar kurām iespējams maksimizēt funkciju un iegūt nepieciešamos novērtējumus. Jāpiebilst, ka maksimuma atrašana ar maksimālās ticamības metodi ir skaitliski intensīvs process un procesa sarežģītības pakāpe pieaug, jo vairāk izskaidrojamo mainīgo iekļauj modelī, tātad, palielinoties mainīgo lielumu un faktoru skaitam, pieaug arī meklējamo faktoru slodžu skaits. Lietojot maksimālās

ticamības metodi lielam mainīgo skaitam (piem. $N > 100$), pastāv zināmas aprēķināšanas problēmas. Maksimālās ticamības metodi sauc par metodi ar „zemo jaudu” (maksimālās ticamības funkcija ir lēzena pret argumentu izmaiņām), citiem vārdiem, ar šo metodi grūti sasniegt funkcijas globālo maksimumu. Gadījumos, kad faktoru modelim ir liels mainīgo skaits, faktoru novērtēšana var būt apgrūtināta vai skaitliski nerealizējama.

Metožu salīdzinājums

Lawley un *Maxwell* (1971, p.2) norāda uz trim galvenajām iepriekš minēto metožu atšķirībām. Galveno komponentu metode ir relatīvi vienkārša, tā "sadala" kovariācijas matricu ortogonālās komponentēs, kur, veidojot kovariācijas matricu, komponentu skaits ir vienāds ar mainīgo skaitu. Tātad lielāku variācijas daļu varētu izskaidrot ar dažām komponentēm, tomēr, lai rekonstruētu pilnu kovariācijas struktūru, nepieciešamas visas komponentes. Galveno komponentu gadījumā nav jāizvirza hipotēze par mainīgajiem lielumiem, piemēram, mainīgajiem nav jābūt gadījumlielumiem. Savukārt faktoranalīzes metodes izmantošanas mērķis ir izskaidrot kovariācijas matricu ar mazu nenovērojamo jeb latentu faktoru skaitu. Pētnieks pēta kovariācijas matricu un izvirza hipotēzi, ka eksistē gadījumlielums jeb faktors f_1 , kurš potenciāli izskaidro daļiņās kovariācijas starp mainīgajiem. Pēc tam, kad faktora f_1 efekts no kovariācijas matricas ir izslēgts, pētnieks pārbauda, vai daļiņās kovariācijas joprojām nav izskaidrotas, un nolemj, vai izslēgt faktoru f_2 no kovariācijas utt. Tātad galveno komponentu metode ir orientēta uz variāciju izmantošanu (tiek maksimizēta katra iegūstamā faktora jeb komponentes variācija), savukārt faktoranalīzes metode ir orientēta uz kovariāciju izmantošanu (katrs nākamais iegūtais faktors cenšas izskaidrot daļiņās kovariācijas starp mainīgajiem). Otra metožu atšķirība balstīta uz mainīgo pieņēmumu esamību. Lai varētu izmantot galveno komponentu metodi, nav nepieciešams pieņēmums par X lielumiem, bet, izmantojot faktoranalīzes metodi, pieņem, ka lielumu X nosaka divas komponentes. Pirmā komponente ir faktoru kopums $F = (f_1, \dots, f_m)$, kuri vienādojumā (2.1.4) reprezentē katra X_i kopējo izskaidrošanas avotu, bet otrā komponente ε_i ir specifisks avots, kurš ietekmē tikai X_i . Turklāt ε ir neatkarīgi viens no otra un no faktoriem F . Trešā metožu atšķirība ir linearitātes pieņēmums. Galveno komponentu metode ir lineāra, un visu komponentu summa veido vienu veselumu. Savukārt faktoranalīzes metode ietver tā saucamo linearitātes hipotēzi. Ja pastāv specifiskas modelēšanas vajadzības, tad X elementi var tikt izteikti ar faktoru otrās kārtas aproksimāciju. Izskaidrošanas nolūkā izteiksim X_i mainīgo, izmantojot trīs faktorus:

$$X_i = l_{i1}f_1 + l_{i2}f_2 + l_{i3}f_3 + \varepsilon_i \quad (2.1.8)$$

kur, $f_3 = f_1f_2$. Šāds modeļa formulējums ļauj noraidīt hipotēzi par linearitātes pieņemumu, bet neapšaubāmi apgrūtina gan uzdevuma novērtēšanas, gan izskaidrošanas iespējas. Tomēr šāds piemērs skaidri parāda abu metožu konceptuālo atšķirību.

Faktoru modeļu ontoloģija

Literatūra par faktoru modeļiem ir plaša, un tie sen tiek lietoti pētījumos dažādās zinātnes nozarēs (Lawley un Maxwell, 1971; Gorsuch, 1983; Joreskog un Reymont, 1996). Lawley un Maxwell (1971) savos darbos sniedz vispusīgu faktoru analīzes būtību un novērtēšanas metožu apskatu, kā arī ilustrē faktoru analīzes lietošanu psiholoģijā, kur šī metode tika lietota vispirms. Viņi atzīmē, ka faktoru analīze arvien biežāk tiek lietota arī citās jomās, piemēram, ekonomikā, botānikā, bioloģijā un sociālās zinātnes. Joreskog un Reymont (1996) min virkni piemēru faktoru analīzes lietošanai dabas zinātnēs.

Tomēr pastāv zināmi ierobežojumi, lai, ekonometriskajā analīzē lietojot klasisko faktoru modeli, iegūtu konsekventu un korektu rezultātu. Geweke (1977) norāda, ka klasiskie faktoru modeļi ļoti plaši tiek lietoti sociālās zinātnēs, analizējot šķērsriezuma datus, un pieņēmums par korelācijas neesamību starp laika periodiem t klasiskā faktoru modelī ir ticams. Tomēr, runājot par ekonomiskām parādībām un sociāli ekonomiskām sakarībām, jāatzīst, ka starp rādītājiem pastāv ne tikai savstarpējā, bet arī seriālā korelācija jeb autokorelācija. Makroekonomiskiem rādītājiem un to savstarpējām sakarībām piemīt mainīga daba un dinamika. Tādējādi šāds pieņēmums attiecībā uz laika rindām *per se* nav spēkā, jo pēc definīcijas x_i laika periodā t tas korelē ar x_i laikā $t + s$.

Geweke (1977) savā darbā paplašina klasisko faktoru modeli un piedāvā faktoru modeļa dinamisko versiju, adaptējot to ekonometrijas nozares problēmjaudājumu risināšanai. Reprezentatīvā nolūkā definēsim vienkāršu viena nenovērojamā faktora modeli:

$$x_{it} = \lambda_i f_t + \varepsilon_{it} \quad (2.1.9)$$

Kur f_t un ε_{it} nekorelē savā starpā ar visiem i un t , kur $i = 1, \dots, N$, $t = 1, \dots, T$.

Lai aprakstītu daudzdimensiju laika rindu uzvedību, tiek atbrīvots pieņēmums par x_{it} korelācijas neesamību laikā un tiek pieņemts, ka modelī (2.1.9) $N + 1$ nezināmie mainīgie (N idiosinkrātiskie atlikumi + viens faktors) ir savstarpēji neatkarīgi un tiem ir stacionāra

kovariācija, t.i., $cov(f_t, f_{t+s})$ un $cov(\varepsilon_{it}, \varepsilon_{i,t+s})$ ir atkarīgi tikai no soļa s , visiem s un i . Tad, izmantojot *Wold* teorēmu, var pārrakstīt f_t un ε_{it} dinamiskā veidā kā pagātnes novērojumu lineārās funkcijas:

$$\lambda_i f_t = \sum_{s=0}^{\infty} a_{is} z_{t-s} = a_i^* z_t \quad (2.1.10)$$

$$\varepsilon_{it} = \sum_{s=0}^{\infty} b_{iis} u_{i,t-s} = b_{ii}^* u_{it} \quad (2.1.11)$$

Kur z_t un u_{it} ir baltā trokšņa procesi, kas savstarpēji nekorelē.

Ievietosim (2.1.10) un (2.1.11) vienādojumā (2.1.9), tad iegūsim:

$$x_t = a_i^* z_t + B^* u_{it} \quad (2.1.12)$$

Kur, $x_t = (x_{1t}, \dots, x_{Nt})'$, $a_s = (a_{1s}, \dots, a_{Ns})'$, $u_t = (u_{1t}, \dots, u_{Nt})'$, B_s ir diagonāla matrica ar b_{iis} elementiem uz diagonāles i -tā elementa. Ņemot vērā izvirzītos pieņēmumus, vienādojumā (2.1.12) iegūst dinamisko daudzdimensiju modeli, kuru sauc par dinamisko faktoru modeli (DFM). Lai atrisinātu dinamisko faktoru modeli, *Geweke* (1977) izmanto spektrālo analīzi un uzliek ierobežojumus variācijas un kovariācijas matricām, kā arī pieņem, ka x_t ir normāli sadalīti, kas ļauj lietot maksimālās ticamības metodi parametru iegūšanai un modeļa atrisināšanai.

Sargent un *Sims* (1977) savos darbos parāda, ka, izmantojot tikai divus dinamiskos faktorus, ar dinamisko faktoru modeli iespējams izskaidrot lielāko ASV galveno makroekonomisko rādītāju variācijas daļu, t.i., produkcijas izlaidi, nodarbinātību, cenas. *Geweke* (1977) un *Sargent* un *Sims* (1977) izmanto spektrālās analīzes metodi, lai analizētu laika rindas frekvenču sfērā (*frequency domain*) un novērtētu dinamisko faktoru modeli. Diemžēl šī metode neļauj novērtēt faktorus tiešā veidā, kas liedz to izmantot prognozēšanā. Tomēr relatīvi nesen tika piedāvātas metodes (*Forni et.al.*, 2000, 2005), kuras izmanto galvenās dinamiskās komponentes frekvenču sfērā, lai prognozētu makroekonomiskos rādītājus. Lai gan *Forni et al.* (2005) apgalvo, ka piedāvātā metode ir konsistentā (asimptotiska prognožu iegūšana ar šādu metodi konverģē ar optimālo prognožu iegūšanu ar dažādiem nosacījumiem) un simulācijas rezultāti parāda, ka dinamiskās galveno komponentu metodes ir pārākas par metodēm, kas izmanto (statiskās) galvenās komponentes, tomēr empīriskie pētījumu rezultāti liecina par metodes ierobežotu prognozētspēju. Sarežģīti matemātiskie aprēķini un ierobežoti dinamisko galveno komponentu metožu prognozētspējas

efektivitātes pierādījumi liedz izmantot šo metodi prognozēšanā. Relatīvi nelielais pieejamais zinātnisko pētījumu skaits par šīs metodes izmantošanu tikai pierāda metodes nepopularitāti prognozētāju vidū, tāpēc šī darba autors pēta tos zinātniskos darbus, kuru laika rindu analīzes metodes balstītas laika sfērā (*time domain*).

Stock un *Watson* (2011) izšķir trīs dinamisko faktoru modeļu paaudzes, kuru aprēķini veikti laika sfērā. Pirmās paaudzes DFM modeļi prezentēti *Engle* un *Watson* (1983), *Quah* un *Sargent* (1993), *Stock* un *Watson* (1991) darbos. Šajos darbos autori izmanto Kalmana filtru, lai izfiltrētu nenovērojamo komponenti (jeb faktoru), un lieto maksimālās ticamības metodi parametru aprēķināšanai. Parasti vienlaikus ar maksimālās ticamības metodi dažādiem risinājumiem izmanto arī nelineārās optimizācijas metodes, tādējādi arī modeļa dimensionalitāte tiek ierobežota. Šie darbi sniedz ieguldījumu biznesa ciklu pētīšanā, izmantojot ar laiksakritīgu indeksu (*coincident index*) un apsteidzošu indeksu (*leading index*). Mazākā mērā pētīts jautājums par makroekonomisko rādītāju prognozēšanu. Piemēram, *Stock* un *Watson* (1991) izstrādājuši ASV dinamisko faktoru modeli laiksakritīga indeksa konstruēšanai ar četriem mainīgajiem un apgalvo, ka izstrādātais indekss mainās vienlaikus ar IKP dinamiku. Arī *Quah* un *Sargent* (1993) lieto DFM modeli nodarbinātības pētīšanai. Abos darbos apgalvots, ka makroekonomiskiem rādītājiem ir kopējais elements jeb laiksakritīgais indekss, kurš ietekmē fluktuācijas novērojamos mainīgos lielumus.

Neskatoties uz to, ka šīs paaudzes DFM risināšanas metodes ir ļoti darbietilpīgas (jo darba gaitā izmanto intensīvus optimizācijas aprēķinus) un mūsdienu zinātniskā literatūra piedāvā alternatīvas pieejas, *Camacho* un *Perez-Quiros* (2010) *Stock* un *Watson* (1991) šo modeli izmanto relatīvi nesen, paplašinot DFM ar astoņiem mainīgajiem un prognozējot eiro zonas ekonomisko aktivitāti. Viņi papildina modeli ar trīs IKP relīzēm (ātrais novērtējums, pirmais un otrais novērtējums), *BNB*, *IFO*, pakalpojumu *PMI*, rūpniecības *PMI* un *ESI*¹ indikatoriem un lieto modeli ekonomiskās aktivitātes prognozēšanā. Viņi apgalvo, ka ar DFM modeli ir iespējams precīzāk prognozēt eiro zonas ekonomisko aktivitāti. Turklāt iegūtās prognozes ir vismaz tikpat precīzas kā profesionālo prognozētāju aptaujas². DFM modelis ir pietiekami elastīgs, un prognozēšanas process ir ātrs un efektīvs.

¹ Beļģijas biznesa indikators (*BNB*); Vācijas biznesa klimata indikators (*IFO*); iepirkšanas menedžeru indekss (*PMI*); ekonomikas konfidences indikators (*ESI*).

² ECB veic profesionālo prognozētāju aptauju reiz ceturksnī un publicē rezultātus mēneša biļetenos.

Otrās paaudzes DFM modeļi atšķiras no saviem priekštečiem ar mazāk intensīvām novērtēšanas metodēm un spēju inkorporēt lielu mainīgo skaitu. Metožu pamatā ir neparametriskās svēršanas shēmas, kuras ļauj novērtēt nenovērojamos faktorus kā svērto vidējo no X_t mainīgajiem. Šajā ziņā neparametriskums nozīmē, ka netiek novērtēti tie parametri, kas attiecas uz faktoriem, bet tieši pretēji, faktori F_t tiek uzskatīti par r -dimensionāliem parametriem, kuri tiek novērtēti, izmantojot N -dimensionālo datu vektoru X_t (Stock un Watson, 2011). 1990. gadu beigās un 2000. gadu sākumā otrās paaudzes DFM modeļi tika ļoti plaši analizēti zinātniskajā literatūrā. Stock un Watson (1998, 1999, 2002a, 2002b), Bernanke un Boivin (2003), Giannone et al. (2004), Dreger un Schumacher (2004), Boivin un Ng (2005, 2006), Bai un Ng (2002, 2008), Brisson et al. (2003), Artis et al. (2005), Bernanke et al. (2005), Eickmeier (2007, 2009), Doz et al. (2011, 2012) ir tikai daļa no autoriem, kuru ieguldījums ir svarīgs DFM modeļu izpētē. Pētījuma nozīmīgumu nosaka autoru izstrādātā metode, prognozējamais rādītājs, reģiona pārklājums, svēršanas shēmu daudzveidība vai teorētiskais pamatojums. Plašo popularitāti otrās paaudzes DFM modeļi ieguvuši, jo tie ir ērti lietojami, tos lietojot, jāizpilda pieticīgas ekonometriskās prasības un to prognozēšanas precizitāte ir lielāka.

Iemesls, kādēļ DFM modelis tiek veiksmīgi izmantots ekonomiskajā analīzē, ir galveno komponentu metodes lietošana. Tomēr, lai varētu izmantot galveno komponentu metodi, DFM modelim jābūt izteiktam statistiskā formā. DFM modeļa statistiskā reprezentācija ir šāda:

$$X_{it} = \Lambda_i F_t + u_{it} \quad (2.1.14)$$

kur X_{it} ir i -tais mainīgais $i = 1, \dots, N$, $F_t = (f'_t, \dots, f'_{t-p})'$ ir $r \times 1$ dimensionāls vektors ar $r = q(p + 1)$, Λ_i ir slodžu vektors. Faktoru modeļa statistiskās reprezentācijas atvasinājums no DFM modeļa ir dots pielikumā (2.1.1).

Pieņemumu, ka galveno komponentu novērtējumus varētu izmantot par attiecīgo faktoru novērtējumiem, pirmie min Connor un Korajczyk (1986) savā pētījumā, kurā tiek analizēts statisko faktoru modelis. Pēc tam Stock un Watson (2002a), Bai (2003), un Bai un Ng (2006) pierāda galveno komponentu izmantošanas konsistenci faktoru modeļa vērtēšanā ar idiosinkrātisko kļūdu seriālo un savstarpējo korelāciju. Minētajos darbos parādīts, kādi nosacījumi jāizpilda attiecībā uz N un T (attiecīgi mainīgo skaits un novērojumu skaits modelī), lai faktoru $\hat{F}_t$ novērtējumus varētu tālāk izmantot regresijas vienādojumos kā

regresorus. Ar N un T saistīto nosacījumu izpilde ir būtiska, lai $\hat{F}_t$ novērtējumu kļūdas neietekmētu OLS regresijas koeficientu asimptotisko sadalījumu.

Zinātnieki, meklējot iespējas uzlabot prognozēšanas precizitāti un modeļu sniegumu, izstrādā galveno komponentu metodei alternatīvas metodes. Kā ierasts, tiek meklētas esošo metožu vispārināšanas iespējas, piedāvājot vispārinātus galveno komponentu metožu lietošanas risinājumus DFM novērtēšanā. Vispārināta galveno komponentu ideja ir līdzvērtīga vispārināto mazāko kvadrātu metodei, kuras elementi tiek svērti pēc apgrieztās kļūdu matricas Σ_e^{-1} :

$$\min_{F_1, \dots, F_T, \Lambda} T^{-1} \sum_{t=1}^T (X_t - \Lambda F_t)' \Sigma_e^{-1} (X_t - \Lambda F_t) \quad (2.1.15)$$

Savus risinājumus vispārinātu galveno komponentu lietošanai piedāvā *Forni et al.* (2005), *Boivin* un *Ng* (2006), kā arī *Stock* un *Watson* (2005). Tā kā vispārinātu galveno komponentu metodes $\hat{F}_t$ novērtējumus nav iespējams iegūt bez Σ_e kļūdu matricas, bet Σ_e savukārt nav zināma apriori, šo autoru pētījumu galvenais izaicinājums ir Σ_e kļūdu matricas novērtēšana.

Trešās paaudzes DFM modeļi apvieno stāvokļa un telpas (*state-space*) pieejas efektivitāti ar ērti lietojamu galveno komponentu metodi (*Stock* un *Watson*, 2011). Kalmana filtrs, kurš ļauj atrisināt stāvokļa un telpas formu, ir efektīvs rīks, lai novērtētu trūkstošos novērojumus, un ļauj aprēķināt modeļa rezultātu/prognozi jau īsi pēc jauno datu paziņošanas. *Stock* un *Watson* (2011) norāda, ka, pateicoties Kalmana filtram, datus var svērt ne tikai mainīgo vidū, kā to aprēķina galvenās komponentes, bet arī laika rindas garumā. *Doz et al.* (2006) un *Giannone et al.* (2008) darbos paustās idejas ir nozīmīgākais ieguldījums trešās paaudzes DFM modeļu izstrādē. Šo darbu galvenā ideja ir novērtēt modeli divos soļos. Pirmajā solī faktori tiek novērtēti, izmantojot galveno komponentu metodi. Otrajā solī tiek novērtēti vienādojumu sistēmas (2.1.16)-(2.1.18) nezināmie parametri un faktoru novērtējumi tiek izfiltrēti ar Kalmana filtru, izmantojot stāvokļa un telpas formu. DFM modelis stāvokļa un telpas formā ir izteikts šādi:

$$X_t = \lambda(L)f_t + e_t \quad (2.1.16)$$

$$f_t = \Psi(L)f_{t-1} + \eta_t \quad (2.1.17)$$

$$d_i(L)e_t = \zeta_{it} \quad (2.1.18)$$

kur vienādojums (2.1.16) parāda DFM modeļa dinamisko formu, kur f_t ir dinamisko faktoru vektors; vienādojums (2.1.17) iniciē faktoru dinamiku, bet vienādojums (2.1.18) parāda kopējo kļūdu uzvedības formu. Standarta nosacījumi atlikumu uzvedībai ir $\eta_t \sim i.i.d.N(0, \sigma_{\eta_j}^2)$, $j = 1, \dots, q$, kur q ir dinamisko faktoru skaits; $\zeta_{it} \sim i.i.d.N(0, \sigma_{\zeta_i}^2)$, $i = 1, \dots, N$.

Jāatzīmē, ka ar galveno komponentu metodi novērtē statistiskos faktorus, tāpēc to iekļūšana DFM modelī tiešā veidā nav iespējama. *Doz et al.* (2006) un *Giannone et al.* (2008) izstrādā metodi DFM novērtēšanai atbilstoši modeļa struktūrai vienādojumos (2.1.16)–(2.1.18). Faktori tiek novērtēti, lietojot galveno komponentu metodi. Modeļa parametri, $\lambda(L)$, $\Psi(L)$ un $d_i(L)$ tiek novērtēti, regresējot mainīgos uz faktoriem un novērtējot faktoru VAR regresijas un viendimensijas regresijas vienādojuma atlikumus (2.1.16). Lai novērtētu DFM modeli, tiek sastādīta stāvokļa un telpas forma un novērtētie parametri tiek fiksēti. Tad ar Kalmana filtru tiek iegūti dinamisko faktoru novērtējumi.

Lai iegūtu signālu par valsts tautsaimniecības stāvokli un ekonomiskās aktivitātes izmaiņām, īstermiņa prognozēšanā īpaši vērtīgs ir katra informatīvā indikatora papildu novērojums Statistisko datu periodiskums, publikāciju novēlošanās un atšķirīgs datu publicēšanas kalendārs ietekmē ekonomiskās aktivitātes novērtējumu. Datu publicēšanas kalendārs nosaka, ka ikvienā laika momentā pieejamā laika rindu datubāze ir nesabalansēta. DFM modeļi ar Kalmana filtru ir efektīvs rīks, lai veiktu prognozes, izmantojot nesabalansētas datubāzes. *Banbura un Runstler* (2011), *Banbura un Modugno* (2012) izstrādā metodes prognožu iegūšanai ar nesabalansētām datubāzēm. *Banbura un Runstler* (2011) atklājuši, ka datu publicēšanas lagam ir svarīga loma prognožu novērtēšanā, tas parāda, kādā veidā ar DFM modeļiem varētu tikt novērtēta katra individuālā rādītāja nozīme prognozes veidošanā. *Banbura un Modugno* (2012) izstrādājuši metodi prognozēšanai ar DFM modeļiem, kuru datubāzes pakļautas patvaļīgam trūkstošo novērojumu izkārtojumam. Šāda metode varētu būt īpaši nozīmīga attīstības valstīm, kuru statistika bieži vien ir nepilna īsu laika rindu dēļ vai trūkstošie novērojumi parādās laika rindu vidū.

2.2. Specifiskās datubāzes izvēles un datu nepilnības problēmas

Iepriekšējā apakšnodaļā tika parādīts, ka ar faktoru analīzi teorētiski ir iespējams analizēt neierobežotu mainīgo skaitu, aprēķinot faktorus kā mainīgo lineārās kombinācijas. Tādējādi datubāze ar lielu mainīgo skaitu varētu tikt izskaidrota ar krietni mazāku faktoru skaitu. Lai lietotu faktoru analīzi un izveidotu faktoru modeli prognozēšanas vajadzībām, jāastāda Latvijas makroekonomisko rādītāju datubāze. Tāpēc šajā apakšnodaļā tiek analizēta un pamatota rādītāju izvēle, apzinātas datu nepilnības problēmas un piedāvāti to risinājumi.

Rādītāju izvēles problēmas

Latvijas tautsaimniecību raksturo daudzi makroekonomiskie rādītāji. CSP apkopo plašu statistisko informāciju par vairākiem ekonomikas sektoriem rūpniecībā, tirdzniecībā, finansēs, sociālajiem procesiem utt. Dati ir pieejami par atšķirīgiem laika periodiem un ar dažādu biežumu. Lai iegūtu pēc iespējas informatīvu saturu, dati tiek izvēlēti mēneša griezumā. Mainīgie lielumi tiek fiksēti laikā no 1996. gada janvāra līdz 2012. gada februārim. Šis laika posms tika izvēlēts, ņemot vērā oficiālās statistikas datu pieejamību un pētījuma veikšanas brīdi. Laika rindu sākums vairumam rādītāju ir tieši 1996. gada janvāris. Jāatzīst, ka dažiem rādītājiem ir arī garākas laika rindas, tomēr modelēšanas vajadzībām ērtāk pieņemt, ka datu kopums reprezentē pēc iespējas mazāk trūkstošo novērojumu. Atsevišķi rādītāju bloki ir pieejami tikai kopš 2000. gada, piemēram, dati par mazumtirdzniecību un maksājumu bilance. Turklāt agrāka laika posma laika rindu uzticamība datu kvalitātes un ekonometriskās novērtēšanas ziņā būtu vājāka.

Makroekonomisko rādītāju laika rindu datubāze par Latvijas tautsaimniecību ir apkopota 2.2.1. tabulā. Datubāzē papildus ietvertas arī Eiropas Savienības un Latvijas kaimiņvalstu, Igaunijas un Lietuvas, laika rindas. Dati tika vākti, ietverot vairākus ekonomikas aspektus, un aptver vairākus ekonomikas sektorus. Datubāze satur šādus aspektus: Eiropas Komisijas uzņēmēju un patērētāju apsekojumi, rūpnieciskā ražošanas apjoma indeksi, mazumtirdzniecības apgrozījuma indeksi, patēriņa un ražotāju cenu indeksi, darba tirgus rādītāji, monetārie indikatori, valūtas kursi, finanšu sektora un ārējās tirdzniecības dati, valsts nodokļu ieņēmumi un maksājumu bilances dati. Eiropas Savienības, Igaunijas un Lietuvas laika rindas arī tika iekļautas datubāzē, lai reprezentētu kaimiņvalstu ekonomiskās attīstības dinamiku faktoru novērtējumos. Datubāze ietver reālus un nominālus

rādītājus – piem., rūpniecisko ražošanu, PCI, un galveno grupu konfidences rādītājus. Detalizētu rādītāju aprakstu skatīt 2.2.1. pielikumā.

2.2.1. tabula

Datubāzes rādītāju raksturojums**Latvijas rādītāji**

Datu bloks	Mainīgo skaits	Datu bloks	Mainīgo skaits
Konfidences rādītāji	48	Monetārais sektors	12
Rūpniecība	31	Valūtas kursi	4
Mazumtirdzniecība	30	Finanšu sektors	8
Patēriņa cenu indeksi	16	Ārējā tirdzniecība	40
Ražotāju cenu indeksi	10	Fiskālais sektors	10
Darba tirgus	2	Maksājumu balance	7
		Citi	2
Pavisam			217

Ārvalstu rādītāji

Datu bloks	Eiropas Savienība	Igaunija	Lietuva
Konfidences indikatori	6	6	6
Rūpniecība	3	3	3
Patēriņa cenu indeksi	1	1	1
Pavisam			30

Datu avots: autora izstrādne

Visiem mainīgajiem ir panākta stacionaritāte, un mainīgie tiek normalizēti ar vidējo nulle, $\mu = 0$, un dispersiju viens, $\sigma^2 = 1$. Mainīgo normalizācija tiek izmantota, lai neitralizētu atšķirību skalas starp mainīgajiem (skatīt *Johnson un Wichern, 2007*). Vairākas mēneša laika rindas ir pakļautas sezonālai ietekmei. Tāpēc tās tiek sezonāli izlīdzinātās ar X-12-ARIMA¹ metodi². Izņēmums ir tikai procentu likmes un valūtas kursi – laika rindas, kuras pēc definīcijas sezonālitatei nevajadzētu ietekmēt. Izņēmums ir tās laika rindas, kuras oficiālajos statistiskajos datos jau ir pieejamas sezonāli izlīdzinātā formā. Lielākā daļa rādītāju ir logaritmēti un diferencēti, bet rādītājiem ar negatīvām vērtībām lietota pirmās kārtas difference.

¹ <http://www.census.gov/srd/www/x12a/>

² Sezonālās izlīdzināšanas iestatījumi ir izvēlēti pēc noklusējuma.

Svarīgs pētījuma aspekts sastādītajā datubāzē ir saistīts ar sezonāli izlīdzinātiem datiem. Jāpiemin, ka, ja dati sezonāli izlīdzinātā formā jau ir pieejami oficiālos statistikas birojos tie tiek izmantoti šādā formā. No vienas puses, būtu loģiski visus datus sezonāli izlīdzināt pēc vienotas metodes un metodoloģijas. No otras puses, tas ir pretrunā ar īstenoto īstermiņa prognozēšanas procesu. Iemesls, kāpēc tiek izmantota pēc iespējas korektāka statistikas biroju informācija, ir saistīts, pirmkārt, ar vēlmi pēc iespējas precīzāk prognozēt ekonomisko aktivitāti, ņemot vērā visu oficiālo informāciju. Otrkārt, pieļaujams, ka CSP var arī kļūdīties aprēķinos, tā ietekmējot arī ekonomiskās aktivitātes aprēķinus. Šādi var abstrahēties no aprēķinu kļūdu uzkrāšanās. Treškārt, ir iespējama situācija, kuru ilustrē šāds piemērs. Pēdējā oficiāli publicētā informācija noteiktā mēnesī M rāda, ka valsts rūpniecības saražotā produkcija ir pieaugusi par $x\%$. Tad, aprēķinot IKP prognozi pēc oficiālās informācijas, tai būtu jāpieaug, jo rūpniecības izaugsmei jābūt pozitīvam signālam par ekonomisko aktivitāti. Tagad iedomāsimies, ka tiek izvēlēta nepareiza sezonālās izlīdzināšanas metode (vai atšķirīga no CSP lietotās metodes, jo apriori nav zināms, kura metode ir pareizāka) vai metodes iestatījumi, lai kopējās rūpniecības apjoms mēnesī M samazinātos par $z\%$. Šādi dati par rūpniecības izaugsmi dod negatīvu signālu ekonomiskās aktivitātes novērtējumam. Tādējādi šāda rīcība ir pretrunā oficiālajiem datiem, pat neskatoties uz to, ka autora izvēlēta sezonālās izlīdzināšanas metode potenciāli novestu pie precīzākās IKP prognozes. Sezonālās izlīdzināšanas metodes izvēle un tās lietošanas ietekme uz prognožu kvalitāti ir svarīga tēma diskusijai un pētījumam, bet šajā darbā netiek pētīta.

IKP un reālā laika dati

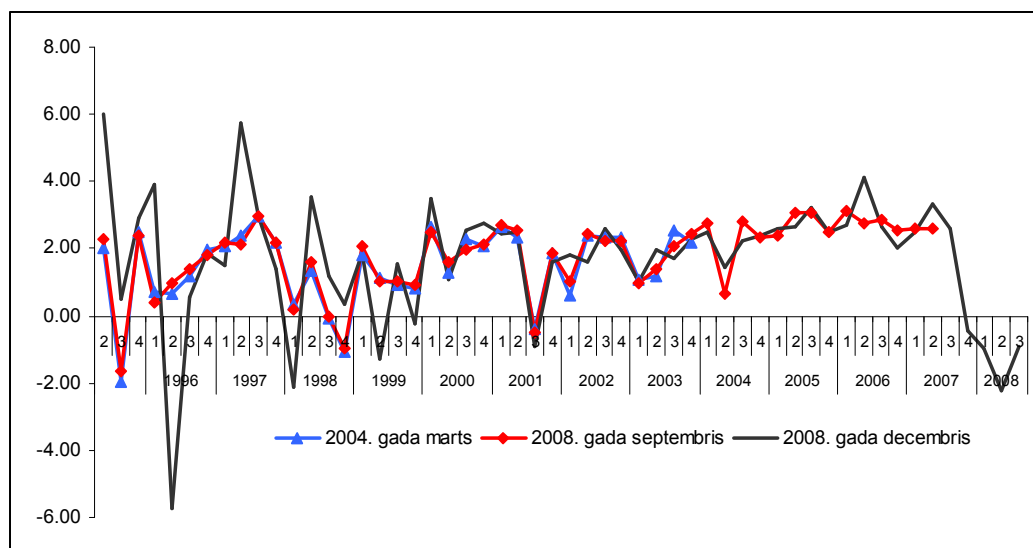
Šajā darbā Latvijas IKP ir izvēlēts par ekonomiskās aktivitātes prognozēšanas mērķi. Dati par Latvijas IKP ir pieejami ceturkšņu griezumā. Latvijas reālā IKP ceturkšņa dati tiek publiskoti 70. dienā pēc pārskata perioda beigām. Sākot ar 2007. gadu, CSP publicē arī reālā IKP ceturkšņa un gada pieauguma tempa ātro novērtējumu, kas balstīts uz pieejamiem statistiskiem datiem un ekonometriskiem modeļiem. Šādi novērtējumi tiek publiskoti 40. dienā pēc pārskata perioda beigām un tādējādi pieejami aptuveni vienu mēnesi pirms pirmās datu publiskošanas. Tomēr ātro novērtējumu vēsture ir pārāk īsa, lai tos izmantotu sistemātiskā analīzē, un reālā IKP provizorisks novērtējumi šajā pētījumā netiek ņemti vērā.

IKP kļūst pieejams ar vairāk nekā divu mēnešu novēlošanos, turklāt pēc nacionālās kontu sistēmas IKP dati pakļauti pārskatīšanai un vēlāk tiek pilnveidoti, ņemot vērā precizēto informāciju par tautsaimniecības nozarēm. Datu revīzijas nozīmē, ka, piemēram, IKP

vēsturiskā laika rinda 2006. gadā varētu atšķirties no IKP laika rindas 2008. gadā. Gadījumā, ja datu revīzijas ir būtiskas, tās varētu nozīmīgi ietekmēt prognožu novērtējumu. Ņemot vērā revidētos datus, prognozētājs var precīzāk novērtēt IKP īstermiņa prognozi. Tādējādi būtu likumsakarīgi prognozēšanā izmantot reālā laika datu relīzes.

Datu revīziju problemātika tiek plaši pētīta zinātniskajā literatūrā. *Diebold* un *Rudebusch* (1991) savā darbā min spilgtu piemēru, uzsverot reālā laika datu nozīmību. Viņi parāda, ka apsteidzošo rādītāju indekss, kurš tiek aprēķināts, izmantojot reālā laika datus, jūtami sliktāk prognozē apstrādes rūpniecības kustības nekā indekss, kurš tiek aprēķināts, izmantojot pārskatītos datus. *Croushore* un *Stark* (2001) konstruē ASV reālā laika datubāzes un pēta reālā IKP īpašības dažādās relīzēs. Viņi secina, ka datu pārskatīšana varētu nozīmīgi ietekmēt prognozes un reāla laika prognozes būtiski atšķiras no tām, kuras konstruētas, izmantojot pēdējos pieejamos datus. *Stark* un *Croushore* (2002) pilnveido jaunu metodi, ar kuru pēta datu izmaiņu ietekmi uz prognozēm. Viņu pētījuma rezultāti liecina, ka, izmantojot dažādas relīzes, prognožu izkliede ir ievērojama, un viņi secina, ka datu pārskatīšana ir viens no svarīgākajiem prognožu nenoteiktību radošajiem faktoriem, kurš ir ticis ignorēts lielākajā daļā citu pētījumu. *Orphanides* (2001) pārbauda reālā laika datu informācijas saturu, piemērojot un interpretējot vienkāršus monetārās politikas lēmumus. Viņš pierāda, ka politikas rekomendācijas, kas balstītas uz reālā laika datiem, būtiski atšķiras no tām, kas iegūtas, izmantojot pārskatītos datus. Tāpēc viņš norāda, ka monetārās politikas reakciju funkcijas, kas balstītas uz pārskatītajiem datiem, varētu sniegt maldinošu priekšstatu par monetāro politiku pagātnē un monetārās politikas lēmumiem, kuri tika pieņemti reālajā laikā. *Croushore* (2011) atzīmē, ka lielākā daļa pētījumu liecina, ka prognozes reālajā laikā ir daudz sliktākas, nekā prognozes, kas sastādītas, izmantojot pārskatītos datus. Visticamāk, iemesls ir tas, ka datu pārskatīšana korelē laikā.

Lai izslēgtu metodiskās izmaiņas aprēķinos un IKP pārskatīšanas ietekmi uz prognozēšanas procedūru, tiek sastādīta reālā laika IKP datubāze. Reāla laika datubāze nozīmē, ka netiek izmantota tikai viena pēdējā IKP datu laika rinda jeb pēdējā datu relīze, bet katru mēnesi tiek veidota sava IKP datu laika rinda. Šī datubāze palīdz atrast attiecīgā laika posma analīzei nepieciešamo vēsturisko IKP relīzi. Turklāt šī reālā laika datubāze atspoguļo IKP datu korekcijas un to veikšanas laiku. 2.2.1. attēlā parādītas dažādu IKP publikāciju revīzijas un to lielums. Vislielākā IKP datu revīzija notika 2008. gada decembrī, kad CSP pārreķināja datus ķēdēto rindu veidā.



2.2.1. attēls. **IKP datu reližu salīdzinājums (IKP ceturkšņu pieauguma tempi 2000. gada salīdzināmajās cenās, sezonāli izlīdzināti dati)**

Datu avots: CSP publicētie dati, autora zīmējums

IKP reālā laika datubāze tiek sagatavota, izmantojot CSP ceturkšņa biļetenu „Latvijas makroekonomiskie rādītāji” un mēneša biļetenu „Latvijas statistikas ikmēneša biļetens”. Tie ietver mēnešu relīzes par reālā IKP ceturkšņa datiem. Jāpiebilst, ka CSP „Latvijas statistikas ikmēneša biļetenā” publicē IKP datus, tādējādi ir iespējams novērot CSP veiktās IKP revīzijas katru mēnesi, ja tādas notiek. Ikmēneša IKP datu relīzes palīdz novērot visjaunāko informāciju un balstīt īstermiņa prognozes uz pēdējiem novērtējumiem. Ceturkšņa IKP relīzes pa mēnešiem parādītas 2.2.2. tabulā. Tabulā var spilgti redzēt, ka IKP dati var tikt nozīmīgi pārskatīti arī starp ceturkšņiem (piem., 2006. marts un 2008. decembris) un ceturkšņu ietvaros (piem., 2008. decembris un 2009. janvāris).

2.2.2. tabula

Ceturkšņa IKP mēnešu relīzes (IKP milj. latu 2000. gada salīdzināmās cenās, sezonāli neizlīdzinātie dati)

	2006. g. marts	2006. g. aprīlis.	...	2008. g. decembris	2009. g. janvāris
1996-Q1	909 620	909 620	...	870 815	870 815
1996-Q2	941 857	941 857	...	938 894	938 894
...	...	...	...	...	...
2005-Q3	1 791 834	1 792 702	...	1 810 187	1 810 187
2005-Q4	1 821 496	1 827 229	...	1 966 874	1 966 874
...	...	...	...	...	...
2008-Q2	N/A	N/A	...	2 150 711	2 081 200
2008-Q3	N/A	N/A	...	2 158 243	2 153 805

N/A – dati nav pieejami

Datu avots: CSP publicētie dati

Šāda IKP relīžu īpatnība noteikti ietekmē IKP prognozes. CSP jaunā precizētā informācija nākamās relīzēs visbiežāk ietekmē izlases beigu novērojumus. It īpaši šāda problēma ir aktuālā, sastādot īstermiņa prognozes, kad objektīvās situācijas novērtēšanai pētnieks izmanto visjaunāko informāciju.

Līdzīgās reālā laika datubāzēs tiek apkopoti arī dati par IKP komponentēm no izlietojuma un ražošanas puses. Analīzē izmantotas tipiskās IKP komponentes, ko publicē CSP. Reāla laika datubāze, kas parāda IKP izlietojuma pusi, ir pieejama par privāto patēriņu (C), valsts patēriņu (G), investīcijām, ieskaitot krājumu pārmaiņas (I), eksportu (X) un importu (M). Jāatzīmē, ka datubāzēs tiek izmantoti dati par investīcijām jeb bruto kapitāla veidošanu, to nedalot bruto pamatkapitālā un krājumu pārmaiņās. Varētu apgalvot, ka, ņemot vērā krājumu izmaiņu augstās svārstības, būtu loģiski modelēt tos atsevišķi no investīcijām. Tomēr ir grūti atrast izskaidrojošus mainīgos krājumu izmaiņu modelēšanai. Turklāt CSP aprēķina krājumu izmaiņas kā atlikumu no pārējām komponentēm, kas nosaka, ka krājumu izmaiņas nav novērotas, bet aprēķinātas. Šāds fakts norāda uz izskaidrojošo faktoru neesamību. Latvijas krājumu izmaiņām ir lielāks devums IKP (reālā izteiksmē), salīdzinot ar eiro zonu. Vēsturiski krājumu izmaiņu devums IKP Latvijā vidēji sastāda 3.3%, salīdzinot ar 0.4% eiro zonā (skatīt 2.2.2. pielikumu). Krājumu izmaiņu prognožu kļūdas var mazināt

kopējā IKP prognožu precizitāti, tādējādi aplami signalizējot par IKP prognožu precizitāti no izlietojuma puses.

CSP publicē datus par 17 ražojošām nozarēm atbilstoši NACE 2.0 saimnieciskās darbības klasifikācijai. Tās ir: lauksaimniecība, mežsaimniecība un zivsaimniecība (A), ieguves rūpniecība un karjeru izstrāde (BDE), apstrādes rūpniecība (C), būvniecība (F), vairumtirdzniecība un mazumtirdzniecība (G), transports un uzglabāšana (H), izmitināšana un ēdināšanas pakalpojumi (I), informācijas un komunikācijas pakalpojumi (J), finanšu un apdrošināšanas darbības (K), operācijas ar nekustāmo īpašumu (L), profesionālie, zinātniskie un tehniskie pakalpojumi (MNS), valsts pārvalde un aizsardzība (O), izglītība (P), veselība (Q), māksla, izklaide un atpūta (R), produktu nodokļi (D21) un produktu subsīdijas (D31). Apzīmējumi iekavās elementiem, kas attiecas uz ražošanu, atbilst NACE 2.0 saimniecisko darbību klasifikācijai (*Eurostat*, 2008).

Diemžēl nav pieejami sezonāli izlīdzināti dati par IKP komponentēm no izlietojuma un ražošanas pusēm pirms 2008. gada, tāpēc agrākas relīzes ir sezonāli izlīdzinātas ar X-12-ARIMA metodi izmantojot noklusējuma iestatījumus.

Viena no nozīmīgākajām metodoloģiskajām pārmaiņām, ko CSP ieviesa 2011. gada septembrī, ir saistīta ar pāreju no NACE 1.1 saimnieciskās darbības klasifikācijas uz NACE 2.0. Pārmaiņu rezultātā tika pārstrukturēta informācija par vairākām nozarēm. Dažas nozares tika sadalītas, dažas apvienotas, arī radītas jaunas. Ieviešot jaunu klasifikāciju, radušās vairākas ar datu modelēšanu un prognozēšanu saistītas metodoloģiskas problēmas. Pirmā problēma – atbilstoši CSP paziņojumam līdz 2012. gada septembrim netika publicēti IKP dati par laika periodu no 1996. gada līdz 2000. gadam¹, radot piecu gadu jeb 20 ceturkšņu periodu, par kuru trūkst datu, kas apgrūtina modelēšanas procesu. Var teikt, ka varētu izmantot atlikušos pieejamos datus, bet, ņemot vērā Latvijas statistikas salīdzinoši īsās laika rindas, 20 novērojumi ir apmēram 1/3 no pieejamās datu izlases. Neapšaubāmi, ka šāds zaudējums var atstāt iespaidu uz ekonometrisku novērtēšanu un prognožu precizitāti mazas datu izlases ietvaros. Tāpat īsākas laika rindas ir arī IKP komponentēm no izlietojuma un ražošanas puses. Otrā problēma saistīta ar reālā laika datubāzu konsistenci IKP komponentēm no ražošanas puses. Kardinālās pārmaiņas datus par nozarēm pēc 2011. gada septembra un metodoloģijas maiņa liedz izmantot iepriekšējo gadu komponentu relīzes kopā ar komponentēm.

¹ <http://www.csb.gov.lv/notikumi/iekaszemes-kopprodukts-2011gada-2-ceturksni-palielinajies-par-56-32100.html>

Viens risinājums minētajai problēmai būtu atteikties no IKP reližu izmantošanas pēc 2011. gada septembra un pētījuma vajadzībām izmantot tikai un vienīgi IKP reližu līdz 2011. gada septembrim. Tomēr šāda izvēle neatrisina IKP reližu trūkstošo novērojumu problēmu nākotnē un neveicina pētījuma pēc iespējas lietišķo orientāciju. Risinājums varētu būt IKP reližu trūkstošo novērojumu pārvērtēšana.

Pateicoties minimālai IKP ceturkšņa revīzijai, un analizējot tā gada pieauguma tempus, tiek secināts, ka 1996.–1999. gada trūkstošie novērojumi 2011. gada septembra relīzei (un arī turpmākās relīzes) varētu aproksimēt ar iepriekšējās 2011. gada augusta relīzes novērojumiem un šādi nezaudēt rādītāja pamatdinamiku. Privātā un valsts patēriņa, kā arī bruto pamatkapitāla laika rindas skārušas visai minimālās izmaiņas. Turklāt eksporta un importa laika rindu izmaiņas skārušas tikai izlases beigās. Tādējādi trūkstošos novērojumus noteikti varētu aizvietot ar iepriekšējo reližu novērojumiem. Pretstatā IKP laika rindām no ražošanas puses nepieciešami daži ierobežojumi un pieņēmumi konsistences saglabāšanai ar iepriekšējām relīzēm.

Jāatzīmē, ka modelēt atsevišķi katru IKP komponenti no ražošanas aspekta būtu sarežģīti. Vismaz tāpēc, ka pētnieks varētu neatrast nevienu adekvātu skaidrojošo mainīgo konkrētai komponentei vai arī būtu spiests izmantot ļoti vāju aproksimāciju, līdz ar to prognozes kvalitāte varētu būt slikta. Savukārt tiek piedāvāts apvienot vairākas komponentes un joprojām saglabāt iespēju modelēt, izmantojot dezagregēto pieeju. IKP no ražošanas aspekta (pēc NACE 2.0 klasifikācijas) tiek iedalīts šādi: lauksaimniecība, mežsaimniecība, zvejniecība (A); ieguves rūpniecība un karjeru izstrāde, apstrādes rūpniecība, elektroenerģija, gāzes apgāde, siltumapgāde un gaisa kondicionēšana (B+C+D+E); būvniecība (F); vairumtirdzniecība un mazumtirdzniecība, transportēšana un uzglabāšana, izmitināšana un ēdināšanas pakalpojumi (G+H+I); valsts pārvalde un aizsardzība, obligātā sociālā apdrošināšana, izglītība, veselība un sociālā aprūpe (O+P+Q); informācija un komunikācija, finanšu un apdrošināšanas darbības, profesionālie, zinātniskie un tehniskie pakalpojumi; administratīvo un apkalpojošo dienestu darbība, māksla, izklaide un atpūta (J+K+L+M+N+S+R); produktu nodokļi, produktu subsīdijas (D21-D31). Pirmkārt, šādā dalījumā tiek samazināts modelējamo nozaru skaits. Otrkārt, potenciāli vairākumam nozaru varētu tikt atrasti izskaidrojošie mainīgie prognozēšanas procesam. Treškārt, šāds dalījums atļauj kombinēt IKP komponentu reālā laika datubāzes pirms un pēc NACE 2.0 ieviešanas. Tas ir svarīgs metodoloģiskais aspekts. Tam ir praktiskas priekšrocības reālā laika prognožu

novērtēšanā. Modelētās nozares ir parādītas 2.2.3. tabulā. To klasifikācijas apzīmējums norāda saikni ar NACE 1.1 un NACE 2.0 metodoloģijām.

2.2.3. tabula

Jaunizveidotās kategorijas NACE 1.1 un NACE 2.0 klasifikāciju savietojamības ietvaros (iekavās ir IKP īpatsvars pa nozarēm 2010. gadā, %)

Izveidotās kategorijas nosaukums	NACE 1.1 nozaru apzīmējums*	NACE 2.0 nozaru apzīmējums
Primārais sektors	A+B (3.9)	A (3.9)
Kopējā rūpniecība	C+D+E (14.9)	B+C+D+E (6.0)
Būvniecība	F (4.6)	F (6.0)
Tirdzniecība, viesnīcas un transports	G+H+I (31.8)	G+H+I (33.2)
Valsts pakalpojumi	L+M+N (11.6)	O+P+Q (10.6)
Komercpakalpojumi	J+K+O+P (25.6)	J+K+L+M+N+R+S+T+U (22.7)
Neto nodokļi	D21-D31 (7.5)	D21-D31 (7.4)

*Burtu apzīmējumu saturs atšķiras NACE 1.1 un NACE 2.0 klasifikācijām. Precīzi apzīmējumi abām klasifikācijām ir doti 2.2.3. pielikumā.

Datu avots: autora izstrādne

Tā kā CSP npublicē sezonāli izlīdzinātus datus jaunizveidotajām komponentēm, tad tās ir izlīdzinātas ar X-12-ARIMA metodi turpmākai izmantošanai modelēšanā.

Jāuzsver, ka piedāvātais dalījums 2.2.3. tabulā atļauj nepārtraukti novērtēt prognozes IKP komponentēm no ražošanas puses reālā laikā, neskatoties uz klasifikācijas maiņu no NACE 1.1. uz NACE 2.0. Jaunizveidotās kategorijas, lai arī nav metodoloģiski identiskas, tomēr ir satuvinātas tādā mērā, lai klasifikācijas maiņas brīdī kategoriju prognozes būtu maksimāli salīdzināmas. Šāds risinājums dod iespēju prognozēt IKP no ražošanas puses, un izmantot pēc iespējas vairāk informācijas no tautsaimniecības nozarēm. Informācija, kuru satur ar IKP komponentes no ražošanas un izlietojuma puses, ir nozīmīga ekonomiskās aktivitātes noteikšanai.

Ārpus izlases prognozēšana

IKP un tā komponentu prognozēšanai tiek izmantotas reālā laika datubāzes. Datubāzes satur datu relīzes pa mēnešiem. Tad tiek izmantota katra mēneša relīze, lai iegūtu attiecīgā mēneša prognozi vienam un diviem nākamajiem ceturkšņiem. Pieņemsim, ka 2012. septembrī tiek publicēti IKP dati ar pēdējo novērojumu par 2012. gada 2. ceturksni (skatīt 2.2.4. tabulu).

2.2.4. tabula

IKP datu un prognožu savlaicīgums

Pašreizējais mēnesis	2012 sept.	2012 okt.	2012 nov.	2012 dec.	2013 janv.	2013 febr.
IKP dati līdz	2012Q2	2012Q2	2012Q2	2012Q3	2012Q3	2012Q3
Prognoze	1.mēnesis	2.mēnesis	3.mēnesis	1.mēnesis	2.mēnesis	3.mēnesis
nākamais periods	2012Q3	2012Q3	2012Q3	2012Q4	2012Q4	2012Q4
divi nākamie periodi	2012Q4	2012Q4	2012Q4	2013Q1	2013Q1	2013Q1

Avots: autora izstrādne

2012. gada septembrī IKP tiek prognozēts vienam un diviem nākamajiem ceturkšņiem, attiecīgi 2012. gada 3.cet. un 2012. gada 4.cet., un septembris ir atzīmēts kā pirmais prognozēšanas mēnesis. Tāpat oktobrī un novembrī IKP tiek prognozēts 2012. gada 3. cet. un 2012. gada 4. cet. (attiecīgi otrais un trešais mēnesis). 2012. gada decembrī tiek publicēta IKP datu jaunā relīze ar IKP datiem līdz 2012. gada 3.cet. Tas nozīmē, ka 2012. gada 4. cet. un 2013. gada 1. cet. attiecīgi ir prognozes vienam un diviem nākamajiem periodiem. Tādējādi ir iespējams novērtēt IKP īstermiņa prognozes trīs mēnešus pēc kārtas.

2012. gada septembrī iegūtās prognozes par 2012. gada 3. cet. un 2012. gada 4. cet. sauc par ārpus izlases prognozēm, ja prognozēšanā ir izmantota tikai informācija, kura bija pieejama līdz 2012. gada septembrim. Šādi tiek veiktas atpakaļejošās simulācijas katrā ārpus izlases periodā, lai novērtētu noteikta modeļa prognozes pagātnē.

Lai paskaidrotu ar piemēru reālā laika datubāzu izmantošanu prognozēšanā, tiek veikts ārpus izlases IKP prognozēšanas eksperiments, izmantojot IKP reālā laika relīzes un IKP pēdējo relīzi. Izvēlēsimies vienkāršo autoregresijas (AR) modeli prognozēšanas simulāciju veikšanai ārpus izlases periodā no 2006Q1 līdz 2011Q4. Rezultāti ir parādīti 2.2.5. tabulā. Tabulā redzamie vērtējumi parāda pēdējās relīzes RMSFE¹ prognozēšanas kļūdu attiecībā pret reālā laika datu relīžu RMSFE prognozēšanas kļūdu.

¹ Kvadrātsaknes vidējā kvadrātiskā prognozēšanas kļūda (Root Mean Squared Forecasting Error). RMSFE zaudējuma funkcija salīdzina mainīga faktisko iznākumu ar tā mainīga prognozēto vērtību laika momentam t ārpus izlases perioda garumā. Mūsu gadījumā RMSFE funkcijai izmantoti ceturkšņa IKP gada pieauguma tempi.

2.2.5. tabula

IKP pēdējās relīzes prognožu kļūdu attiecība pret reālā laika relīžu prognožu kļūdu, balstoties uz RMSFE zaudējumu funkciju

Modelis	Nākamais ceturksnis			Divi nākamie ceturkšņi		
	1.mēn.	2.mēn.	3.mēn.	1.mēn.	2.mēn.	3.mēn.
AR ($p = 1$)	0.87	0.89	0.89	0.82	0.78	0.78
AR ($p = 2$)	0.77	0.78	0.79	0.74	0.71	0.71

Avots: autora aprēķini

Simulācijas eksperimentā tiek izmantots AR modelis ar vienu un diviem lagiem. Ja novērtējums ir mazāk par vienu, tas nozīmē, ka pēdējās relīzes dati prognozei ir precīzāki nekā reālā laika dati. Ja novērtējums ir lielāks par vienu, tad rezultāts ir pretējs. Rezultāti 2.2.5. tabulā liecina, ka, izmantojot pēdējās relīzes datus, konstanti tiek pārvērtēta prognozēšanas kļūda. AR modelis ar pēdējo relīžu datiem vidēji ir par 17% precīzāks, salīdzinot ar autoregresijas modeli ar sākotnējo relīžu datiem, veidojot prognozi nākamajam ceturksnim, un vidēji par 24% precīzāks, veidojot prognozi diviem nākamajiem ceturkšņiem. Šādi rezultāti parāda, ka, modelējot un pārbaudot IKP prognozēšanas kļūdas ar pēdējās relīzes datiem, pētnieks var izdarīt neprecīzus secinājumus par kļūdas lielumu. Teorētiski pēdējā relīze satur vairāk informācijas pēc dažāda rakstura datu korekcijām un precizējumiem, tādējādi izmantošanai prognozēšanā tā ir precīzāka. Gadījumā, ja pētnieks izmantotu reālā laika datus jeb datus, kuri reāli bija pieejami pētniekam katru ceturksni kopš 2006. gada, viņš nonāktu pie secinājuma, ka īstenībā prognožu kļūda ir lielāka.

Trūkstošo novērojumu problēmas

Faktoru modeļu izmantošana īstermiņa prognozēšanā ar lielām datu kopām rada datu iegūšanas savlaicīguma problēmas. Ārkārtīgi svarīgi ir īstermiņa prognozēšanā izmantot visu pieejamo informāciju. Vairāki pētnieki uzsver šādu nepieciešamību (*Giannone et al.*, 2008; *Banbura et al.*, 2010; *Camacho un Perez-Quiros*, 2010; *Banbura un Runstler*, 2011). Jāatzīmē, ka Latvijā datu izvēles procesā jāaskaras ar datu nepilnībām. Piemēram, dažiem rādītājiem nav pieejami novērojumi datu izlases sākumā vai datu izlases beigās. Lielākoties visa statistiskā informācija tiek publicēta ar zināmu aizkavēšanos. Tāpēc šajā darbā tiek apskatītas trūkstošo novērojumu un datu publikācijas aizkavēšanās problēmas, kā arī

piedāvāts risinājums, kā aizstāt trūkstošos novērojumus. Trūkstošo novērojumu novērtēšanas mehānisms palīdz izmantot visu pieejamo informāciju, veidojot prognozes.

Gandrīz visi ikmēneša rādītāji, kurus nodrošina statistikas biroji un atbildīgās institūcijas, tiek publicēti ar nokavēšanos pēc pārskata mēneša beigām, un tiem ir noteikts publicēšanas grafiks. 2.2.6 tabulā tiek atspoguļots mēneša datu publicēšanas laiks pēc pārskata perioda t beigām (detalizēts statistisko datu publicēšanas laiks ir dots 2.2.6. pielikumā).

2.2.6. tabula

Latvijas mēneša datu publikācijas kalendārs pārskata perioda t beigās

Pārskata periods	Mēneša rādītājs	Publikācijas datums
Pašreizējais mēnesis (t)	Uzņēmēju un patērētāju aptaujas	26.–30.diena
Nākamais mēnesis ($t+1$)	EURIBOR, RIGIBOR	nākamā diena
	Valūtas kursi (NEER, REER)	2.–4. diena
	Patēriņa cenu indekss	6. darba diena
	Bezdarbs un darba vakance	10.–12. diena
	Ostu apgrozījums	10.–12. diena
	Naudas agregāti, depozīti, aizņēmumi	14. darba diena
	Procentu likmes	20. diena
	Ražotāju cenu indekss	15. darba diena
	Fiskālie indikatori	20.–22. diena
	Mazumtirdzniecība	30. diena
Nākamais mēnesis ($t+2$)	Rūpniecība	34. diena
	Ārējā tirdzniecība	40. diena
	Maksājumu bilance	40.–45. diena

Datu avots: CSP, LB. Autora izstrādne

Piemēram, veids, kā visoperatīvāk iegūt nepieciešamo informāciju, ir uzņēmēju un patērētāju aptaujas. Dati par aptaujām jau ir pieejami attiecīgā pārskata mēneša t pēdējos datumos. Naudas agregāti tiek publicēti 14. darba dienā pēc pārskata mēneša t beigām. Toties informācija par ārējo tirdzniecību ir pieejama 40. dienā pēc pārskata mēneša t beigām, t.i., apmēram pusotru mēnesi pēc pārskata mēneša t beigām jeb laika periodā $t + 2$. Tāpēc

jebkurā laika momentā neizbēgami tiek novērota datubāzes nesabalansētība (piemēram, skatīt tālāk 2.2.7. tabulu), t.i., rodas dažu mainīgo pēdējo novērojumu trūkums, lai izveidotu sabalansētu datubāzi.

Otra ar datiem saistīta problēma rodas, jo dati ne vienmēr ir pieejami vēlamajai izlasei, it īpaši izlases sākumā. Rādītāji, kuri iekļauti datubāzē sākas no 1996. gada. Bet, piemēram, periods, par kuru ir publicēti ar mazumtirdzniecības dati, sākas tikai 2000. gadā. Savukārt ražotāju cenu indeksi ir pieejami no 1998. gada. Mazumtirdzniecības dati ir ļoti svarīgi indikatori, kuri apraksta iedzīvotāju tēriņus un līdz ar to ekonomisko aktivitāti, bet ražotāju cenu indeksi parāda spiedienu uz ražošanas izmaksām, tāpēc svarīga ir abu rādītāju iekļaušana datubāzē.

Daudz retāk trūkst novērojumu par attiecīgajiem raksturlielumiem laika rindas vidū. Piemēram, trūkst novērojumu patērētāju konfidences indikatoriem uzņēmēju un patērētāju aptaujās 2000. un 2001. gadā. Nav zināms, vai novērojumu trūkst kādu tehnisku iemeslu dēļ vai novērojumi vienkārši netika veikti. Tomēr trūkstošie novērojumi liedz turpmāk izmantot ekonometriskās metodes un iegūt modeļu novērtējumus.

Šādi šķēršļi liedz lietot faktoru analīzi, jo nav iespējams lietot faktoru analīzes metodes datiem ar trūkstošiem novērojumiem. Lai atrisinātu šo problēmu un izveidotu līdzsvarotu datu paneli, tiek izmantota cerību maksimizācijas (EM, *Expectation Maximisation*) metode. Šajā darbā tiek izmantota *Stock* un *Watson* (2002a) piedāvāta EM metode datubāzei ar laika rindu lagiem (skatīt 2.2.7. pielikumu). EM algoritma pamatideja ir novērtēt trūkstošos novērojumus, ņemot vērā visu pieejamo laika rindu novērojumus un kovariācijas starp laika rindām. Tādējādi trūkstošie novērojumi tiek novērtēti, ņemot vērā visu pieejamo informāciju datubāzē, un balstīti uz savstarpējām sakarībām starp rādītājiem ar pilno datu vēsturi un rādītāju ar trūkstošiem novērojumiem. Aprēķinot trūkstošo novērojumu sagaidāmās vērtības, tiek ņemtas vērā rādītāju variācijas un kovariācijas sakarības visā pārskata periodā. Jo ciešāka sakarība starp laika rindām ar trūkstošiem novērojumiem un laika rindām ar pilno vēsturi, jo precīzāks ir novērtējums. Jo vairāk laika rindu ņemts vērā, jo precīzāks novērtējums. Tāpēc var apgalvot, ka novērtētie trūkstošie novērojumi ir konsistenti gan savā laika rindā, gan mijiedarbībā ar pārējām laika rindām. Jāsaka, ka cerību un maksimizācijas metode ir vispārīgs nosaukums veselai EM metožu kopai. Tāpēc EM algoritms varētu atšķirties atkarībā no konkrētā uzdevuma un analizējamās problēmas. Sīkāk par EM algoritmu risinājumiem skatīt *Dempster et al.* (1977).

Strādājot ar reālā laika prognozēšanas eksperimentiem, jāsaskaras ar datu publicēšanas īpatnībām un iepriekš minētiem nesabalansētiem datiem. Veicot ārpus izlases prognozēšanas eksperimentu, jāpatur prātā tas informācijas apjoms, kas mums ir pieejams noteiktā laika brīdī. Piemēram, izvēloties dažus rādītājus no datubāzes, 2012. gada 2. martā pieejamais datu apjoms ir dots 2.2.7. tabulā. Ar (✓) simbolu ir atzīmēti pieejamie novērojumi konkrētam rādītājam, ar (na) simbolu ir atzīmēti dati, kuri vēl nav publicēti, t.i., nav pieejami.

2.2.7. tabula

Atsevišķu Latvijas mēneša rādītāju savlaicīgums datubāzē 2012. gada 2. martā

Datums mainīgais \	ESI indekss	Kopējas rūpniecības indekss	Reālais mazumtirdzniecības apgrozījums	Nominālais eksports	Patēriņa cenu indekss	M3 naudas piedāvājums
2000. g. janv.	✓	✓	✓	✓	✓	✓
2000. g. febr.	✓	✓	✓	✓	✓	✓
...	...	...	...	...	...	...
2011. g. nov.	✓	✓	✓	✓	✓	✓
2011. g. dec.	✓	✓	✓	✓	✓	✓
2012. g. janv.	✓	✓	✓	na	✓	✓
2012. g. febr.	✓	na	na	na	na	na
2012. g. marts	na	na	na	na	na	na

Datu avots: CSP, Eurostat, LB.

2012. gada 2. martā visātrākais pieejamais izvēlēto rādītāju novērojums datubāzē bija ESI indekss, kas jau oficiāli publicēts par februāri. Pārējiem rādītājiem, lai izveidotu sabalansētu datu paneli, trūkst 1–2 novērojumu. Zinot statistikas informācijas sistemātisko regularitāti, ko publicē oficiālie avoti, var pieņemt, ka nesabalansēts datu panelis līdzīgā veidā ir parādījies 2011. gada 2. martā, 2010. gada 2. septembrī, 2009. gada 2. jūlijā vai jebkurā citā mēnesī iepriekš. Rekursīvi pārvērtējot iepriekšējo pieejamo datu kopu noteiktā brīdī, datus simulē iespējamā veidā un apjomā, ņemot vērā to, kādi tie varētu būt bijuši. Atšķirība no reālās situācijas varētu būt visai neliela dažu „mainīgu” brīvdienu dēļ, tādējādi uz prognozēm šī ietekme būtu niecīga. Strādājot ar reālā laika simulācijām, nepieciešama attiecīgajā brīdī pieejama mainīgo datu kopa, lai saglabātu eksperimenta konsistenci un saskaņotību un nodrošinātu atbilstošas informācijas pieejamību. Tāpēc, lai iegūtu informācijas kopu, kura bija pieejama iepriekš katrā konkrētajā mēnesī, pseido reālā laika procedūra tiek rekursīvi novērtēta mēneša rādītāju datubāzei. *Pseido* šeit nozīmē, ka vēsturisko relīžu iegūšanai tiek

izmantota katra rādītāja pēdējā relīze. Turpretim IKP datubāze ir veidota uz reālā laika bāzes, jo izmantotas katra mēneša unikālās relīzes.

Prognožu iegūšanas un vērtēšanas metodes

Prognozēšanas procesā prognozētājam jāizvēlas prognožu iegūšanas veids. Pastāv divas metodes prognozes iegūšanai. Pirmajā gadījumā prognoze tiek novērtēta vienam nākamajam periodam un tad, izmantojot iepriekšējā periodā iegūto novērtējumu, prognoze ar iterācijas metodi tiek novērtēta katram nākamajam periodam. Šādu pieeju sauc par iteratīvo metodi, bet prognozi par iteratīvo prognozi (*iterated forecasts*). Piemēram, vienkāršā autoregresijas modeļa prognožu iegūšana ir aprakstīta ar vienādojumiem:

$$y_{t+1} = \alpha + \sum_{i=1}^p \varphi_i y_{t+1-i} + \varepsilon_t \quad (2.2.1)$$

$$y_{t+h|t} = \hat{\alpha} + \sum_{i=1}^p \hat{\varphi}_i \hat{y}_{t+1-i} \quad (2.2.2)$$

kur $y_{t+h|t}$ ir prognoze h nākamajiem periodiem, izmantojot informāciju līdz laikam t .

Otrajā gadījumā prognozes varētu tikt novērtētas, nosakot sakarību starp vairāku nākamo periodu atkarīgo mainīgo un izskaidrojošo mainīgo tagadējiem un pagājušo periodu novērojumiem. Šo pieeju sauc par tiešo metodi, bet prognozi – par tiešo prognozi (*direct forecasts*). Līdzīgi, izmantojot autoregresijas modeļa formu, prognožu iegūšana ir aprakstīta šādi:

$$y_{t+h} = \beta + \sum_{i=1}^p \rho_i y_{t+1-i} + \varepsilon_{t+h} \quad (2.2.3)$$

$$y_{t+h} = \hat{\beta} + \sum_{i=1}^p \hat{\rho}_i y_{t+1-i} \quad (2.2.4)$$

kur $y_{t+h|t}$ ir prognoze nākamajiem h periodiem, izmantojot informāciju līdz laikam t .

Prognozes horizontam $h = 1$ tiek iegūtas, novērtējot koeficientus vienādojumā (2.2.4) ar regresiju y_t uz $\{y_{t-1}, \dots, y_p\}$. Savukārt, horizontam $h = 2$, novērtējot koeficientus ar regresiju y_t uz $\{y_{t-2}, \dots, y_{p-1}\}$.

Jautājums par to, kura pieeja prognožu iegūšanai ir izdevīgāka, ir tīri empīrisks. Visticamāk katras valsts prognozēšanas pieeja varētu atšķirties, ņemot vērā datu specifiku, kvalitāti, persistenci, savstarpējo sakarību, seriālo korelāciju vai kļūdu korelāciju atlikumos.

Watson et al. (2006) norāda, ka teorētiski iteratīvās prognozes ir efektīvākas gadījumos, kad modelis, veidojot prognozi nākamajam periodam, ir korekti specificēts. Turpretī tiešā soļa prognozes ir drošākas, ja notikusi modeļa neprecīza specifikācija, (*misspecification*), tātad, izmantojot šo metodi, varētu sasniegt labākus rezultātus gadījumos, kad modelis ne visai pareizi specificēts (piemēram, lagu skaita ziņā). *Watson et al.* (2006) veic ārpus izlases prognozēšanas eksperimentu un empīriski pārbauda abu prognozēšanas pieeju efektivitāti. Viņi prognozē 170 ASV mēneša rādītājus un secina, ka parasti iteratīvās prognozes pārspēj tiešās prognozes, it īpaši tad, ja modelim ir izvēlēts lielāks lagu skaits. Turklāt tiešo prognožu relatīvais sniegums pasliktinās, palielinot prognozēšanas horizontu. Virkne pētījumu rezultātu (*Bhansali*, 1999; *Clements un Hendry*, 1996; *Chevillon*, 2007; *Ing* 2003) liecina par tiešo prognožu priekšrocību, salīdzinot ar iteratīvajām prognozēm. *Chevillon* (2007) atzīmē, ka tiešo un iteratīvo prognožu precizitāte svārstās atkarībā no izvēlēta prognožu horizonta un datu īpašībām, lai arī asimptotiski pirmā pieeja varētu būt arī efektīvākā labas modeļa specifikācijas ietvaros.

Faktoru modelim *Stock un Watson* (2002a) piedāvā izmantot tiešās prognozes (*direct step*). Tas ir pieņemts, ka katrs h -tais prognozēšanas solis pakļaujas (X_t, y_{t+h}) lineārai kombinācijai un prognozes nākamajiem h periodiem varētu tikt izteiktas šādi:

$$y_{t+h} = \beta'_h F_t + \gamma_h(L)y_t + \epsilon_{t+h} \quad (2.2.5)$$

Šāda pieeja palīdz samazināt novērtējamo parametru skaitu un izvairīties no pārlietas parametrizācijas.

Šajā pētījumā faktoru modeļu novērtēšanai tiek izmantota tiešo prognožu metode. Tam ir vairāki iemesli. Pirmkārt, faktoru skaita izvēle. Neskatoties uz to, ka ir vairāki pētījumi par optimālo faktoru skaita izvēli faktoru modeļos, tas joprojām ir viens no nozīmīgākajiem nenoteiktības avotiem faktoru modeļu identificēšanā. Tādējādi pastāv misspecifikācijas risks. Otrkārt, pastāv faktoru novērtējumu stabilitātes risks datu izlasēs. Treškārt, vairāki ietekmīgākie zinātnieki savos pētījumos faktoru modeļu jomā (*Bai*, 2003; *Bai un Ng*, 2002, 2008; *Boivin un Ng*, 2005, 2006; *Stock un Watson*, 1998, 2002a, 2002b) izmanto tiešo pieeju prognožu iegūšanai un ekonometrisku teoriju attīstībai.

Ekonometrisku metožu prognozēšanas precizitāte tika plaši pētīta pagājušā gadsimta 90. gados. *Makridakis et al.* (1993; 2000) zinātniskos darbus par "modeļu konkurenci" (*M-Competition*) prognozētāji atzinuši par nozīmīgākajiem, kas sarakstīti par šo tēmu, turklāt par

tajos paustajām atziņām notiek intensīvas diskusijas¹. Darbos tiek kritiski apspriestas daudzas ekonometriskās metodes un vērtēšanas kritēriji, kā arī metodes tiek aprobētas, izmantojot vairāk par 3000 laika rindu rādītājiem dažādu datu frekvenču griezumā. Zinātniskā literatūrā ir identificēti vairāki kritēriji prognozēšanas precizitātes novērtēšanai. *Gooijer* un *Hyndman* (2006) veic lielisku un visaptverošu zinātniskās literatūras apskatu par laika rindu prognozēšanu pēdējo 25 gadu laikā. Viņi min vistipiskākos prognožu precizitātes rādītājus. Precizitātes rādītāji pamatā balstās uz zaudējuma funkcijas principu, t.i., nosakot, cik tālu no patiesības ir prognozēšanas novērojums, salīdzinot ar faktisko novērojumu. Kvadrātsaknes vidējā kvadrātiskā prognozēšanas kļūda (RMSFE) ir visbiežāk sastopamā un izmantojamā metode empīriskajā literatūrā, lai pārbaudītu ekonometrisko modeļu prognozēšanas veikspēju. Bieži sastopams arī iepriekšējā rādītāja paveids – vidējā kvadrātiskā prognozēšanas kļūda (MSFE) – bez kvadrātsaknes. Alternatīvi izmanto arī citas zaudējumu funkciju specififikācijas, piemēram, vidējo absolūto kļūdu (MAE), daudz retāk sastopama vidējā absolūtā procentu kļūda (MAPE).

$$RMSFE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - y_i^f)^2} \quad (2.2.6)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - y_i^f| \quad (2.2.7)$$

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |(y_i - y_i^f / y_i) * 100| \quad (2.2.8)$$

kur y_i ir aktuālais novērojums, y_i^f ir prognozē, N ir ārpus izlases prognožu skaits.

MAPE ir bieži kritizēts rādītājs, jo ir pakļauts novērtēšanas asimetrijai, proti, pozitīvās kļūdas ir smagāk penalizētas nekā negatīvās, turklāt MAPE nav iespējams aprēķināt gadījumā, kad faktiskā vērtība ir vienāda ar nulli vai tuva tai. Toties MAPE priekšrocība ir tā, ka rādītājs neietver mērvienības izteiksmi (piem., kilogramus, litrus vai naudas izteiksmi utt.) un to ir ieteicams lietot dažādu laika rindu prognožu salīdzināšanai. Turpretī MAE rādītājs ir simetrisks un parasti ir viegli saprotams un interpretējams, turklāt tas, pateicoties lineārai funkcijai, neatkarīgi no prognozes kļūdas lieluma nosver to vienmērīgi. Tomēr bieži zinātnieki dod priekšroku RMSFE rādītājam. Šis rādītājs arī ir viegli interpretējams un izteikts tajās pašās mērvienībās kā pētāmais lielums. RMSFE izsaka ekonometriskā modeļa prognožu

¹ Darbu rezultāti un izmantojamās datubāzes ir pieejamas Starptautiskajā prognozētāju institūta mājaslapā.

nenoteiktību, kura tiek mērīta kā novirze (jeb standartklūda) no faktiskās vērtības. Turklāt vēl viena šī rādītāja priekšrocība ir tā, ka tas ietver ne tikai novirzi no faktiskās vērtības, bet arī nobīdi no sagaidāmās vērtības (*Diebold un Lopez, 1996*). Savukārt *Armstrong (2001)* stingri rekomendē neizmantot RMSFE kritēriju dažādu makroekonomisko rādītāju prognožu salīdzināšanai, pamatojoties uz to, ka, kāpinot kļūdas kvadrātā, rādītājs ir neuzticams, īpaši, ja dati satur kompilēšanas kļūdas vai izlēcējus.

RMSFE ir nelineārā funkcija, un lielākās kļūdas tā penalizē vairāk nekā mazākās. Kāpināšana kvadrātā piemēro neproporcionāli lielāku svaru lielai negaidītai prognozēšanas kļūdai. No vienas puses, būtu tikai loģiski "sodīt" noteikto modeli par lielāko prognozēšanas kļūdu izlēcēja gadījumā. Tā kā autora izpētes lokā ir tikai viens makroekonomiskais rādītājs, lai analizētu prognozēšanas kļūdu uzvedību un ekonometrisko modeļu salīdzinājumu, tiek izmantoti RMSFE kritērijs.

2.3. Faktoru skaita novērtēšanas metodes un to ietekme uz prognozēšanas modeļu kvalitāti

Viens no faktoru modeļa novērtēšanas nenoteiktības riskiem ir faktoru skaits modelī. Parasti pētījuma sākumā pētnieks nezina faktoru skaitu modelī un to nosaka, ņemot vērā pētījuma mērķi vai savu pieredzi, vai formālos kritērijus. Sevišķi sarežģīti noteikt nenovērojamo faktoru skaitu ir sociāli ekonomiskajos procesos.

Šajā apakšnodaļā apskatīsim virkni kritēriju, kas nepieciešami, lai empīriski noteiktu faktoru skaitu. Viens no konvencionālajiem veidiem, kā aplūkot faktoru skaita problemātiku, ir aprēķināt datu kopas spektrālo dekompozīciju. Pētāmajai datu kopai aprēķina izlases kovariāciju un kovariācijas matricai izdala īpašvērtības un īpašvektorus. Izlases kovariācijas matricas Σ īpašvērtības ir vienādas ar $tr(\Sigma) = N = \sum_{i=1}^N \mu_i$, kur μ_i ir kovariācijas matricas Σ i -tā īpašvērtība dilstošā secībā. Tātad variācijas daļa no kopējās mainīgo variācijas tiek izskaidrota ar pirmajiem k nenovērojamajiem faktoriem un ir vienāda ar $\tau(k) = \frac{\sum_{i=1}^k \mu_i}{N}$. Teorētiski nav kritēriju, kuri noteiktu, cik lielai jābūt izskaidrojošai variācijai, un attiecīgi, kādam jābūt faktoru skaitam. Tomēr, nosakot faktoru skaitu, varētu tikt izmantoti vairāki dažādu zinātnieku ieteikumi. *Kaiser (1960)* iesaka izvēlēties faktorus ar īpašvērtībām, kas

lielākas par vienu, jo šajā gadījumā faktors izskaidro vairāk nekā vidējo visu citu faktoru vidū. *Cattell* (1966) piedāvā „*scree*” testu. *Cattell* (1966) uzskata, ka, izmantojot īpašvērtības, konstruētā līkne ir lejupejoša (īpašvērtības ir sarindotas dilstošā secībā). Uzzīmējot īpašvērtību līkni, *Cattell* (1966) piedāvā par kritēriju izmantot tādu punktu, kurā īpašvērtību līkne kļūst lēzenāka, t.i., marginālais ieguvums no katras nākamās īpašvērtības strauji samazinās, un datu variācijas skaidrospēja zūd. Jāatzīst, ka šāda pieeja pilnīgi noteikti ir subjektīva, jo ne vienmēr var fiksēt, kurā brīdī īpašvērtību līkne ir visstāvākā, un kurā – vislēzenākā, turklāt var rasties ne viens vien līknes lūzuma punkts.

Zinātniskā literatūrā ir pieejami daži objektīvi kritēriji, kas balstīti uz statistiskiem testiem. *Bai* un *Ng* (2002) izstrādā informatīvo kritēriju aproksimētam faktoru modelim, kas palīdz konsistenti novērtēt faktoru skaitu gadījumā, kad mainīgo skaits N un laika rindu garums T tiecas uz bezgalību. Pieņemsim, ka visu atlikumu summa ir definēta šādi:

$$V(k, \hat{F}, \hat{\Lambda}) = (NT)^{-1} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T (X_{i,t} - \hat{\lambda}_i \hat{F}_t)^2 \quad (2.3.1)$$

kur $\hat{F}_t$ un $\hat{\Lambda}$ ir novērtētie faktori un faktoru slodzes atbilstoši izvēlētam faktoru skaitam k . *Bai* un *Ng* (2002) piedāvā dažus informatīvo kritēriju variantus:

$$IC_{p1}(k) = \ln(V(k, \hat{F}, \hat{\Lambda})) + k \left(\frac{N+T}{NT} \right) \ln \left(\frac{NT}{N+T} \right) \quad (2.3.2a)$$

$$IC_{p2}(k) = \ln(V(k, \hat{F}, \hat{\Lambda})) + k \left(\frac{N+T}{NT} \right) \ln(\min\{N, T\}) \quad (2.3.2b)$$

$$IC_{p3}(k) = \ln(V(k, \hat{F}, \hat{\Lambda})) + k \frac{\ln(\min\{N, T\})}{\min\{N, T\}} \quad (2.3.2c)$$

Bai-Ng kritērijiem ir līdzīga struktūra kā *Akaike* (AIC) un *Schwarz* (SIC) kritērijiem. Kritēriju izmantošanas mērķis ir iegūt mazāko IC_p vērtību. Modeļa piemērotība datiem tiek mērīta, izmantojot $V(k, \hat{F}, \hat{\Lambda})$, bet kritērija vērtība tiek palielināta atkarībā no tā, cik N un T locekļu izmanto modelī. *Bai* un *Ng* (2002) pierāda, ka kritēriju klasei jābūt vienlaicīgi atkarīgai tieši no N un T locekļiem. Izmantojot simulācijas, *Bai* un *Ng* (2002) parāda, ka viņu izstrādātie kritēriji daudz precīzāk nosaka īsto faktoru skaitu nekā AIC un SIC kritēriji. Lai arī pētnieki norāda, ka kritērijiem ir labas asimptotiskās īpašības, kad $\min\{N, T\} \geq 40$, tomēr tie ir ne visai efektīvi izmantošanai mazās izlasēs. Izmantojot IC_p kritērijus, īsto faktoru gadījumos, kad $\{N, T\}$ vērtības ir mazas, faktoru skaits tiek novērtēts neprecīzi – to skaits tiek samazināts. Jāpiebilst, ka šie kritēriji faktoru modeļu pētījumos tiek lietoti visbiežāk.

Onatski (2010) un *Kapetanios* (2010) piedāvā alternatīvu pieeju – novērtēt faktoru skaitu faktoru modeļiem, izmantojot īpašvērtību empīrisko sadalījumu. Pretstatā *Bai-Ng* kritērijiem (2.3.2a-2.3.2c), kuros modeļa piemērotības kritēriji tiek palielināti ar N un T locekļiem, *Kapetanios* (2010) analizē kļūdu īpašvērtību struktūru. Viņš izstrādā mehānismu hipotēžu konsekventai testēšanai, kas paredz, ka faktoru skaits faktoru modelī ir vienāds ar vienu, divi vai trīs utt. Alternatīvā hipotēze tiek noraidīta pa labu secinājumam, ka faktoru skaits modelī ir lielāks par vienu, lielāks par divi utt. Tādējādi *Kapetanios* (2010) konsekventi nonāk pie secinājuma par faktoru skaitu, ja pirmā hipotēze netiek noraidīta. Lai veiktu šādu hipotēzes testēšanas procedūru, ir nepieciešama testa statistika. *Kapetanios* (2010) izmanto apakšizlašu veidošanas mehānismu, lai aproksimētu testa statistikas asimptotisko sadalījumu, uz kura pamata arī veic hipotēžu testēšanu.

Watson un *Amengual* (2007) izmanto nedaudz modificētu *Bai-Ng* kritēriju dinamisko faktoru q noteikšanai faktoru modelī (2.1.9.). Viņi izmanto datu projekcijas uz faktoru skaitu un to lagiem un lieto *Bai-Ng* kritēriju novērtētam modelim. Viņi pierāda šāda modificēta kritērija konsistenci faktoru modelī, izmantojot *Monte Carlo* simulācijas.

Hallin un *Liska* (2007) izstrādā informatīvo kritēriju dinamisko faktoru q skaita noteikšanai dinamiskam faktoru modelim vienādojumā (2.1.9). *Hallin* un *Liska* (2007), tāpat kā *Forni et al.* (2000, 2005) un *Forni* un *Lippi* (2001), savos darbos pauž uzskatu, ka dinamiskos faktoru modeļos ir ļoti svarīgi noteikt tieši dinamisko faktoru skaitu pretstatā kopējam faktoru skaitam statiskajā modelī (2.1.10). Turklāt viņi pierāda arī kritērija asimptotisko konsistenci, kad N un $T \rightarrow \infty$. Jāsaka, ka *Forni et al.* (2000, 2005) tipa dinamiskie faktoru modeļi ir balstīti uz kovariācijas matricu spektrālā blīvuma aprēķināšanas metodēm (respektīvi, kovariācijas spektrālā blīvuma īpašvērtību aprēķināšanu). Šajā pētījumā netiek izmantota vispārināto galveno komponentu metode, respektīvi, netiek apskatīta *Hallin* un *Liska* (2007) kritēriju lietošana modelī.

Lai noteiktu faktoru skaitu izvēlētajai datubāzei, atbilstoši teorētiskām atziņām tiek veikta vairāku testu pārbaude. Nosakot faktoru skaitu modelim, līdztekus jau minētajiem *Bai-Ng* kritērijiem 2.3.2a–2.3.2c. formulās tiek izmantoti arī papildu testi. *Mallows* (1973) izstrādāja kritērijus paneļu datiem modeļu noteikšanai. *Bai* un *Ng* (2002) apgalvo, ka viņu izstrādātos kritērijus varētu izmantot faktoru skaita noteikšanai, jo tie atbilst lielo N un T nosacījumiem.

$$PC_1 = V(k, \hat{F}^k) + k\hat{\sigma}^2 \frac{N+T}{NT} \ln \left(\frac{NT}{N+T} \right) \quad (2.3.3a)$$

$$PC_2 = V(k, \hat{F}^k) + k\hat{\sigma}^2 \frac{N+T}{NT} \ln C_{NT}^2 \quad (2.3.3b)$$

$$PC_3 = V(k, \hat{F}^k) + k\hat{\sigma}^2 \frac{\ln C_{NT}^2}{C_{NT}^2} \quad (2.3.3c)$$

kur $C_{NT}^2 = \min(T, N)$, $\hat{\sigma}^2$ ir $(NT)^{-1} \sum_{n=1}^N \sum_{t=1}^T E(e_{it})^2$; $V(k, \hat{F}^k) = N^{-1} \sum_{i=1}^N \hat{\sigma}_i^2$, $\hat{\sigma}_i^2 = \hat{e}_i' \hat{e}_i / T$.

Bai un Ng (2002) specificē virkni kritēriju, kuru funkcionālā forma ir līdzīga AIC un SIC kritērijiem. Viņi norāda, ka ne visi kritēriji varētu noteikt pareizu faktoru skaitu dažādās N un T konfigurācijās.

$$AIC_1(k) = V(k, \hat{F}^k) + k\hat{\sigma}^2 \frac{2}{T} \quad (2.3.4a)$$

$$AIC_2(k) = V(k, \hat{F}^k) + k\hat{\sigma}^2 \frac{2}{N} \quad (2.3.4b)$$

$$AIC_3(k) = V(k, \hat{F}^k) + k\hat{\sigma}^2 2 \frac{(N+T-k)}{NT} \quad (2.3.4c)$$

$$SIC_1(k) = V(k, \hat{F}^k) + k\hat{\sigma}^2 \frac{\ln(T)}{T} \quad (2.3.4d)$$

$$SIC_2(k) = V(k, \hat{F}^k) + k\hat{\sigma}^2 \frac{\ln(N)}{N} \quad (2.3.4e)$$

$$SIC_3(k) = V(k, \hat{F}^k) + k\hat{\sigma}^2 \frac{(N+T-k) \ln(NT)}{NT} \quad (2.3.4f)$$

Tādēļ, lai pārbaudītu kritēriju izmantošanas efektivitāti, kritēriju novērtējumi tiek aprēķināti atbilstoši faktoru skaitam. Kritēriji ir novērtēti, izmantojot pilno datubāzi 2.2.1. pielikumā. Rezultāti parādīti 2.3.1. tabulā.

2.3.1. tabula

Faktoru skaita novērtējums ar informatīvajiem kritērijiem

Kritērijs	Faktoru skaits									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
IC ₁	-0.052	-0.057	-0.054	-0.047	-0.032	-0.017	-0.002	0.014	0.031	0.048
IC ₂	-0.046	-0.046	-0.038	-0.025	-0.006	0.015	0.036	0.057	0.079	0.101
IC ₃	-0.068	-0.089	-0.102	-0.111	-0.112	-0.113	-0.114	-0.114	-0.114	-0.113

PC_1	0.939	0.925	0.921	0.921	0.928	0.935	0.944	0.954	0.964	0.976
PC_2	0.943	0.933	0.931	0.935	0.946	0.957	0.970	0.983	0.997	1.012
PC_3	0.928	0.904	0.888	0.877	0.873	0.870	0.868	0.866	0.866	0.866
AIC_1	0.917	0.881	0.853	0.831	0.816	0.801	0.788	0.775	0.763	0.752
AIC_2	0.915	0.878	0.849	0.826	0.809	0.793	0.778	0.764	0.750	0.738
AIC_3	0.922	0.892	0.870	0.853	0.843	0.833	0.825	0.818	0.811	0.805
SIC_1	0.928	0.904	0.888	0.877	0.873	0.870	0.868	0.866	0.866	0.866
SIC_2	0.925	0.897	0.878	0.865	0.857	0.851	0.846	0.841	0.838	0.835
SIC_3	0.977	1.001	1.033	1.071	1.114	1.158	1.203	1.249	1.295	1.341
Īpašvērtības	21.183	10.618	8.501	7.185	5.601	5.347	5.088	4.865	4.690	4.451

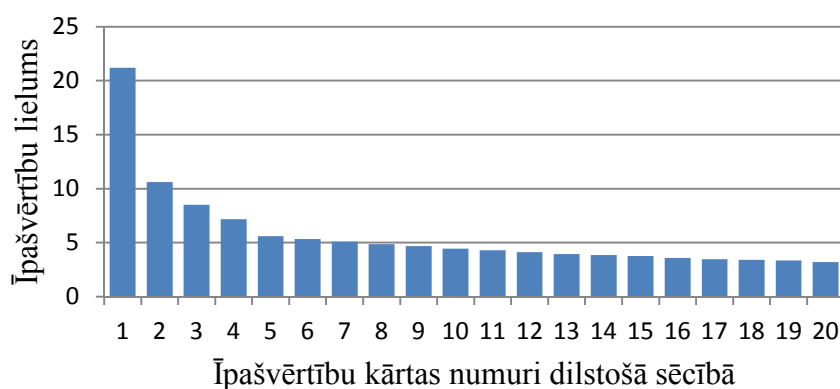
Treknrakstā izceltas minimālās kritēriju vērtības, kas attiecīgi norāda uz faktoru skaitu.

Avots: autora aprēķini

Apskatītie kritēriji nedod viennozīmīgu atbildi par faktoru skaitu. Pirmie 20 īpašvērtību novērtējumi stabili atrodas virs viena, tāpēc *Kaiser* (1960) piedāvātais kritērijs mūsu gadījumam nav piemērots. Izvēloties maksimālo faktoru skaitu, $k_{max} = 10$, AIC_i un SIC_i kritēriji ir saistoši maksimālajam faktoru skaitam. Tas nozīmē, ka, palielinot ierobežojumus, šo faktoru skaits pieaug. Palielinot faktoru skaitu, $k_{max} = 20$, tie joprojām ir saistoši (skatīt 2.3.1. pielikumu).

Tātad noteikti var secināt, ka šo kritēriju ticamība ir slikta. Ierobežojuma palielinājums atklāj, ka PC_i kritēriju uzvedība ir nestabila un tie atkal ir saistoši maksimālo faktoru skaitam. Vienlaikus IC_i kritēriji stabili nosaka faktoru skaitu, attiecīgi $k = \{2,1,7\}$. Savukārt izmantojot *Onatski* (2010) kritēriju, faktoru skaits ir stabili vienāds $k = 4$.

Īpašvērtību grafiks



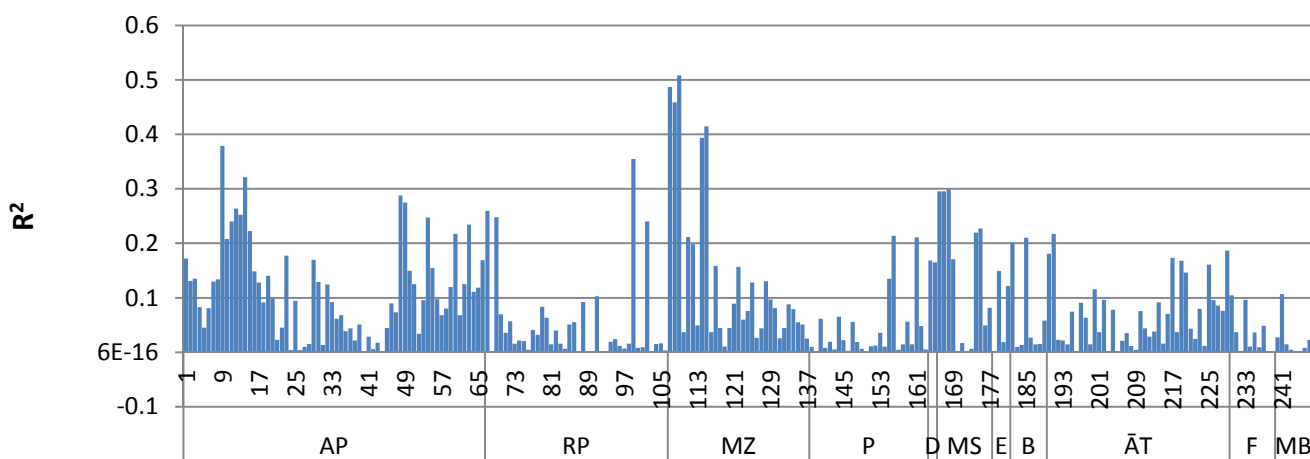
2.3.1. attēls. *Cattell* īpašvērtību grafiskais attēlojums

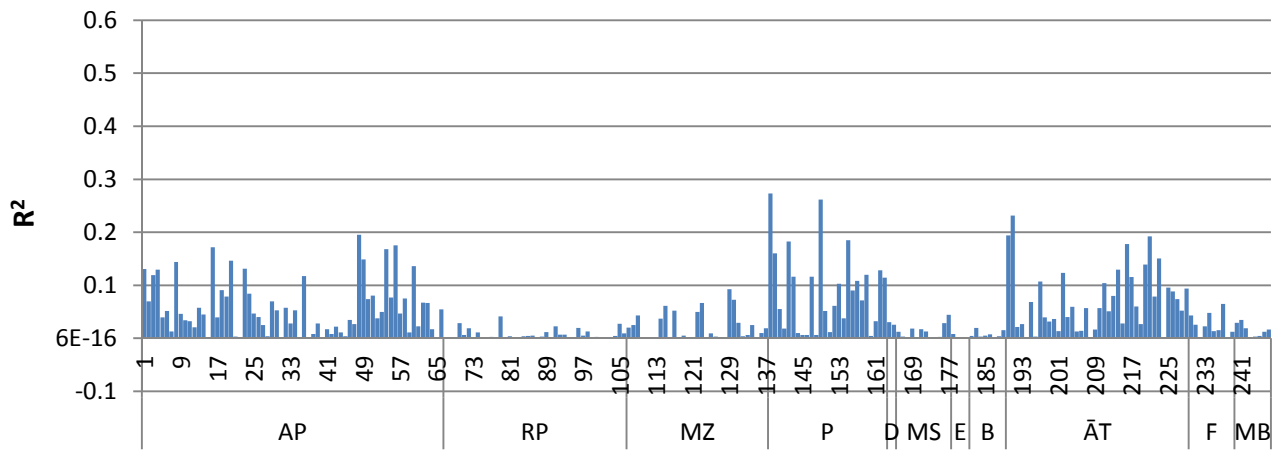
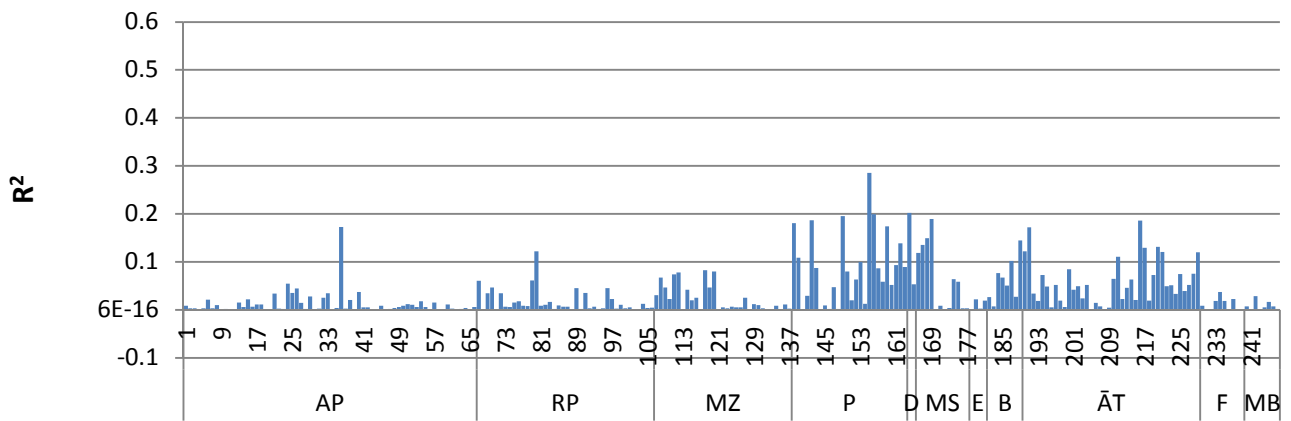
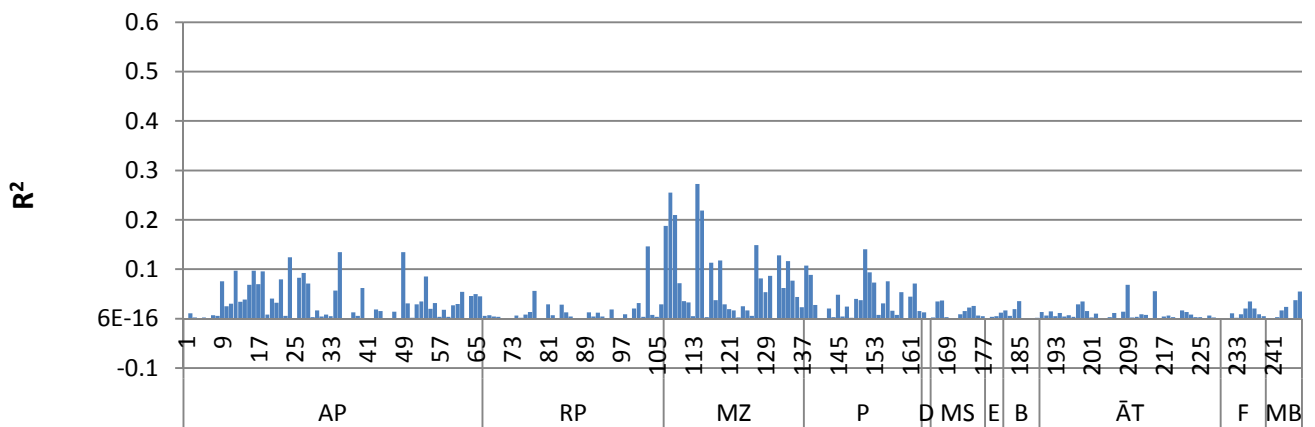
Datu avots: autora aprēķini

Grafiskais īpašvērtību attēlojums norāda uz vairākiem lūzuma punktiem un attiecīgi potenciālajiem faktoru skaita novērtējumiem. Atbilstoši īpašvērtību grafikam faktoru skaits varētu būt $k = \{2,5\}$.

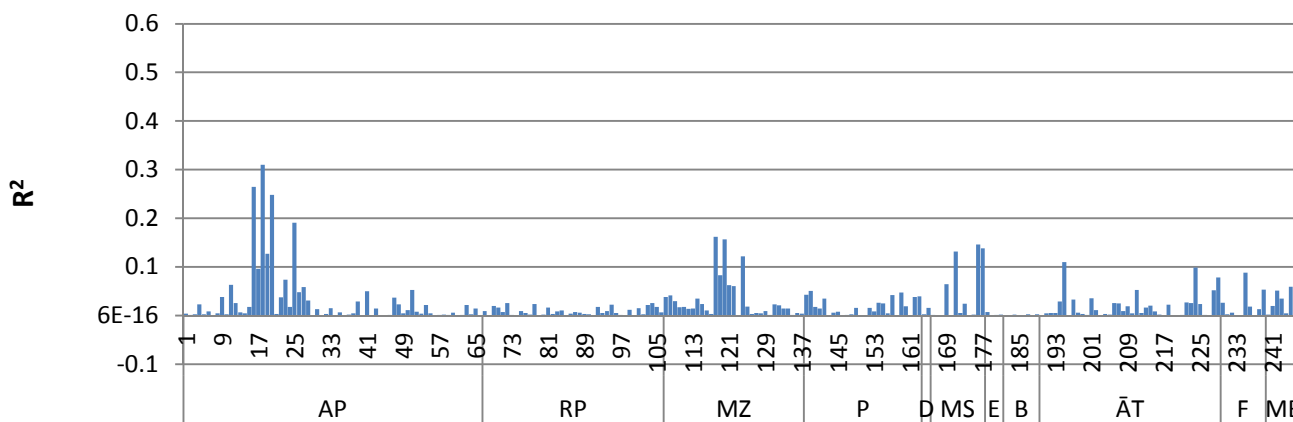
Faktoru skaita noteikšana netiešā veidā uzvedina uzdot nākamo jautājumu par faktoru saturu. Ja definē, ka daži kopējie nenovērojamie faktori ietekmē lielu mainīgo kopumu, tad faktori zināmā mērā ietekmē visus mainīgos. Lai noskaidrotu, cik lielā mērā faktori izskaidro mainīgo uzvedību, tiek aprēķināti regresiju determinācijas koeficienti R^2 . Determinācijas koeficienti ir aprēķināti, regresējot individuālās laika rindas uz faktoriem. Katra individuālā laika rinda regresē uz katru no pieciem faktoriem atsevišķi, ņemot vērā sabalansēto datubāzi, un rezultāti ir parādīti 2.3.2. attēlā. Piemēram, 2.3.2. attēla panelis (A) parāda determinācijas koeficientus, kas aprēķināti, regresējot individuālos rādītājus uz pirmo faktoru. Uz vertikālās ass ir determinācijas koeficients R^2 . Uz horizontālās ass ir katra individuālā rādītāja kārtas numurs datubāzē (saskaņā ar 2.2.1. pielikumu). Datu bloku apzīmējumi ir uzņēmumu un patērētāju aptaujas (AP), rūpniecība (RP), mazumtirdzniecība (MZ), patēriņa un ražotāju cenas (P), darba tirgus (D), monetārais sektors (MS), valūtas kursi (E), banku sektors (B), ārējā tirdzniecība (ĀT), finanšu sektors (F), maksājumu balance (MB).

1. faktors (A panelis)



2. faktors (B panelis)**3. faktors (C panelis)****4. faktors (D panelis)**

5. faktors (E panelis)



2.3.2. attēls. Makroekonomisko rādītāju un datubāzes faktoru regresijas determinācijas koeficienti (sagrupēti pa datu blokiem)

Datu avots: autora aprēķini

Kopumā, rezultāti 2.3.2. attēlā liecina, ka pirmais faktors galvenokārt ietekmē reālos mainīgos, t.s. rūpniecību, mazumtirdzniecību un aptaujas, kā arī monetāro sektoru. Otrais faktors liek uzsvāru uz patēriņa un ražotāju cenām un ārējo tirdzniecību. Trešais faktors ietekmē darba tirgu, monetāro sektoru un banku sektoru. Ceturtais un piektais faktors attiecīgi attiecas uz dezagrētiem mazumtirdzniecības un cenu rādītājiem, kā arī aptauju rādītājiem. Pirmie trīs faktori izskaidro 16.3% no visu mainīgo kopējās variācijas, bet pirmie pieci faktori izskaidro 21.5% no kopējās variācijas.

Faktoru skaits, kas tiek izmantots prognozēšanā un tiek noteikts datubāzei ar maksimāli pieejamo novērojumu skaitu, šajā brīdī varētu potenciāli atšķirties no faktoru skaita, kas tiek noteikts, izmantojot īsākas laika rindas. Starpība varētu rasties mainīgās ekonomikas struktūras dēļ. Gadījumos, kad ekonomikas struktūra strauji mainās, varētu atšķirties arī faktoru struktūra. Vienu mainīgo lielumu radītā slodze uz faktoriem varētu pavājināties, bet citu – pastiprināties. Tādējādi atsevišķu faktoru prognozētspēja varētu uzlaboties, bet faktoru skaits, kas ir nepieciešams precīzai prognozēšanai, ir pieaudzis vai samazinājies. Lai empīriski noteiktu to faktoru skaitu, kas ir nepieciešams kvalitatīvu prognožu iegūšanai, tiek izmantota ārpus izlases prognozēšanas procedūra un RMSFE zaudējuma funkcija, simulējot faktoru modeļu prognožu kļūdas ar dažādu faktoru skaitu. Simulācijas rezultāti parādīti 2.3.2. tabulā. Analīze tiek veikta, prognozējot IKP gan vienam, gan diviem nākamajiem ceturkšņiem, papildus simulējot prognozēšanas kļūdas katra prognozēta ceturkšņa pirmajā,

otrajā un trešajā mēnesī¹. Piemēram, simulācijas gadījums ar $q = 2$ nozīmē, ka prognozēšanā tiek izmantoti divi faktori, bet $q = 3$, ka tiek izmantoti trīs faktori. Mazākais RMSFE rādītājs norāda uz faktoru skaitu, kas nodrošina visprecīzāko prognozi.

2.3.2. tabula

Faktoru skaita novērtējums agregētām IKP, izmantojot ārpus izlases prognozēšanas simulācijas

A panelis

Ārpus izlases periods: **2004Q1–2012Q1**

	<i>1 ceturksnis</i>					<i>2 ceturkšņi</i>				
	$q=1$	$q=2$	$q=3$	$q=4$	$q=5$	$q=1$	$q=2$	$q=3$	$q=4$	$q=5$
1.mēn.	2.45	2.50	2.20	2.04	2.29	4.22	4.46	4.84	4.67	4.88
2.mēn.	2.33	2.46	2.34	2.02	2.14	4.10	4.49	4.74	4.54	4.73
3.mēn.	2.29	2.39	2.22	1.94	2.10	4.08	4.43	4.67	4.50	4.70

B panelis

Ārpus izlases periods: **2006Q1 – 2012Q1**

	<i>1 ceturksnis</i>					<i>2 ceturkšņi</i>				
	$q=1$	$q=2$	$q=3$	$q=4$	$q=5$	$q=1$	$q=2$	$q=3$	$q=4$	$q=5$
1.mēn.	2.60	2.66	2.29	2.08	2.41	4.74	5.03	5.47	5.27	5.51
2.mēn.	2.44	2.61	2.46	2.05	2.21	4.58	5.04	5.34	5.09	5.31
3.mēn.	2.40	2.53	2.32	1.96	2.16	4.56	4.97	5.25	5.05	5.28

C panelis

Ārpus izlases periods: **2004Q1 - 2012Q1, izņemot 2008Q1 – 2009Q4**

	<i>1 ceturksnis</i>					<i>2 ceturkšņi</i>				
	$q=1$	$q=2$	$q=3$	$q=4$	$q=5$	$q=1$	$q=2$	$q=3$	$q=4$	$q=5$
1.mēn.	1.48	1.47	1.48	1.54	1.57	2.20	2.20	2.51	2.51	2.54
2.mēn.	1.43	1.41	1.43	1.47	1.54	2.15	2.14	2.49	2.44	2.44
3.mēn.	1.44	1.40	1.38	1.43	1.50	2.11	2.10	2.44	2.40	2.48

Skaitļi treknrakstā apzīmē mazāko prognozēšanas kļūdu atbilstošajā prognozēšanas ceturksnī un mēnesī.

Avots: autora aprēķini

Analizējot iegūtos rezultātus 2.3.2. tabulā, secināts, ka ārpus izlases prognozēšanas periodam no 2004Q1 līdz 2012Q1 (A panelis: apmēram 2/3 no pieejamās IKP laika rindas izlases izmantotas novērtēšanai, 1/3 izmantota ārpus izlases novērtēšanai) optimālais faktoru

¹ Katrs nākamais ceturkšņa mēnesis satur vairāk informācijas nekā iepriekšējais, kas potenciāli uzlabo prognozēšanas efektivitāti.

skaitis vienāds ar $q=4$, prognozējot IKP vienam nākamajam ceturksnim, bet $q=1$, prognozējot IKP diviem nākamajiem ceturkšņiem. Faktoru skaita novērtējums principiāli nemainās, izmantojot ārpus izlases periodu no 2006Q1 līdz 2012Q1 (B panelis: apmēram puse no pieejamajiem IKP laika rindas novērojumiem tiek izmantota novērtēšanai, bet otra puse – ārpus izlases novērtēšanai). Krasi atšķirīgs faktoru skaits abos prognozēšanas periodos liecina par visai netipisku prognozētspēju. Varētu apšaubīt apgalvojumu, ka faktoru struktūras informatīvais saturs varētu sistemātiski strauji mainīties, prognozējot dažādus nākamās periodus. Gadījumā, ja datubāzes informatīvais saturs ir efektīvi novērtēts un iekļauts faktoros un apkopotā informācija attiecībā uz projekciju vienam nākamajam periodam ir optimāla, tad šai informācijai jābūt optimālai arī attiecībā uz projekcijām diviem nākamajiem periodiem. No tā izriet, ka faktoru skaitam abos prognozēšanas periodos jābūt margināli vienādam. Dažāds faktoru skaits varētu norādīt uz RMSFE vērtējuma strukturālām izmaiņām. Tāpēc ārpus izlases periodam no 2004Q1 līdz 2012Q1 atkārtoti tiek veiktas simulācijas, izslēdzot finanšu krīzes gadu novērojumus, t.i. no 2008Q1 līdz 2009Q4 (C panelis). Tādējādi RMSFE rezultāti parāda, ka optimālais faktoru skaits IKP prognozēšanā būtu $q=2$, kā arī to, ka faktoru skaits ir vienāds abos prognozēšanas horizontos. Jāatzīst, ka iegūtie simulācijas rezultāti pakļauti zināmai nenoteiktībai, t.i., piemēram, viena nākamā ceturkšņa rezultāti faktoru skaitam no $q=1$ līdz $q=3$ atšķiras tikai margināli, bet divu nākamo ceturkšņu rezultāti nelielam faktoru skaitam no $q=1$ līdz $q=2$ atšķiras visai maz. Simulācijas rezultāti arī norāda, ka faktoru skaits nav jutīgs pret mēneša izvēli noteiktā ceturksnī, kurā tiek veikta prognozēšana. Tas dod papildu argumentu apgalvojumam, ka faktoru struktūras informatīvajam saturam ir nozīme un faktoru skaitam ir jābūt pietiekami stabilam visu prognozēšanas periodu.

Atšķirīgs faktoru skaita novērtējums dažādos ārpus izlases periodos iezīmē neviennozīmīgu finanšu krīzes ietekmi uz faktoru struktūru. Analīze tiek paplašināta un apskatīta sīkāk, sadalot faktorus dažādos ārpus izlases periodos. Dažāda veida modelēšanas pieejas ļauj mums izdarīt secinājumus par faktoru skaitu, modelējot IKP izlietojuma un ražošanas aspektā. Rezultāti parādīti 2.3.3. tabulā. Ņemot vērā 2.3.2. tabulā sniegto atzinumu par rezultātu stabilitāti prognozētajos ceturkšņos, 2.3.3. tabulā atspoguļoti tikai katra ceturkšņa pirmā mēneša rezultāti.

2.3.3. tabula

Faktoru skaita novērtējums IKP prognozēm no izlietojuma un ražošanas puses**A panelis: agregētais IKP**

Ārpus izlases periods	1 ceturksnis					2 ceturkšņi				
	<i>q=1</i>	<i>q=2</i>	<i>q=3</i>	<i>q=4</i>	<i>q=5</i>	<i>q=1</i>	<i>q=2</i>	<i>q=3</i>	<i>q=4</i>	<i>q=5</i>
2004Q1 - 2012Q1	2.45	2.50	2.20	2.04	2.29	4.21	4.45	4.81	4.66	4.88
2006Q1 - 2012Q1	2.60	2.66	2.29	2.08	2.41	4.71	5.00	5.43	5.24	5.50
izņ. 2008Q1 - 2009Q4	1.48	1.47	1.48	1.54	1.57	2.20	2.20	2.51	2.51	2.54
2004Q1 - 2007Q4	1.51	1.55	1.55	1.57	1.54	1.61	1.63	1.64	1.62	1.63
2008Q1 - 2009Q4	4.23	4.36	3.63	3.11	3.74	7.60	8.15	8.72	8.35	8.85
2010Q1 - 2012Q1	1.42	1.30	1.36	1.49	1.61	2.97	2.94	3.56	3.59	3.63

B panelis: IKP no izlietojuma puses

Ārpus izlases periods	1 ceturksnis					2 ceturkšņi				
	<i>q=1</i>	<i>q=2</i>	<i>q=3</i>	<i>q=4</i>	<i>q=5</i>	<i>q=1</i>	<i>q=2</i>	<i>q=3</i>	<i>q=4</i>	<i>q=5</i>
2004Q1 - 2012Q1	2.48	2.40	1.85	2.05	2.15	4.48	4.43	4.29	4.44	4.61
2006Q1 - 2012Q1	2.68	2.58	1.90	2.17	2.30	5.07	4.99	4.83	5.00	5.20
izņ. 2008Q1 - 2009Q4	1.43	1.34	1.39	1.46	1.44	2.03	1.79	1.77	1.88	2.25
2004Q1 - 2007Q4	1.48	1.43	1.50	1.56	1.47	1.38	1.61	1.58	1.74	1.70
2008Q1 - 2009Q4	4.37	4.25	2.84	3.27	3.56	8.35	8.42	8.13	8.39	8.47
2010Q1 - 2012Q1	1.34	1.17	1.19	1.25	1.37	2.84	2.07	2.07	2.11	2.98

C panelis: IKP no ražošanas puses

Ārpus izlases periods	1 ceturksnis					2 ceturkšņi				
	<i>q=1</i>	<i>q=2</i>	<i>q=3</i>	<i>q=4</i>	<i>q=5</i>	<i>q=1</i>	<i>q=2</i>	<i>q=3</i>	<i>q=4</i>	<i>q=5</i>
2004Q1 - 2012Q1	2.71	2.74	3.44	3.44	3.28	4.78	5.01	5.58	5.50	5.22
2006Q1 - 2012Q1	2.91	2.93	3.77	3.78	3.61	5.22	5.47	6.16	6.07	5.72
izņ. 2008Q1 - 2009Q4	2.00	2.02	2.08	2.15	2.07	2.76	2.75	2.91	2.95	2.88
2004Q1 - 2007Q4	2.07	2.25	2.33	2.46	2.42	2.64	2.76	2.76	2.84	2.86
2008Q1 - 2009Q4	4.23	4.26	5.94	5.86	5.56	8.39	8.93	10.10	9.89	9.30
2010Q1 - 2012Q1	1.86	1.52	1.53	1.44	1.25	2.96	2.73	3.16	3.14	2.90

RMSFE rezultāti ir aprēķināti 1. mēnesī pēc IKP datu publicēšanas. Skaitļi treknrakstā apzīmē mazāko prognozēšanas kļūdu atbilstošajā prognozēšanas ceturksnī un mēnesī.

Avots: autora aprēķini

Papildus jau apskatītajiem ārpus izlases periodiem tiek izdalīts pirms finanšu krīzes periods no 2004Q1 līdz 2007Q4, krīzes periods no 2008Q1 līdz 2009Q4 un pēckrīzes periods no 2010Q1 līdz 2012Q1. Iegūtie rezultāti norāda uz strukturālām pārmaiņām faktoru struktūrā. Likumsakarīgi, ka RMSFE rādītājs krīzes periodā ir konstanti augstāks, t.i., laikā,

kad prognozēšana ir apgrūtināta un saistīta ar augstu neskaidrības līmeni, bet zemāks – pirmskrīzes periodā. Turklāt pēckrīzes perioda RMSFE rādītājs atgriežas pirmskrīzes līmenī. Būtisks ir fakts, ka, modelējot agregēto IKP un IKP no izlietojuma puses 1. cetursnim, krīzes laikā faktoru skaitam ir tendence pieaugt, kas, iespējams, norāda uz nepieciešamību pēc lielāka informācijas klāsta, lai nodrošinātu precīzākas prognozes.

Kopumā simulācijas rezultāti 2.3.3. tabulā parāda, ka optimālas prognozes iegūšanai nepieciešamais faktoru skaits ir vienāds ar $q = 2$. Šāds secinājums ir salīdzinoši precīzs par laika periodu no 2004Q1 līdz 2012Q1, izņemot krīzes periodu. To apstiprina IKP prognozēšanas pieejas, gan no izlietojuma puses, gan no ražošanas puses, gan arī tiešā agregētā pieeja ar nelielu RMSFE izvēlēto faktoru atšķirību.

2.4. Mainīgo izvēles ietekme uz prognožu precizitāti

Lielāka mainīgo skaita izmantošana faktoru modelī asimptotiski uzlabo novērtējumu kvalitāti, padarot tos precīzākus, izmantojot tālāk prognozēšanā. Tomēr eksistē pierādījumi, ka šī teorija ne vienmēr apstiprinās praksē. Lielāks mainīgo skaits varētu ne tikai uzlabot, bet arī pasliktināt faktoru novērtējumus. *Boivin* un *Ng* (2006) padziļināti izpēta mainīgo kompozīcijas ietekmi uz prognožu kvalitāti faktoru modeļu prognožu kontekstā. Viņi veic datu simulācijas analīzi un argumentē apgalvojumu, ka modeļa „pārpildīšana” ar mainīgajiem un rezultātu pasliktināšanās var rasties tad, kad faktoru modeļa idiosinkrātiskās kļūdas savstarpēji korelē. Viņi veic *Monte Carlo* simulācijas eksperimentu un pierāda, ka faktoru novērtējumu efektivitāte un tādējādi arī prognozes ir atkarīgas ne tikai no mainīgo skaita N , bet arī no informācijas, ko mainīgie sniedz par nenovērojamo faktoru struktūru. Šādi viņi argumentē nepieciešamību rūpīgi izvēlēties mainīgos pirms to lietošanas analīzē. Viņi rekomendē izmantot dažādus kritērijus mainīgo izvēlei pirms to lietošanas faktoru analīzē un vēlāk prognozēšanā. *Caggiano et al.* (2011) uzdod analogisku jautājumu par datu izvēli faktoru analīzei un turpmākai lietošanai makroekonomiskā prognozēšanā lielākajām eiro zonas valstīm un Lielbritānijai. *Caggiano et al.* (2011) sniedz vispusīgu apskatu par faktoru modelēšanas jautājumiem, kas skar faktoru skaitu un to dinamiku, faktoru modeļu kombinācijas un datubāzes izvēles problēmas. Viņu pētījuma empīriskie rezultāti norāda uz to, ka mainīgo atlasei pirms faktoru iegūšanas ir zināmas priekšrocības. Virknē Eiropas valstu

mainīgo atlase pirms faktoru aprēķināšanas un turpmāka to lietošana ievērojami uzlabo prognozes, salīdzinot ar valstīm, kur izmanto autoregresijas modeli. *Caggiano et al.* (2011) apgalvo, ka apmēram viena piektdaļa no oriģinālajiem mainīgajiem var uzlabot prognozēšanas precizitāti. *Bai un Ng* (2008) piedāvā jaunu faktoru modeļu novērtēšanas metodi ar mērķa regresoriem. Mērķa regresori definēti kā rādītāji, kuri atlasīti speciālā veidā, lai prognozētu noteikto mainīgo (piemēram, inflāciju vai kopējo rūpniecību). *Bai un Ng* (2008) analizē virkni kritēriju, izmantojot mainīgo savstarpējo mijiedarbību. Izmantojot vairākas datubāzu specifiskācijas, prognozēšanas izlašu periodus un prognozēšanas horizontus, viņi atklāj, ka mērķa regresoru izmantošana ar dažādiem kritērijiem sistemātiski samazina prognozēšanas kļūdu, turklāt viņi identificē veiksmīgākas kritēriju shēmas.

Šajā apakšnodaļā tiek pētītas tādas datubāzes īpašības, kas sastādīta, izmantojot ar RMSFE zaudējuma funkciju hierarhiski strukturētus datus. Faktoru analīze ir viegli īstenojama, pievienojot papildu laika rindu informāciju. Datu kopums var ietvert tik daudz informācijas, cik vien dezagregētas laika rindas mums ir pieejamas par katru tautsaimniecības nozari. Būtu loģiski pieņemt, ka jo vairāk nozaru iekļauj datubāzē, aptverot visu tautsaimniecības struktūru, jo precīzāki varētu būt faktoru novērtējumi. Apriori nav skaidrs, vai vienmēr, pieaugot datu dezagregācijas līmenim, t.i., iekļaujot vairāk hierarhiski strukturētu datu (piem., 2.4.1. tabula), uzlabojas ekonomiskās aktivitātēs prognozes precizitāte.

Lai pētītu hierarhiski strukturētu datu lomu prognozēšanā, tiek izmantota pilna makroekonomisko datu kopa un atlasīta apakšizlase bez hierarhiski strukturētiem datiem. Tālāk izveidota faktoru modeļa specifiskācija un veikta ārpus izlases prognozēšanas procedūra, lai salīdzinātu prognožu precizitāti.

Diezgan maz zinātnisko pētījumu veltīts jautājumam par laika rindu izvēles optimalitātes nosacījumiem faktoru modeļos. Parasti pētnieki cenšas aptvert maksimāli visu tautsaimniecību, izvēloties atbilstošas laika rindas. Viņi izvēlas tādu laika rindu kopu, kura, pēc viņu domām un eksperta viedokļa, varētu visprecīzāk raksturot attiecīgo ekonomiku un atbilst analizējamajai problēmai.

Iepriekš tika apskatīta speciāli Latvijas ekonomikai izveidota datubāze. 2.2.1. tabulā ir redzams, ka tā sastāv no tautsaimniecību raksturojošiem datu blokiem. Vairāki mainīgo bloki satur datus ar augstu sadalījuma pakāpi. 2.4.1. tabulā ir dots rūpniecības nozaru sadalījums pa dezagregācijas līmeņiem. Kopējā rūpniecība (1. līmenis) satur visu apakškomponenšu

informāciju. Tajā iekļautas trīs galvenās apakškomponentes: ieguves rūpniecība un karjeru izstrāde, apstrādes rūpniecība un elektroenerģija, gāzes apgāde, siltumapgāde un gaisa kondicionēšana (2. līmenis). Turklāt apstrādes rūpniecība ietver pārtikas produktu, dzērienu un tekstilizstrādājumu ražošanu u.c. (3. līmenis). Savukārt pārtikas produktu ražošana satur atsevišķus pārtikas produktus (4. līmenis). Kopējā nozare savā veidā attēlo ligzdas datu struktūru jeb datus, kuri ir hierarhiski strukturēti četros līmeņos.

2.4.1. tabula

Kopējās rūpniecības hierarhiski strukturēti dati

Kopējā rūpniecība (BCD)

Ieguves rūpniecība un karjeru izstrāde (B)

Apstrādes rūpniecība (C)

pārtikas produktu ražošana (10)

gaļas un gaļas produktu ražošana, pārstrāde un konservēšana (10.1)

zivju, vēžveidīgo un mīkstmiešu pārstrāde un konservēšana (10.2)

...

citu pārtikas produktu ražošana (10.8)

dzērienu ražošana (11)

tekstilizstrādājumu ražošana (13)

...

iekārtu un ierīču remonts un uzstādīšana (33)

Elektroenerģija un gāzes apgāde (D)

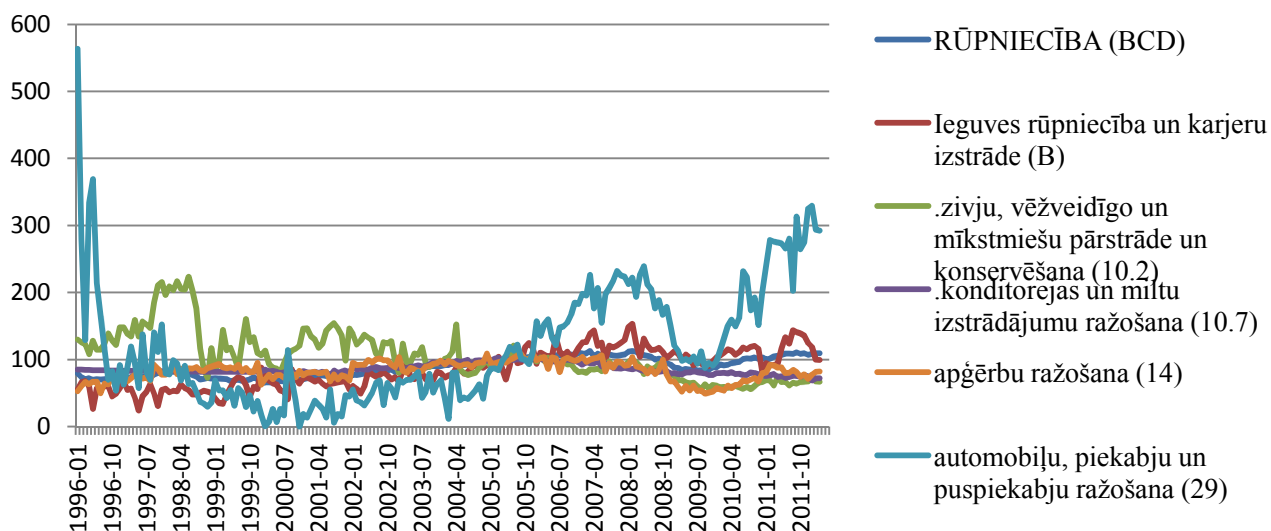
Avots: NACE rev.2.0

No vienas puses, visi dezagregācijas līmeņi varētu tikt izmantoti faktoru modelī. No otras puses, varētu izvēlēties jebkuru dezagregācijas līmeni un piemērot to analīzei. Līmeņa izvēle ir atkarīga no pētnieka. Jautājums ir par to, vai vairāku līmeņu datu izmantošana ir efektīvs veids, kā uzlabot prognožu efektivitāti, un vai tā sniedz papildu informāciju prognožu uzlabošanai.

Šajā analīzē tiek apskatītas divu veidu datubāzes. Pirmā ir pilnā datubāze (N_1), kas ietver visus mainīgos, ieskaitot visus rādītājus un to apakškomponentes visos apakšlīmeņos. Otrā ir saīsinātā datubāze (N_2), kas ietver galvenokārt pirmā līmeņa agregāciju. Apakškomponenšu laicrindu dinamika parasti atšķiras no agregētajiem rādītājiem ar to, ka pirmie ir daudz svārstīgāki. Iedziļinoties dezagregācijas pakāpē, varētu atklāt, ka laika rindas ir daudz svārstīgākas, nekā liekas pirmajā brīdī, jo specifiskākās nozares ir jutīgas pret šīs nozares specifiskajiem šokiem. Iedomāsimies, ka informācijas tehnoloģiju industrija atklāj

veidu, kā 100 reizes palielināt datoru darbības produktivitāti. Šāds nozarei specifisks šoks noteikti pozitīvi ietekmēs visu IT industriju. IT industrijas izaugsmes volatilitāte pieaugs. Lai gan netiešā veidā šāds nozarei specifisks šoks ietekmēs arī pārējās nozares, tomēr ietekme uz pārējām nozarēm būs daudz mērenāka.

Lai saprastu situāciju, apskatīsim kopējās rūpniecības sastāvdaļu indeksu svārstības 2.4.1. attēlā. Lai novērstu sezonālā efekta ietekmi, laika rindas ir sezonāli izlīdzinātas. Grafiski var redzēt, ka, piemēram, ieguves rūpniecība ir mēreni svārstīga salīdzinājumā ar kopējo rūpniecību. Toties automobiļu un piekabju ražošanai svārstīguma pakāpe, salīdzinot ar kopējo rūpniecību, ir ārkārtīgi augsta. Tātad specifiskie šoki jūtami ietekmē jebkuras tautsaimniecības nozares attīstību.



2.4.1.attēls. **Rūpniecības nozaru apjoma indeksi (2005=100, sezonāli izlīdzināti dati, NACE rev.2.0 klasifikācija)**

Avots: CSP, autora izstrādne

Lai iegūtu saīsināto datubāzi, tiek atstāti 1. līmeņa agregētie mainīgie un attiecīgi tabulā nav ietvertas komponentes ar sīkāku agregāciju. Ņemot vērā eksperta viedokli, pilnā datubāze N_1 tiek saīsināta un tiek atlasīti 56 mainīgie, lai veidotu jaunu datubāzi N_2 . Shematiski datubāzu komponentes ir parādītas 2.4.2. tabulā. Detalizētu datubāzes sarakstu skatīt 2.2.1. pielikumā.

2.4.2. tabula

Pilnās un saīsinātās datubāzes raksturojums

Pilnā datubāze (N_1)	Mainīgo skaits	Saīsinātā datubāze (N_2)	Mainīgo skaits
Konfidences rādītāji	66	Konfidences rādītāji	24
Rūpniecība	40	Rūpniecība	4
Mazumtirdzniecība	30	Mazumtirdzniecība	1
Patēriņa cenu indeksi	16	Patēriņa cenu indeksi	4
Ražotāju cenu indeksi	10	Ražotāju cenu indeksi	1
Darba tirgus	2	Darba tirgus	2
Monetārais sektors	12	Monetārais sektors	7
Valūtas kursi	4	Valūtas kursi	2
Finanšu sektors	8	Finanšu sektors	3
Ārējā tirdzniecība	40	Ārējā tirdzniecība	2
Fiskālais sektors	10	Fiskālais sektors	2
Maksājumu balance	7	Maksājumu balance	2
Citi	2	Citi	2
Pavisam	247	Pavisam	56

Avots: autora izstrādne

2.4.3. tabulā redzami rezultāti parāda faktoru modeļu RMSFE¹ prognožu kļūdu attiecībā pret AR(2) modeļa RMSFE prognožu kļūdu (t.i., faktoru modeļu un AR(2) modeļa RMSFE relatīvā kļūda), veidojot prognozes vienam un diviem nākamajiem ceturkšņiem. Skaitlis, kas mazāks par vienu, norāda uz faktoru modeļa relatīvi labāku sniegumu, salīdzinot ar AR(2) modeli, jo tā kļūda ir mazāka. Rezultāti 2.4.3. tabulā tiek salīdzināti divējādi. Pirmkārt, tiek salīdzinātas relatīvās faktoru modeļu prognožu kļūdas ar dažādu faktoru skaitu. Otrkārt, 2.4.3. tabulā parādīti abu datubāzu specifikāciju rezultāti. Rezultāti 2.4.3. tabulā liecina par to, ka faktoru modeļu prognožu kļūdas pilnai datubāzei vidēji ir mazākas (t.i., precizitāte ir augstāka) nekā faktoru modeļu prognožu kļūdas, izmantojot saīsināto datubāzi.

2.4.3. tabula

Faktoru modeļu RMSFE prognožu kļūdas attiecībā pret AR modeļa RMSFE prognožu kļūdām

Horizonts	Datubāze (N_1)			
	faktoru skaits modelī			
	q=1	q=2	q=3	q=4
Nākamais ceturksnis	0.72	0.70	0.72	0.75
Nākamie divi ceturkšņi	0.78	0.77	0.78	0.79

¹ Kvadrātsaknes vidējā kvadrātiskā prognozēšanas kļūda (*Root Mean Squared Forecasting Error*). Mūsu gadījumā RMSFE funkcijai izmantoti ceturkšņa IKP gada pieauguma tempi.

Datubāze (N₂)

Horizonts	faktoru skaits modelī			
	q=1	q=2	q=3	q=4
Nākamais ceturksnis	0.73	0.74	0.76	0.70
Nākamie divi ceturkšņi	0.78	0.84	0.85	0.86

* Rezultāti parādīti RMSFE zaudējuma funkcijas izteiksmē. Ārpus izlases prognozēšanas periods: 2005Q4-2010Q3.

Avots: autora aprēķini

Lai redzētu rezultātus absolūtā izteiksmē, t.i., noskaidrotu, par cik procentpunktiem viena datubāze labākā par otru, tiek aprēķināta RMSFE prognožu kļūdu starpība faktoru modeļiem ar pilno datubāzi un saīsināto datubāzi. Rezultāti doti 2.4.4. tabulā. Pozitīvie skaitļi norāda, cik lielā mērā, izmantojot pilno datubāzi, rezultāts ir labāks, nekā izmantojot saīsināto datubāzi vidējo procentu punktu vienībās gada pieauguma tempiem, attiecīgi negatīvs skaitlis norāda pasliktināšanos.

2.4.4. tabula

Faktoru modeļu prognozēšanas precizitātes rezultāti, salīdzinot datubāzu tipus

Horizonts	faktoru skaits modelī			
	q=1	q=2	q=3	q=4
Nākamais ceturksnis	0.03	0.16	0.14	-0.18
Nākamie divi ceturkšņi	-0.05	0.53	0.5	0.48

* Rezultāti parādīti RMSFE zaudējuma funkcijas izteiksmē. Ārpus izlases prognozēšanas periods: 2005Q4-2010Q3.

Avots: autora aprēķini

Saskaņā ar rezultātiem, kuri atspoguļoti 2.4.4. tabulā, faktoru modeļu prognozēšanas precizitāte, izmantojot pilno datubāzi N_1 , ir lielāka salīdzinājumā ar saīsināto datubāzi N_2 . Precizitātes uzlabojums sasniedz 0.16 procentu punktus, prognozējot nākamo periodu. Faktoru modeļu precizitāte uzlabojums, izmantojot pilno datubāzi, ir lielāks prognozēm diviem nākamajiem periodiem. Precizitātes uzlabojums sasniedz 0.53 procentpunktus gada pieauguma tempu izteiksmē.

Lai pārbaudītu rezultātu noturīgumu, tiek izveidota *ad hoc* stabilitātes pārbaude, novērtējot ārpus izlases prognozes dažādiem laika periodiem. Sākumā faktoru modeļu precizitāte ir pārbaudīta laika periodam 2005Q4-2010Q3, tad laika periods ir samazināts ar vienu ceturkšņa soli uz 2005Q3-2010Q2 utt. Iznākuma atšķirība aprēķināta starp datubāzēm

N_1 un N_2 , kā iepriekš. Rezultāti parādīti 2.4.5. tabulā un atspoguļo faktoru modeļu ar pilnu datubāzi precizitātes uzlabojumu vai pasliktinājumu.

2.4.5. tabula

Faktoru modeļu prognozēšanas precizitātes noturīguma pārbaude

Precizitātes uzlabojums (+) / pasliktinājums (-)								
Ārpus izlases periods	Nākamais ceturksnis				Divi nākamie ceturkšņi			
	faktoru skaits modelī				faktoru skaits modelī			
	q=1	q=2	q=3	q=4	q=1	q=2	q=3	q=4
2004Q1-2008Q4	-0.17	0.04	0.03	0.08	-0.29	-0.07	-0.12	-0.11
2004Q2-2009Q1	-0.18	0.15	0.12	0.04	-0.31	-0.03	0.00	-0.02
2004Q3-2009Q2	-0.22	0.14	0.14	0.05	-0.33	-0.01	0.02	0.02
2004Q4-2009Q3	-0.05	0.27	0.30	-0.10	-0.33	0.03	0.07	0.07
2005Q1-2009Q4	0.07	0.21	0.20	-0.16	-0.10	0.53	0.43	0.37
2005Q2-2010Q1	0.07	0.22	0.22	-0.16	0.01	0.61	0.59	0.49
2005Q3-2010Q2	0.02	0.15	0.12	-0.20	0.00	0.62	0.59	0.48
2005Q4-2010Q3	0.03	0.16	0.14	-0.18	-0.05	0.53	0.50	0.48

* Rezultāti parādīti RMSFE zaudējuma funkcijas izteiksmē.

Avots: autora aprēķini

Rezultāti liecina, ka pastāvīgs uzlabojums ir vērojams, ar faktoru modeļiem veidojot prognozi nākamajam ceturksnim, kur faktoru skaits ir $r = \{2,3\}$. Savukārt divu ceturkšņu horizontam prognozes rezultāti nav viennozīmīgi. Pirmajos laika periodos, izmantojot N_1 datubāzi, rezultāti nav labāki, nekā izmantojot N_2 datubāzi, un prognožu precizitāte ir apmēram vienāda (prognožu precizitātes starpība ir tuvu nullei). Vēlāk uzlabojums šķiet ievērojamāks. Jāatzīmē, ka uzlabojums ārpus izlases periodiem lielāks ir gadījumos, kad ārpus izlases periods ietver ekonomiskās krīzes laiku. Tas ir interesants fakts, uz kā pamata varētu izvirzīt hipotēzi, ka, izmantojot faktoru modeļus ar pilnu datubāzi, iespējams izveidot precīzākas prognozes ekonomiskās krīzes apstākļos, nekā izmantojot faktoru modeļus ar saīsināto datubāzi. Šādi rezultāti varētu norādīt uz to, ka hierarhiski strukturētie dati varētu ietvert vairāk informācijas, dinamikas un precīzāk raksturot ekonomiku, palīdzot precīzāk prognozēt valsts ekonomisko stāvokli. Iespējams, prognozēs par laiku, kad nebija ekonomiskās krīzes, hierarhiski strukturēto datu informācijas pozitīvais efekts nav jūtams, bet

tas izpaužas tikai krīzes gados, tāpēc abu datubāzu atšķirības prognozēšanas precizitātes ziņā ir tuvu nullei.

Tātad jāsecina, ka iepriekš minētā metode hierarhiski strukturētu datu iekļaušanai modelēšanā un prognozēšanā ir viens no veidiem, kā varētu testēt mainīgo skaita efektivitāti IKP prognozēšanā. Empīriskais pētījums parāda, ka papildu informācija, kas satur atsevišķas makroekonomikas mainīgo komponentes, varētu tikt izmantota, lai uzlabotu Latvijas IKP prognozēšanas precizitāti. Efektivitātes ieguvums, uzlabojot prognozes, sasniedz aptuveni 0.15-0.20 procentpunktus gada pieauguma tempiem, veidojot prognozi nākamajam ceturksnim. Veidojot prognozi diviem nākamajiem ceturkšņiem, uzlabojums ir apmēram 0.5 procentpunkti. Noturīguma pārbaude liecina, ka uzlabojuma lielums ir atkarīgs no izmantotā modeļa veida un prognozēšanas horizontiem, bet stabils uzlabojums iespējams, veidojot prognozi nākamajam ceturksnim.

Pētījumā pārbaudītas papildus divas pieejas datu struktūras izpētei. Pirmā pieeja paredz, ka tiek izmantoti visi mainīgie, turklāt mainīgie ir svērti. *Boivin* un *Ng* (2006) piedāvā svērt mainīgos atbilstoši svāriem. Svāri ir definēti kā kļūdu kovariācijas matricas diagonālie apgrieztie elementi, kas aprēķināti faktoru modelim līdz pat četriem faktoriem. Katrs mainīgais lielums ir svērts, ņemot vērā relatīvo kļūdu dispersiju pret kopējo dispersiju, un pēc būtības šādas shēmas mērķis ir ņemt vērā kļūdu heteroskedasticitāti. Otrā pieeja paredz, ka pilna datubāze tiek saīsināta, izslēdzot tos mainīgos lielumus, kuru kļūdas cieši korelē savā starpā. Gadījumā, kad mainīgo kļūdas korelē savā starpā, datubāzē atstāj to mainīgo, kam ir lielāks determinācijas koeficients R^2 . Savukārt R^2 aprēķina, regresējot katru mainīgo uz četriem faktoriem. Šāds kritērijs informē pētnieku par to, vai noteiktais mainīgais ir svarīgāks datubāzei. Toties mainīgais kas „traucē”, t.i., izraisa ciešu kļūdu korelāciju un pārkāpj vājās kross korelācijas nepieciešamo noteikumu, turpmākā analīzē netiek ņemts vērā. Rezultāti parādīti 2.4.6. tabulā.

2.4.6. tabula

Faktoru modeļu RMSFE prognožu kļūdas attiecībā pret AR modeli pēc datubāzes tipa

Nākamais ceturksnis	faktoru skaits modelī			
	q=1	q=2	q=3	q=4
1. pieeja	0.71	0.69	0.71	0.73
2. pieeja	0.76	0.71	0.75	0.77
Pilnā datubāze	0.72	0.70	0.72	0.75
Saīsinātā datubāze	0.73	0.74	0.76	0.70

Nākamie divi ceturkšņi	faktoru skaits modelī			
	q=1	q=2	q=3	q=4
1. pieeja	0.78	0.76	0.77	0.76
2. pieeja	0.83	0.77	0.80	0.81
Pilnā datubāze	0.78	0.77	0.78	0.79
Saīsinātā datubāze	0.78	0.84	0.85	0.86

Ārpus izlases prognozēšanas periods: 2005Q4-2010Q3

Avots: autora aprēķini

Pirmās pieejas izmantošana rada labākus rezultātus nekā citu datu izvēles tipu izmantošana abos prognozēšanas horizontos, strādājot gan ar pilno, gan saīsināto datubāzi. Jāatzīmē, ka, lietojot gan otro pieeju, gan saīsinātās datubāzes, tiek izmantots mazāks mainīgo skaits, un abos gadījumos rezultāti ir sliktāki nekā rezultāti, kas iegūti, izmantojot pilnās datubāzes.

2.5. Nodaļas galvenie secinājumi

Lietojot faktoru modeļus, izmanto divas novērtēšanas metodes, proti, galveno komponentu metodi un faktoranalīzes metodi. Lai gan arī šīs metodes ir līdzīgas, tomēr tām ir būtiskas atšķirības faktoru novērtēšanā. Faktoranalīze ir parametriska datu struktūras reducēšanas metode, kurai parametru aprēķināšanai izmanto skaitliski intensīvo maksimālās ticamības metodi. Savukārt galveno komponentu metode ir neparametriska metode un to risināšanai izmanto datu matricas spektrālo dekompozīciju, kura ir mazāk intensīva un ir ērti lietojama metode. Datu izvēles problēmas analīzes rezultāti norāda, ka pēdējo IKP relīžu dati var likt pārvērtēt prognožu precizitāti, salīdzinot ar reālā laika IKP datiem. Tāpēc pareizāku rezultātu iegūšanai jāizmanto reālā laika dati. Faktoru modeļu novērtēšanas nenoteiktība ir saistīta ar faktoru skaita noteikšanu. Pētnieks apriori nezina faktoru skaitu un to noteikšanai var izmantot virkni kritēriju. Rezultāti norāda, ka apjomīgai datubāzei faktoru skaits varētu būt no 2 līdz 5, kas atkarīgs no izvēlēta informācijas kritērija, mainīgo skaita, modeļa struktūras un prognozēšanas horizonta. Otrā faktoru modeļu novērtēšanas nenoteiktība ir saistīta ar mainīgo izvēli. Šajā nodaļā tiek analizēta hierarhiski strukturēto mainīgo iekļaušana datubāzē un to ietekme uz ekonomiskās aktivitātes prognožu precizitāti. Tādējādi tiek pārbaudīts hierarhiski strukturēto mainīgo informatīvā satura ieguldījums prognozēšanā. Rezultāti liecina, ka Latvijā hierarhiski strukturētie rādītāji ietver informatīvo saturu, kurš varētu uzlabot ekonomiskās aktivitātes prognozēšanas precizitāti, it īpaši ekonomiskās krīzes laikā.

3. FAKTORU MODEĻU EKONOMETRISKAIS NOVĒRTĒJUMS LATVIJAS EKONOMISKĀS AKTIVITĀTES ĪSTERMIŅA PROGNOZĒŠANĀ

Šajā darba nodaļā tiek ekonometriski novērtēti faktoru modeļi un analizēta to ietekme uz ekonomiskās aktivitātes prognozētspēju. Faktoru modeļi tiek analizēti no dažiem to lietošanas aspektiem. Šīs nodaļas 1. apakšnodaļā faktoru modeļu prognozētspēja tiek pētīta salīdzinājumā ar citiem ekonometriskajiem modeļiem un tiek analizētas faktoru modeļu priekšrocības. Lai salīdzinātu faktoru modeļu prognozētspēju ar citiem ekonometriskajiem modeļiem, tiek apskatīti plašāk lietotie ekonometriskie modeļi, noteikta to identifikācija un prognozēšanas veids. Nodaļas 3. apakšnodaļā tiek pētīts faktoru modeļu lietojums IKP prognozēšanai, izmantojot agregēto un dezagregēto pieeju. Nodaļas 4. apakšnodaļā ekonomiskā aktivitāte tiek novērtēta ar faktoru paplašināto vektoru autoregresijas (FAVAR) modeli. FAVAR modeļa lietojums tiek skatīts nosacīto prognožu kontekstā. Nosacītās prognozes ir aplūkotas no monetārās politikas viedokļa, nosakot monetāro instrumentu ietekmi uz ekonomiskās aktivitātes uzvedību.

3.1. Faktoru modeļu prognožu precizitātes novērtējums salīdzinājumā ar konvencionālo prognozēšanas modeļu precizitāti

Šajā apakšnodaļā vērtēti ekonomiskās aktivitātes ekonometriskie modeļi un salīdzināta ekonometrisko modeļu prognozētspēja. Salīdzinājumam izmantoti vispārpieņemtie īstermiņa prognozēšanas ekonometriskie modeļi, kuri tiek plaši lietoti zinātniskajā literatūrā. Modeļu salīdzinājumā ir iekļauti šādi modeļi: *Random Walk* (RW), autoregresijas modelis (AR), tilta modelis (BM), vektoru autoregresijas modelis (VAR) un Baiesa vektoru autoregresijas modelis (BVAR). Lai ekonometrisko modeļu salīdzinājums būtu konsistents, jādefinē ekonometrisko modeļu lietošanas un prognozēšanas veids, tāpēc vispirms tiek doti modeļu apraksti un paskaidrota modeļu identifikācija, tad tiek sniegts ekonometrisko modeļu prognožu novērtējums un izdarīti secinājumi par modeļu prognozētspēju.

Random Walk (RW) modelis

Visvienkāršākais viendimensijas modelis ir *Random Walk* (RW) modelis, kuru lietojot, pieņem, ka pētāmais mainīgais nemainās. RW modeļa forma ir šāda:

$$y_t = y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3.1.1)$$

kur y_t ir reālā IKP gada pieauguma temps.

RW modeļa prognoze nākamajiem h periodiem ir novērtēta šādi:

$$\hat{y}_{t+h|t} = y_t \quad (3.1.2)$$

kur $\hat{y}_{t+h|t}$ ir prognozes h nākamajiem periodiem, ņemot vērā visu informāciju līdz periodam t . RW modelis bieži tiek saukts par etalonmodeli jeb vienkāršo modeli, t.i., modeli, pret kuru tiek attiecināta citu modeļu veikspēja. Šajā darba apakšnodaļā RW modelis tiek izmantots kā etalonmodelis relatīvai prognozētspējas salīdzināšanai.

Autoregresijas modelis

Autoregresijas modelis (AR) ir viens no vienkāršākajiem viendimensijas modeļiem. Tas neprasa dziļu ekonomisko saikņu pārzināšanu un izskaidro aktuālos novērojumus ar pagātnes novērojumiem. Tomēr tikai pagātnes novērojumu izmantošana ir AR modeļa trūkums, jo šajā gadījumā netiek ņemta vērā papildu informācija par tautsaimniecības attīstības aktuālajām tendencēm un strukturālajām pārmaiņām. AR modeļa vienādojums ir šāds:

$$y_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (3.1.3)$$

kur y_t ir reālā IKP ceturkšņa pieauguma temps, ϕ_i ir vienādojuma koeficienti, $t = 1, \dots, T$, $i = 1, \dots, p$; un p ir AR procesa kārtā, $\varepsilon_t \sim i.i.d. N(0, \sigma^2)$ un c ir konstante.

AR modeļa ietvaros IKP prognoze tiek novērtēta rekursīvi, atkārtojot vienādojumu (3.1.3) nākamajiem h periodiem:

$$\hat{y}_{t+h|t} = c + \sum_{i=1}^p \hat{\phi}_i y_{t-i+h} \quad (3.1.4)$$

kur $\hat{y}_{t+h|t}$ ir IKP prognoze nākamajiem h periodiem, ņemot vērā informāciju līdz laika periodam t , bet $\hat{\phi}$ ir novērtētie koeficienti.

Zinātniskā literatūrā par vienkāršo jeb naivo modeli līdztekus RW modelim bieži vien izmanto arī autoregresijas modeli, pateicoties modeļa vieglajai novērtēšanai. Lagu skaits AR modelī tiek noteikts ar SIC kritēriju, ierobežojot maksimālo lagu skaitu ar $p^{max} \leq 4$.

Tilta modelis

Lai novērtētu IKP attīstības tendences, prognozēšanas speciālisti un ekonomikas analītiķi pievērš lielu uzmanību ekonomikas konjunktūras rādītājiem, kuri ir pieejami daudz ātrāk nekā oficiālais IKP novērtējums. Tie parasti ir apstrādes rūpniecības apjoma indeksi, mazumtirdzniecības apgrozījuma rādītāji, uzņēmumu un patērētāju apsekojumu rezultāti un finanšu rādītāji, kuri ir publicēti īsi pēc pārskata perioda beigām un pieejami mēnešu griezumā. Daudzi finanšu rādītāji ir pieejami ievērojami biežāk, tātad operatīvos rādītājus ir iespējams agregēt, ekstrapolēt un lietot IKP ceturkšņu pieauguma prognozēšanā, izmantojot tilta vienādojumu (3.1.5):

$$y_t = \sum_{i=1}^p \varphi_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^k \sum_{m=0}^s \delta_{j,m} x_{j,t-m} + \varepsilon_t \quad (3.1.5)$$

kur y_t ir reālā IKP ceturkšņa pieauguma temps, p ir y_t lagu skaits, x_j ir operatīvo mēneša rādītāju ceturkšņa pieauguma tempi, k ir mēneša rādītāju skaits, kur $j = 1, \dots, k$; s ir mēneša rādītāju lagu skaits, kur $m = 0, \dots, s$; φ_i un $\delta_{j,m}$ ir vienādojuma koeficienti, $\varepsilon_t \sim i. i. d. N(0, \sigma^2)$.

Tilta modeli attīstīto valstu ekonomiskās aktivitātes prognozēšanā veiksmīgi izmanto šādi autori: *Ingenito* un *Trehan* (1996), *Runstler* un *Sedillot* (2003), *Baffigi et al.* (2004) un *Diron* (2008). Latvijas ekonomikai tilta vienādojumi ir izstrādāti Beņkovska (2008) darbā. Beņkovska (2008) pētījuma rezultāti apstiprina tilta vienādojumu efektivitāti, īpaši vienādojumos, kuros iekļauts naudas agregāts M3. *Runstler* un *Sedillot* (2003) secina, ka tilta vienādojumi, salīdzinot ar parastu ARIMA modeļu prognozēm, būtiski uzlabo prognožu kvalitāti. *Baffigi et al.* (2004) atzīmē, ka tilta modeļu rezultāti vienmēr ir labāki par viendimensijas modeļu rezultātiem, ja par prognozēšanas periodu pieejami vairāki indikatori. *Diron* (2008) izmanto tilta modeļus un novērtē pseido reālā laika modeļu pamatotību pretstatā reālā laika modeļiem, kā arī novērtē četru iespējamo modelēšanas kļūdu (modeļa specifikāciju, mēneša rādītāju maldīgu ekstrapolāciju, mēneša rādītāju revīzijas un IKP revīzijas) relatīvo svarīgumu prognozēšanā.

Tilta modeļa prognoze tiek veikta, novērtējot (3.1.6) vienādojumu nākamajiem h periodiem:

$$\hat{y}_{t+h|t} = \sum_{i=1}^p \hat{\varphi}_i y_{t-i+h} + \sum_{j=1}^k \sum_{m=0}^s \hat{\delta}_{j,m} x_{j,t-m+h} \quad (3.1.6)$$

kur $\hat{y}_{t+h|t}$ ir IKP prognoze nākamajiem h periodiem, $\hat{\varphi}_i$ un $\hat{\delta}_{j,m}$ ir novērtētie koeficienti.

Tilta modeļa īpašības ierobežo liela izskaidrojošo mainīgo skaita iekļaušanu vienādojumā. Latvijas gadījumā mainīgo skaits tilta vienādojumā parasti nav lielāks par sešiem mainīgajiem, jo relatīvi īsas laika rindas un nepieciešamais brīvības pakāpju skaits ierobežo iekļauto mainīgo skaitu, tāpēc, lai izveidotu kvalitatīvas prognozes ar tilta modeli, jāizmanto vissvarīgākā un visjaunākā informācija. Tilta modelim tiek identificēti seši mainīgie, kuri visprecīzāk raksturo ekonomiku, turklāt informācija par tiem ir pieejama pietiekami savlaicīgi, lai to izmantotu prognozēšanā. Tie ir rūpniecības produkcijas izlaides apjoms, reālais mazumtirdzniecības apgrozījums, naudas piedāvājums M3, nominālais eksports un imports, uzņēmumu un patērētāju aptauju ekonomikas sentimenta indekss. Līdztekus izvēlētajiem mainīgajiem, lai saglabātu vienādojuma dinamiku, tajā ir iekļauts y_t viens lags.

Vektoru autoregresijas modelis

Pateicoties *Sims* (1980, 1986, 1992) ieguldījumam ekonometrijas zinātnē, vektoru autoregresijas modeļi (VAR) kļuvuši ļoti populāri, tos bieži izmanto ekonomisko sistēmu dinamikas analīzē un prognozēšanā. Pieņemsim, ka y_t ir $n \times 1$ mainīgo vektors laikā t . Tad y_t dinamika varētu tikt aprakstīta kā p -tās kārtas Gausa vektoru autoregresijas modelis, kura reducētā forma ir šāda:

$$y_t = c + \Phi_1 y_{t-1} + \Phi_2 y_{t-2} + \dots + \Phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (3.1.7)$$

$$E(\varepsilon_t \varepsilon_s') = \Omega, \text{ ja } t = s$$

$$E(\varepsilon_t \varepsilon_s') = 0, \text{ ja } t \neq s$$

$$E(\varepsilon_t) = 0$$

kur y_t ir mainīgo vektors, Φ_i ir koeficientu matricas, $i = 1, \dots, p$.

Mūsdienās nelieli VAR modeļi ļoti bieži tiek lietoti monetārās politikas analīzē un prognozēšanā. *Jacobson et al.* (2001) VAR modeli ar ilgtermiņa ierobežojumiem izmanto inflācijas prognozēšanai. *Favero un Marcellino* (2005) izmanto VAR modeli fiskālo mainīgo prognozēšanai lielākajām eiro zonas valstīm. *Stock un Watson* (2001) lieto VAR modeli klasiskā gadījumā – trīs mainīgo – inflācijas, bezdarba un procentu likmes – analīzē ASV ekonomikā. *Kapetanios et al.* (2008) savā darbā, izmantojot VAR modeli, izstrādā inflācijas rādītājus un prognozē IKP. *Runstler et al.* (2009) veic ietilpīgu īstermiņa prognozēšanas uzdevumu un novērtē dažāda veida īstermiņa prognozēšanas modeļus, to skaitā VAR modeļus deviņām Eiropas Savienības valstīm un eiro zonai. VAR modeļus izmanto arī monetārās

politikas analīzei, šoku identificēšanai un ekonomiskās aktivitātes tās novērtēšanai, piemēram, *Leeper et al.* (1996) un *Christiano et al.* (1999) darbos.

VAR modeļa struktūra ļauj to viegli izmantot prognozēšanā:

$$\hat{y}_{t+h|t} = \hat{c} + \hat{\Phi}_1 y_{t-1+h} + \hat{\Phi}_2 y_{t-2+h} + \dots + \hat{\Phi}_p y_{t-p+h} \quad (3.1.8)$$

kur $\hat{y}_{t+h|t}$ ir mainīgo vektora $n \times 1$ prognozētās vērtības nākamajiem h periodiem, $\hat{\Phi}_i$, $i = 1, \dots, p$ ir novērtētās koeficientu matricas, p ir lagu skaits.

Lai izvēlētos VAR modeļa specifiku, tiek izmantotas ekonomiskā literatūrā bieži minētās un lietotās specififikācijas. Reprezentatīviem nolūkiem darbā izmantots tā saucamais monetārais VAR modelis. Mainīgie, kas tiek iekļauti monetārajā VAR modelī, ir IKP, patēriņa cenu indekss, procentu likme un plašā nauda M3. Ņemot vērā Latvijas monetāro un finanšu tirgus specifiku, par procentu likmi izmantosim Euribor trīs mēnešu procentu likmi. Zinātniskajā literatūrā sniegtās rekomendācijas, kā izvēlēties VAR modeļa lagus, parasti iesaka izmantot tādus formālos kritērijus kā *Akaike* informācijas kritērijs (AIC) vai *Schwarz* informācijas kritērijs (SIC). Praktiski, vērtējot VAR modeļus, arī rekomendē izmantot četrus lagus ceturkšņa datiem un 12 lagus mēneša datiem, lai ņemtu vērā pilna gada dinamiku. Lagu skaita noteikšanai tiek izmantots SIC kritērijs un ar to tiek automātiski noteikts lagu skaits katrā ārpus izlases prognozēšanas iterācijā.

Baiesa vektoru autoregresijas modeļi

Apskatot makroekonomisko rādītāju prognozēšanas modeli, jāmin Baiesa vektoru autoregresijas modelis (BVAR). BVAR modeļi ir zināmi kā modeļi, kurus izmantojot, iespējams radīt labāku prognozētspēju, nekā izmantojot parastos VAR modeļus. Baiesa metodes sniegtais ieguvums VAR analīzē ir iespēja novērst modeļa pārparametrizācijas problēmu un iekļaut modelī savu eksperta vērtējumu. Lietotājam ir iespējams iekļaut modelī koeficientu un tā dispersiju priorās vērtības jeb papildu informāciju, un netiešā veidā ierobežot koeficientus, t.s. tālāko mainīgo lagu dilstošo ietekmi, savu mainīgo lagu lielāko ietekmi un noteiktu koeficientu pielīdzināšanu nullei (*Leeper et al.*, 1996; *Sims* un *Zha*, 1998; *Robertson* un *Tallman*, 1999). Citiem vārdiem, Baiesa novērtēšanas metode ļauj BVAR modelī iekļaut vairāk mainīgos nekā VAR modelī un konsistenti novērtēt modeļa parametrus. Šī īpašība ir īpaši vērtīga Latvijas gadījumā, kad pētniekam ir pieejamas relatīvi īsas makroekonomisko rādītāju laika rindas. Lai arī BVAR modeļa izmantošana modelēšanā un prognozēšanā ir daudzsoļīga, tomēr ir ļoti svarīga modeļa lietotāja informētība par papildu

informācijas iekļaušanu modelī. Citiem vārdiem, lietotājs nosaka priorās vērtības koeficientiem un to savstarpējai sakarībai modelī.

Līdzīgi kā VAR modelis, BVAR modelis ir definēts šādi:

$$y_t = c + B_1 y_{t-1} + B_2 y_{t-2} + \dots + B_p y_{t-p} + v_t \quad (3.1.9)$$

$$E(v'_t v_s) = \Sigma, t = s$$

$$E(v'_t v_s) = 0, t \neq s$$

$$E(v_t) = 0$$

kur y_t ir $n \times 1$ mainīgo vektors laikā t , $\{c, B_1, \dots, B_p, \Sigma\}$ ir modeļa koeficienti. Pieņemsim, ka koeficienti ir $\theta = \{c, B_1, \dots, B_p\}$, tad priorā (*prior*) informācija ir dota ar $p(\theta) \sim N(\theta_0, H)$, kur θ_0 ir priora vidējā vērtība un H ir priora dispersija.

Doan et al. (1984) un *Litterman* (1986) darbi deva nozīmīgu impulsu BVAR modeļa izstrādē un lietošanā makroekonomiskajā prognozēšanā. Jaunākā literatūrā, piemēram, *Banbura et al.* (2010), *Bloor* un *Matheson* (2011), *Koop* (2010) darbos paustās atziņas parāda, ka, pateicoties Baiesa novērtēšanas metodei, BVAR modeli varētu lietot arī lielākam mainīgo skaitam nekā VAR modeļus. *Banbura et al.* (2010) piedāvā speciālo priorās ietekmes mazināšanas metodi, kura ir atkarīga no mainīgo skaita modelī, un lieto BVAR modeļiem ar 7, 20 un 131 mainīgajiem. *Koop* (2010) konstruē BVAR modeli ar 168 mainīgajiem un izmanto prognozēšanā, kā arī piedāvā SSVS (*Stochastic Search Variable Selection*) priora izvēles metodi. Viņš secina, ka, izmantojot BVAR modeli, varētu prognozēt labāk, nekā izmantojot uz faktoriem balstītos modeļus. Kaut arī *Koop* atzīmē, ka nav nevienas priora izvēles shēmas, kura konsekventi uzrādītu vislabāko prognozēšanas spēju.

Analoģiski VAR modelim, prognozes, izmantojot BVAR modeli, tiek iegūtas šādi:

$$\hat{y}_{t+h|t} = \hat{c} + \hat{B}_1 y_{t-1+h} + \hat{B}_2 y_{t-2+h} + \dots + \hat{B}_p y_{t-p+h} \quad (3.1.10)$$

kur $\hat{y}_{t+h|t}$ ir mainīgo vektora $n \times 1$ prognozētās vērtības nākamajiem h periodiem, $\hat{B}_i$ ir novērtētās koeficientu matricas, p ir lagu skaits.

Prioro vērtību noteikšanai tiek izmantotas *Litterman* priorās vērtības (*Litterman*, 1986), kuras iekļauj pieņēmumu, ka katrs y_t elements jeb mainīgais seko $AR(1)$ procesam, bet priora variācija ir diagonāla un to kontrolē ar hiperparametriem: λ_1 kontrolē priora variāciju uz mainīgā lagiem; λ_2 kontrolē priora variāciju uz pārējo mainīgo lagiem; λ_3 kontrolē priora

variāciju uz mainīgo lagiem ar kārtu, kas lielāka par vienu. Lai identificētu BVAR modeli, modelis tiek novērtēts ar četriem lagiem. Prioru vērtību noteikšanai tiek izmantotas zinātniskā literatūrā bieži lietojamās priora vērtības, proti, $\lambda_1 = 0.2$, $\lambda_2 = 0.5$, $\lambda_3 = 1$ (skat. *Canova*, 2007; *Litterman*, 1986; *Kapetanios et. al.*, 2008).

Faktoru modelis

Salīdzinot ekonometriskos modeļus, tiek izmantots otrās paaudzes aproksimētais dinamiskais faktoru modelis (*Stock un Watson*, 2002a). Faktoru struktūra atbilst šādai formai:

$$X_t = \Lambda F_t + u_t \quad (3.1.11)$$

kur $X_t = (X_{1t}, \dots, X_{Nt})'$ ir $N \times 1$ mainīgo vektors laika momentā $t = 1, \dots, T$, F_t ir $r \times 1$ faktoru vektors ($r \ll N$), Λ ir $N \times r$ faktoru slodžu matrica, u_t ir $n \times 1$ idiosinkrātisko kļūdu vektors. Faktoru novērtējumi ekonomiskās aktivitātes y_t prognožu iegūšanā tiek izmantoti šādi:

$$\hat{y}_{t+h|t} = \hat{\alpha} + \hat{\beta}' F_t + \sum_{j=1}^p \hat{\gamma}_j y_{t-j+h} \quad (3.1.12)$$

kur $\hat{y}_{t+h|t}$ ir ceturkšņa IKP pieauguma temps; $\hat{\alpha}$, $\hat{\beta}$ un $\hat{\gamma}$ ir novērtētie koeficienti.

Empīriskajā eksperimentā, novērtējot faktoru modeli, tiek izmantots viens atkarīgā mainīgā lags, t.i., $p = 1$, lai saglabātu mērenu y_t dinamiku, bet faktoru skaits tiek novērtēts ar *Bai-Ng* kritēriju (*Bai un Ng*, 2002), turklāt faktoru skaits tiek pārvērtēts katrā ārpus izlases perioda iterācijā.

Prognožu novērtēšanas aspekti

Zaudējuma funkciju novērtēšanai un modeļa prognožu precizitātes noteikšanai aprēķina prognožu kļūdas, kuras iegūst kā prognozējamā rādītāja faktisko un prognozējamo novērojumu starpību. Faktiskos un prognozējamos novērojumus varētu izteikt dažādās mērvienībās. Piemēram, *Runstler et al.* (2009) izmanto reālā IKP ceturkšņa pieauguma tempus laika rindu modelēšanā un prognozēšanā, kā arī to pašu rādītāju zaudējuma funkciju novērtēšanā. *Kapetanios et al.* (2008) izmanto reālā ceturkšņa IKP gada pieauguma tempus laika rindu modelēšanā un prognozēšanā. Turpretī *Silvestovs un Kholodilin* (2009) definē h -tā perioda prognozi kā reālā logaritmētā IKP difference h periodus, t.i., $h = 1$ nozīmē IKP ceturkšņa pieauguma tempus, bet $h = 2$ nozīmē IKP pusgada pieauguma tempus. Turklāt ceturkšņa un pusgada pieaugums ir pārrēķināts gada pieauguma izteiksmē (*annualised*).

Eiropas valstu zinātnieku pētījumos (piemēram, Vācijas, Francijas, Lielbritānijas), kā arī pētījumos par eiro zonu ir pieņemts izmantot IKP ceturkšņa pieauguma tempus prognožu

salīdzināšanai. Iespējams, to izskaidro ceturkšņa pieauguma tempu relatīvi nedaudzās revīzijas starp IKP publikācijām. Relatīvi lēni tautsaimniecības pieauguma tempi un vājāk izteikta sezonālo koeficientu ietekme nekā attīstības valstīs būtiski nemaina vēsturiskos IKP ceturkšņa pieauguma tempus un datu revīziju ietekme ir niecīga. Toties Latvijā katrā relīzē IKP ceturkšņa pieauguma tempu revīzijas ir ārkārtīgi lielas, salīdzinot, piemēram, ar eiro zonas IKP ceturkšņa pieauguma tempu revīzijām. Tādējādi zaudējuma funkciju rādītāji, kas balstās uz ceturkšņa pieauguma tempiem, nav informatīvi, jo satur lielu ne tikai prognozēšanas, bet arī datu revīzijas kļūdu. Latvijas ceturkšņa IKP gadu pieauguma tempu laika rinda ir izteikti nestacionāra. Gada IKP pieauguma tempi ietver daudz informācijas par iepriekšējo gadu, turklāt bāzes gada efekts nozīmīgi ietekmē gada pieauguma tempus, tādējādi prognozētās kļūdas varētu savā starpā korelēt. Tāpēc nevar izmantot iepriekšminētās metodes prognožu novērtēšanā. Lai novērtētu modeļu prognozētspēju, ņemot vērā Latvijas datu īpatnības, tiek piedāvāta jauna metode. Pirmkārt, modeļi tiek novērtēti, un tiek prognozēti IKP ceturkšņa pieauguma tempi. Tad, izmantojot datus par ceturkšņa IKP pieauguma tempiem, tiek aprēķināts IKP līmenis. Tad tiek aprēķināti ceturkšņa IKP gada pieauguma tempi. Ceturkšņa IKP gada pieauguma tempu prognozes tiek salīdzinātas ar ceturkšņa IKP faktiskajiem gada pieauguma tempiem atbilstoši RMSFE zaudējuma funkcijai. Jāatzīmē, ka prognožu novērtēšanā tiek izmantoti faktiskie reālā laika IKP ceturkšņa dati (motivācija reālā laika IKP datu izmantošanai aprakstīta darba 2. nodaļā).

Ekonometrisko modeļu prognožu novērtējums

Šajā darba apakšnodaļā tiek veikta ārpus izlases prognozēšanas procedūra un prognozes novērtētas no 2004. gada 1. ceturkšņa līdz 2012. gada 4. ceturksnim. Tādējādi tiek kontrolēts ārpus izlases prognožu periodu skaits apmēram 1/2 no pieejamās datu izlases (datu pirmais novērojums ir 1995. gada 1.cet.). Prognozēšanas laikā ārpus izlases prognožu skaits visiem modeļiem ir vienāds. Modeļi tiek novērtēti rekursīvi (*e.g. West, 2006*), un prognozes tiek aprēķinātas nākamajam un diviem nākamajiem ceturkšņiem. Šāda horizonta izvēle, pēc autora domām, atbilst īstermiņa prognozēšanas konceptam. Turpmāk, lai atšķirtu gada ceturkšņa kārtas numuru (piem., 2012. g. 1.cet.) un prognozētā ceturkšņa kārtas numuru (prognoze nākamajam ceturksnim), prognozētais ceturksnis ir definēts kā prognozēšanas **periods**, t.i., prognozes vienam un diviem nākamajiem ceturkšņiem ir nosauktas attiecīgi par prognozēm vienam un diviem nākamajiem periodiem.

Modeļu izmantošanas rezultāti ir atspoguļoti 3.1.1. tabulā. Prognožu kļūdas tiek iegūtas gan vairākiem modeļiem, tostarp faktoru modelim, gan prognozēm vienam un diviem nākamajiem periodiem. Rezultāti 3.1.1. tabulā ir doti relatīvās mērvienībās salīdzinājumā ar

vienkāršu modeli. Tas nozīmē, ka vispirms aprēķināti modeļu RMSFE rādītāji un pēc tam, lai iegūtu relatīvos un salīdzināmos rezultātus, tie attiecināti pret RW modeļa RMSFE rādītāju. Tāpēc RW modeļa izmantošanas rezultāti ir vienādi ar vienu. Relatīvie rādītāji dod iespēju salīdzināt modeļu prognozētspēju pārskatāmā veidā. Ja 3.1.1. tabulā vērtības ir lielākas par vienu, tas nozīmē, ka modeļa prognozētspēja ir sliktākā nekā vienkāršam RW modelim. Un otrādi, ja vērtība ir mazāka par vienu, tad attiecīgais modelis ir precīzāks nekā RW modelis, jo prognozēšanas kļūda ir mazāka.

3.1.1. tabula

Modeļu relatīvā RMSFE prognožu kļūdu rezultāti

Modelis	Nākamais periods			Divi nākamie periodi		
	1. mēn.	2. mēn.	3. mēn.	1. mēn.	2. mēn.	3. mēn.
RW	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
AR	0.97	0.97	0.97	1.01	1.07	1.07
BM	0.79	0.76	0.79	0.81	0.83	0.87
FM	0.75	0.73	0.73	0.75	0.76	0.76
VAR	0.95	0.93	0.93	0.97	1.00	1.00
BVAR	0.93	0.93	0.93	0.98	1.03	1.04

Modeļu rangs atbilstoši relatīvā RMSFE rādītājam

Modelis	Nākamais periods			Divi nākamie periodi		
	1. mēn.	2. mēn.	3. mēn.	1. mēn.	2. mēn.	3. mēn.
RW	6	6	6	5	3	3
AR	5	5	5	6	6	6
BM	2	2	2	2	2	2
FM	1	1	1	1	1	1
VAR	4	3	3	3	4	4
BVAR	3	3	3	4	5	5

Modeļu saīsinājumi ir *Random Walk* (RW), autoregresijas modelis (AR), tilta modelis (BM); faktoru modelis (FM); vektoru autoregresijas modelis (VAR); Baiesa autoregresijas modelis (BVAR). Rangs 1 apzīmē modeli ar vislielāko prognožu precizitāti.

Datu avots: autora aprēķini

Rezultāti 3.1.1. tabulā liecina, ka faktoru modelis un tilta modelis uzrāda labāko prognozētspēju dotā ārpus izlases periodā. Faktoru modeļa un tilta modeļa prognožu precizitāte RMSFE zaudējuma funkcijas izteiksmē ir lielāka. Turklāt precizitāte ir lielāka, veidojot prognozes gan vienam, gan diviem nākamajiem periodiem. Prognožu precizitātes ieguvums, salīdzinot ar vienkāršu RW modeli, abos prognozēšanas periodos ir apmēram 25%. Jāatzīmē, ka, izmantojot vairākus modeļus, to prognozēšanas iespējas ir labākas, nekā izmantojot vienkāršu modeli. Tas nozīmē, ka modeļos iekļautā informācija palīdz precīzāk

prognozēt abu periodu horizontus. Toties no analizējamajiem modeļiem faktoru modelis uzrāda vislabāko rezultātu. Analīze parāda, ka faktoru modelis, veidojot prognozi diviem nākamajiem periodiem, ir tikai nedaudz labāks par tilta modeli. Nenoliedzami, ka iespēja, izmantojot faktoru modeli, precīzāk veidot prognozi arī diviem nākamajiem periodiem izvirza to pirmajā vietā kopējā modeļu rangā.

Lai pārbaudītu modeļu prognožu noturīgumu, tiek izmantota prognožu ietveršanas (*forecast encompassing*) metode. Prognožu ietveršanas koncepcija nozīmē, ka pirmā modeļa prognoze ietver visu prognozētspējas informāciju no otrā modeļa prognozes (Nelson, 1972; Granger un Newbold, 1973). Tādējādi saka, ka pirmā modeļa prognoze ietver (*encompasses*) otro modeļa prognozi.

Prognožu ietveršanas metodi novērtē ar statistisko testu un sauc par ietveršanas testu (*encompassing test*). Ietveršanas testa būtība ir šāda – pētāmā mainīgā lieluma faktiskie novērojumi tiek regresēti divu alternatīvu modeļu prognozēm f_{m1} un f_{m2} un tiek pārbaudīta nulles hipotēze par otrā modeļa koeficientu nozīmīgumu:

$$y_t = \beta_1 f_{m1,t} + \beta_2 f_{m2,t} + u_t \quad (3.1.13)$$

kur y_t ir prognozētā mainīgā lieluma faktiskie novērojumi, f_{m1} un f_{m2} ir mainīgā pirmā un otrā modeļa prognozes, β_1 un β_2 ir prognožu svāri. Ietveršanas testa hipotēze pārbauda, vai koeficients β_2 ir vienāds ar nulli. Tad nulles hipotēze ir $H_0: \beta_2 = 0$, alternatīvā hipotēze $H_A: \beta_2 \neq 0$.

Zinātniskā literatūrā bieži apskatīta ietveršanas testa ierobežotā versija (piemēram, skat. Harvey *et al.*, 1998). Testa ierobežojums tiek uzlikts koeficientu summai, proti, koeficientu summa ir vienāda ar vienu – $\beta_1 + \beta_2 = 1$. Tad testējamais vienādojums ir šāds:

$$y_t = \lambda f_{m1,t} + (1 - \lambda) f_{m2,t} + u_t \quad (3.1.14)$$

Parametrs λ parāda svaru, kas tiek piešķirts pirmajam modelim. Ja parametrs $\lambda = 1$, tad saka, ka pirmais modelis ietver otro modeli, t.i. otrais modelis nesatur informāciju ārpus pirmā modeļa. Tāpat pretējais arguments ir spēkā, ja $\lambda = 0$.

Ietveršanas testa parametrs λ ir novērtēts attiecībā pret faktoru modeli (f_{m1} šajā gadījumā), kurš ir visprecīzākais modelis apskatīto modeļu vidū. Ietveršanas testa rezultāti ir doti 3.1.2. tabulā.

Ietveršanas testa rezultāti

Modelis	Nākamais periods			Divi nākamie periodi		
	λ	p-vērtība ($\lambda = 0$)	p- vērtība ($\lambda = 1$)	λ	p- vērtība ($\lambda = 0$)	p- vērtība ($\lambda = 1$)
RW	0.771	0.000***	0.094*	0.746	0.000***	0.052**
AR	1.139	0.000***	0.542	1.150	0.000***	0.480
BM	0.862	0.088*	0.780	1.261	0.018**	0.611
VAR	1.229	0.000***	0.377	1.176	0.000***	0.458
BVAR	0.904	0.000***	0.633	0.936	0.000***	0.729

Asterisks norāda, ka nulles hipotēze ir noraidīta pie *10%, **5%, ***1% nozīmīguma līmeņa. Modeļu saīsinājumi ir *Random Walk* (RW), autoregresijas modelis (AR), tilta modelis (BM); faktoru modelis (FM); vektoru autoregresijas modelis (VAR); Baiesa autoregresijas modelis (BVAR).

Datu avots: autora aprēķini

Ietveršanas testa rezultāti 3.1.2. tabulā liecina, ka parametrs λ vairumā gadījumu ir tuvs vienam. Faktoru modelis (FM) dominē citus prognozēšanas modeļus un satur svarīgu prognozēšanas informāciju. Nulles hipotēze, $\lambda = 0$, tiek noraidīta visos gadījumos. Rezultāti ir spēkā abos prognozēšanas periodos. Pretējā hipotēze, $\lambda = 1$, tiek noraidīta tikai RW modeļa gadījumā, norādot uz to, ka modelis nesniedz nekādu informāciju prognozēm no faktoru modeļa (FM).

3.2. Faktoru modeļu agregētā un dezagregētā pieeja IKP prognozēšanā

Šajā apakšnodaļā tiek analizēta IKP prognožu iegūšana, izmantojot dezagregēto pieeju, un tā tiek salīdzināta ar IKP prognozēšanas rezultātiem, izmantojot agregēto pieeju. Dezagregētā pieeja nozīmē, ka pētāmā laika rinda ir iegūta tās komponentu summēšanas ceļā. Dezagregētā pieeja prognožu iegūšanā tiek definēta kā pētāmās laika rindas atsevišķo komponentu modelēšana un prognozēšana. Tā rezultātā tiek iegūta pētāmās laika rindas prognoze kā prognozēto komponentu summa. Turpretī agregētā pieeja nozīmē pētāmās laika rindas modelēšanu un prognožu iegūšanu tiešā veidā, neņemot vērā komponentu dekompozīciju. Apakšnodaļā tiek apspriesta dezagregētās metodes teorētiskā puse un empīriski pārbaudīta faktoru modeļa prognozētspēja, kā arī analizēta, salīdzinot ar vienkāršiem ARIMA modeļiem.

Šajā apakšnodaļā veiktā analīze un tās rezultāti balstīti uz autora veikto pētījumu (Bessonovs, 2010). Autora rakstā iegūtie rezultāti nevar būt tiešā veidā attiecināmi un salīdzināmi ar šī darba iepriekšējo nodaļu rezultātiem dažādas metodoloģijas un datu izlases dēļ, tāpēc apakšnodaļā tiek apspriesti izmantotie dati un lietotās metodes.

Lutkepohl (1987; 2005, p.419) apgalvo, ka no teorētiskā viedokļa individuālo komponentu prognozēšana un summēšana ir efektīvāka, nekā komponentu summas prognozēšana tiešā veidā. *Hendry* un *Hubrich* (2011) uzskata, ka gadījumā, ja laika rindas datu ģenerēšanas process (DGP) ir zināms, tad dezagregētās pieejas prognozes ir vismaz tikpat precīzas kā tad, ja būtu jāprognozē tiešā veidā. Pretējā gadījumā, ja DGP nav zināms, tad DGP īpašības nosaka to, vai dezagregētās pieejas prognoze būs precīzāka nekā agregētās pieejas prognoze. *Hendry* un *Hubrich* (2011) argumentu apstiprina fakts, ka empīriskajos uzdevumos pētnieki prognozēšanā bieži vien izmanto sezonāli izlīdzinātos datus, kas palielina DGP nenoteiktības pakāpi. Laika rindas sezonālā izlīdzināšana palīdz novērst sezonālā faktora ietekmi un ļauj modelēt laika rindas pamata tendenci. Sezonālā izlīdzināšana ir savā būtībā subjektīva metode (sezonālās izlīdzināšanas parametrus, t.i., filtrus un sezonālā modeļa izvēli nosaka pētnieks vai atbilstošais statistikas birojs), palielinot tikai DGP nenoteiktību. Tādējādi atbilde uz jautājumu, vai dezagregētās pieejas prognozei ir lielāka precizitāte, ir tīri empīrisks jautājums, kurš jāizvērtē.

Lutkepohl (2005) atzīmē, ka dezagregētās pieejas prognozes ir efektīvākas par agregētās pieejas prognozēm vismaz tāpēc, ka, lietojot pirmo pieeju, pētnieks izmanto vairāk informācijas. Pieņemsim, ka z_t ir lineāri transformēts process (agregēts), bet y_t ir oriģinālais (jeb izejas) process, tad sakarību forma ir $z_t = Fy_t$. No tā izriet, ka prognozēt oriģinālo procesu y_t un transformēt oriģinālā procesa prognozes ir vispārēji efektīvāk, nekā transformēt procesa prognozes tāpēc, ka optimālo prognožu vidējā kvadrātiskā kļūda (MSE) procesam z_t ir lielākā nekā optimālo prognožu vidējā kvadrātiskā kļūda oriģinālam procesam Fy_t , t.i., $MSE(z_t) \geq MSE(Fy_t)$.

Vairāki autori savos darbos pēta dezagregētās pieejas prognozēšanai. Starp viņiem ir *Marcellino et al.* (2003), *Baffigi et al.* (2004), *Hahn* un *Skudelny* (2008), kas pēta IKP; un *Espasa et al.* (2002), *Hubrich* (2005), kas pēta inflācijas dezagregētās prognozes. *Marcellino et al.* (2003) pēta dezagregētās prognozes eiro zonas valstīm. Viņu pētījumu rezultāti liecina, ka, apvienojot eiro zonas valstu prognozes, modeļu precizitāte ir augstāka nekā agregētās eiro zonas prognozes. *Baffigi et al.* (2004) modelē eiro zonas trīs lielāko valstu (Vācijas, Francijas un Itālijas) IKP izlietojuma un ražošanas puses individuālās komponentes. Viņi izmanto tilta

vienādojumus modeļu izveidei. No IKP izlietojuma puses viņi prognozē visas individuālās komponentes un iegūst agregēto IKP, bet no ražošanas puses izmanto vienkāršāku pieeju – balstoties uz piedāvājuma puses fundamentālajiem mainīgajiem IKP prognozes iegūšanai, katrai valstij novērtē tikai vienu vienādojumu. Turklāt, lai novērtētu eiro zonas IKP, viņi izmanto prognozes trim valstīm. *Baffigi et al.* (2004) secina, ka tilta modeļu dezagregētās versijas ir pārākas par vienkāršiem modeļiem (ARIMA), īpaši no ražošanas puses. Turklāt prognozēšanas rezultāti liecina, ka ar trīs valstu prognožu agregācijas pieeju iespējams precīzāk novērtēt eiro zonas IKP, nekā ar eiro zonas IKP agregēto modelēšanas pieeju. Autori paralēli akcentē, ka modeļu prognozētspēja ir ļoti atkarīga no savlaicīgi pieejamas statistiskās informācijas. *Hahn un Skudelny* (2008) izstrādā tilta modeļus IKP ražošanas puses modelēšanai. Viņi izveido lielu daudzumu dažāda veida tilta modeļa specifiku, lai atklātu prognozēšanai labākos vienādojumus. Viņu darbības rezultāti parāda, ka pārsvarā izvēlētie tilta modeļi pārspēj vienkāršos modeļus, bet arī atzīmē mēneša rādītāju, savlaicīgas informācijas un ekstrapolācijas svarīgumu.

IKP komponentes neapšaubāmi ietver vairāk informācijas par valsts ekonomisko aktivitāti nekā agregētais IKP. Šo papildu informāciju varētu izmantot IKP analīzē un prognozēšanā. Šīs apakšnodalas pamatzdevums ir izpētīt, vai šī papildu informācija sniedz būtisku ieguldījumu dezagregētā IKP prognozētspējas uzlabošanā, modelējot un prognozējot katru komponenti atsevišķi. IKP tiek dezagregēts no izlietojuma un ražošanas pusēm, tātad divu veidu aspekti sniedz plašāku skatu uz dezagregēto IKP un salīdzināšanas iespējām. Modeļu salīdzināšana ļauj novērtēt papildu informācijas lietderīgumu prognozēšanā.

Izmantojamie dati

Šajā apakšnodalā tiek izmantoti mēneša dati par galvenajiem makroekonomiskajiem rādītājiem valstī laika periodā no 1996. gada janvāra līdz 2009. gada novembrim. Dati aptver rūpniecības produkcijas izlaidi, plašo naudu, tirdzniecības apgrozījumu, inflācijas rādītājus un bezdarba līmeni, valsts konsolidētā kopbudžeta datus, eksportu un importu, uzņēmēju un patērētāju aptaujas (skatīt 3.2.1. pielikumu). Visi mainīgie lielumi ir diferencēti vai logaritmēti un diferencēti atkarībā no datiem, padarot tos stacionārus. Mainīgajiem tiek izņemta sezonālā komponente, un tie tiek standartizēti ar vidējo vērtību nulle un standartnovirzi viens.

Agregētā un dezagregētā IKP dati ir izmantoti ceturkšņu griezumā laika periodam no 1996. gada līdz 2009. gada 3. ceturksnim. Informācija tiek apkopota par IKP komponentēm gan no izlietojuma, gan no ražošanas puses:

- izlietojuma puse: privātais patēriņš (C), valsts patēriņš (G), bruto investīcijas (ieskaitot krājumu izmaiņas) (I), eksports (X) un imports (M);
- ražošanas puse pēc NACE 1.1 klasifikācijas: lauksaimniecība (A), zvejniecība (B), ieguves rūpniecība (C), apstrādes rūpniecība (D), elektroenerģija, gāzes un ūdens apgāde (E), būvniecība (F), vairumtirdzniecība un mazumtirdzniecība (G), viesnīcas un restorāni (H), transports un sakari (I), finanšu starpniecība (J), operācijas ar nekustamo īpašumu (K), valsts pārvalde (L), izglītība (M), veselība (N), pārējie komunālie, sociālie un individuālie pakalpojumi (O).

Prognozētspējas analīzē tiek izmantotas reālā laika datubāzes, kurās iekļautas reālā IKP un tā komponentu vēsturiskās rēķines. Reālā laika IKP un tā komponentu datubāzes tiek sagatavotas, izmantojot CSP ceturkšņa biļetenu "Latvijas makroekonomiskie rādītāji" un mēneša biļetenu „Latvijas statistikas ikmēneša biļetens”. Tā ietver 24 dažādu periodu reālā IKP ceturkšņa datus, sākot ar datiem, kas bija pieejami 2004. gada janvāra sākumā (1995. gada 1. cet. – 2003. gada 3. cet.), līdz 2009. gada decembra sākumā pieejamiem datiem (1995. gada 1. cet. – 2009. gada 3. cet.).

IKP prognozēšanas metodes un modeļu izvēle

Šajā apakšnodaļā ir izmantota dinamiskā faktoru modeļa statistiskā versija (*Stock* un *Watson*, 2002a). Faktoru modelis ir dots vienādojumos (3.3.1) un (3.3.2):

$$X_t = \Lambda F_t + u_t \quad (3.3.1)$$

$$\hat{y}_{t+h|t} = \hat{\alpha} + \hat{\beta}'_h F_t + \sum_{j=1}^p \hat{\gamma}_j y_{t-j+h} \quad (3.3.2)$$

kur $X_t = (X_{1t}, \dots, X_{Nt})'$ ir $N \times 1$ mainīgo vektors laika momentā $t = 1, \dots, T$, F_t ir $r \times 1$ faktoru vektors ($r \ll N$), Λ ir $N \times r$ faktoru slodžu matrica, u_t ir $n \times 1$ idiosinkrātisko kļūdu vektors, $\hat{y}_{t+h|t}$ ir modelētās laika rindas ceturkšņa pieauguma temps; $\hat{\alpha}$, $\hat{\beta}$ un $\hat{\gamma}$ ir novērtētie koeficienti.

Prognozes agregētam IKP un IKP komponentēm tiek iegūtas ar tiešās prognozēšanas metodi (skatīt 2.2. nodaļu), t.i., pieņem, ka pastāv sakarība starp y_{t+h} un F_t mainīgajiem prognozēšanas horizontam h . IKP modelēšanai no izlietojuma puses tiek izmantotas sešas komponentes – privātais patēriņš, valsts patēriņš, bruto investīcijas (ieskaitot krājumu izmaiņas), eksports un imports. Savukārt IKP modelēšanai no ražošanas puses tiek izmantots

mazāks komponentu skaits, apvienojot līdzīgas nozares pēc funkciju vai darbības veida. Apvienošanas rezultātā tiek izveidotas astoņas komponentes:

- primārais sektors: lauksaimniecība un zvejniecība (A+B);
- kopējā rūpniecība: ieguves rūpniecība; apstrādes rūpniecība; elektroenerģija, gāzes un ūdens apgāde (C+D+E);
- būvniecība (F);
- vairumtirdzniecība un mazumtirdzniecība (G);
- transports un sakari (I);
- sabiedriskie pakalpojumi: valsts pārvalde, izglītība, veselība (L+M+N);
- pārējie komercpakalpojumi: viesnīcas un restorāni, finanšu starpniecība, operācijas ar nekustamo īpašumu, pārējie komunālie, sociālie un individuālie pakalpojumi (H+J+K+O);
- tīrie nodokļi: produktu nodokļi mīnus produktu subsīdijas (T-S).

Modelēšanai izmantotie dati ir sezonāli izlīdzināti ar X-12-ARIMA¹ metodi. Turklāt IKP un to komponentu datiem tiek izmantota X-12-ARIMA metode ar specifiskiem parametriem, kurus izmanto CSP.² Parametri raksturo sezonālos un trenda filtrus, datu transformāciju, ARIMA modeļa specifiskāciju un Lieldienu efekta korekciju. Sezonāli izlīdzinātās IKP komponentes no ražošanas puses astoņām jaunizveidotajām komponentēm tiek iegūtas netiešā veidā, t.i., sezonāli izlīdzinot katru izejas komponenti atsevišķi un tad summējot tās vienā.

IKP un tā komponentu faktoru modeļu prognozētspēja ir salīdzināta ar ARIMA saimes modeļiem. Katrai IKP komponentei ir identificēts ARIMA modelis. ARIMA modeļu specifiskāciju noteikšana ir balstīta uz *Schwarz* informatīvo kritēriju (SIC). Labākais ARIMA modelis ir izvēlēts, balstoties uz mazāko SIC kritērija vērtību, kurš ir aprēķināts pirms ārpus izlases perioda. Tas nozīmē, ka SIC kritērija aprēķināšanā ir izmantota visa informācija, kura neietilpst ārpus izlases laika periodā. Aprēķinot SIC kritēriju, maksimālais AR un MA locekļu skaits ir ierobežots līdz četriem lagiem. Šāds nosacījums tiek piemērots katrai IKP komponentei. Lagu struktūra parādīta 3.2.1. tabulā.

¹ Pieejams: <http://www.census.gov/srd/www/x12a/>

² Logaritmiskā datu transformācija; vidējā korekcija; Lieldienu efekta korekcija (6 dienas); ARIMA modeļa specifiskācija: (010) (011); X-11 sezonālais filtrs: 3x3 slidojošais vidējais; X-11 trenda filtrs: 5-elementu Hendersona slidojošais vidējais.

ARIMA modeļu specififikācijas IKP komponentēm no izlietojuma un ražošanas puses

Komponentes no ražošanas puses	Specifikācija ar fiksētu lagu struktūru	Specifikācija ar diferencētu lagu struktūru
Primārais sektors (A + B)	ARIMA (2,1,0)	ARIMA (3,1,3)
Kopējā rūpniecība (C + D + E)	ARIMA (2,1,0)	ARIMA (1,1,3)
Būvniecība (F)	ARIMA (2,1,0)	ARIMA (4,1,1)
Vairumtirdzniecība un mazumtirdzniecība (G)	ARIMA (2,1,0)	ARIMA (3,1,1)
Transports un sakari (I)	ARIMA (2,1,0)	ARIMA (2,1,4)
Sabiedriskie pakalpojumi (L + M + N)	ARIMA (2,1,0)	ARIMA (4,1,0)
Pārējie komercpakalpojumi (H + J + K + O)	ARIMA (2,1,0)	ARIMA (2,1,2)
Tīrie nodokļi (T - S)	ARIMA (2,1,0)	ARIMA (2,1,4)

Komponentes no izlietojuma puses	Specifikācija ar fiksētu lagu struktūru	Specifikācija ar diferencētu lagu struktūru
Privātais patēriņš (C)	ARIMA (2,1,0)	ARIMA (1,1,3)
Valsts patēriņš (G)	ARIMA (2,1,0)	ARIMA (4,1,4)
Kopējas investīcijas (I)	ARIMA (2,1,0)	ARIMA (4,1,1)
Eksports (X)	ARIMA (2,1,0)	ARIMA (3,1,1)
Imports (M)	ARIMA (2,1,0)	ARIMA (0,1,4)

Iekavās burtu apzīmējums komponentēm no ražošanas puses atbilst NACE 1.1 klasifikācijas apzīmējumam.

Avots: autora izstrādne

Atbilstoši novērtētam SIC kritērijam IKP agregētai laika rindai tiek noteikts ARIMA (2,1,0) modelis. Lai noteiktu ARIMA specififikācijas dezagregētai pieejai IKP aprēķināšanā, ir jānosaka ARIMA modeļi IKP komponentēm. ARIMA modeļu specififikāciju noteikšanai IKP komponentēm tiek izmantoti divi noteikšanas principi – specififikācija ar fiksētu lagu struktūru un specififikācija ar diferencētu lagu struktūru, turklāt reprezentatīvos nolūkos tiek parādīts arī RW modelis (*Random Walk*). Specifikācija ar fiksētu lagu struktūru nozīmē, ka prognožu aprēķināšanā katrai komponentei tiek izmantots ARIMA modelis, kurš tiek piemērots agregētam IKP. Tādējādi tiek izvirzīts pieņēmums, ka IKP komponentēm piemīt līdzīga dinamika kā agregētam IKP. Specifikācija ar diferencētu lagu struktūru nozīmē, ka katrai komponentei ir sava specifiska ARIMA modeļa lagu struktūra. Specifiskā lagu struktūra tiek

iegūta ar SIC kritēriju palīdzību laika rindai pirms ārpus izlases perioda un tiek fiksēta visos ārpus izlases periodos.

Ekonometrisko modeļu prognožu novērtējums

Prognozētspējas pārbaudei izmantota kvadrātsaknes vidējā kvadrātiskā prognozēšanas kļūdas funkcija (RMSFE). Ārpus izlases prognozēšanai izmantojam 1/3 no tobrīd pieejamās datu izlases. Tas nozīmē, ka ārpus izlases periods ir no 2004. gada 4. ceturkšņa līdz 2009. gada 3. ceturksnim. Prognozes tiek veiktas diviem nākamajiem periodiem. Vidējā kvadrātiskā prognozēšanas kļūda parāda, kāda ir modeļu kļūda, veidojot prognozes diviem nākamajiem ceturkšņiem.

2008. gada decembrī CSP mainīja IKP aprēķināšanas metodoloģiju un tagad aprēķina IKP ķēdes indeksu veidā. Par aprēķinu bāzi ķēdētiem datiem tiek lietots iepriekšējais kalendārais gads, un aprēķiniem izmantota “gada vidējā metode”, t.i., esošo ceturksni rēķina iepriekšējā gada vidējās cenās. Šāda datu aprēķināšanas metodes maiņa atstāja būtisku iespaidu uz prognozēšanas procesu. Līdz ar to turpmāk apskatīti divi ārpus izlases prognozēšanas periodi – līdz brīdim, kad tika ieviesta jauna metode, un pēc tās ieviešanas. Rezultāti rāda, ka starpība ir pietiekami būtiska, lai apskatītu abus gadījumus.

Faktoru modeļa un ARIMA modeļu agregētā un dezagregētā IKP prognozētspējas rezultāti laika periodam no 2004. gada decembra līdz 2009. gada decembrim (t.i., periods, ņemot vērā datus ar jauno IKP aprēķināšanas metodi) parādīti 3.2.2. tabulas 2.–4. kolonnā. Prognozētspējas rezultāti laika periodam no 2004. gada marta līdz 2008. gada novembrim (t.i., periods līdz brīdim, kad tiek ieviesta jauna IKP aprēķināšanas metode) doti 3.2.2. tabulas 5.–7. kolonnā. Rezultāti ir doti RMSFE funkcijas izteiksmē. 3.2.2. tabulā iekļauti rezultāti par trim vienkāršajiem modeļiem (*Random Walk*, $ARIMA^{fiks}$, $ARIMA^{dif}$) un faktoru modeli, kurā faktoru skaits ir no 1 līdz 4. Otrajā kolonnā doti agregētā IKP rezultāti, bet trešajā un ceturtajā kolonnā – dezagregētā IKP rezultāti attiecīgi no izlietojuma un ražošanas puses.

No 3.2.2. tabulā apkopotās informācijas var izdarīt četrus secinājumus. Pirmkārt, jāsecina, ka optimālais faktoru skaits faktoru modelī nepārsniedz vienu vai divus faktorus, jo lielāks faktoru skaits neuzlabo prognozēšanas precizitāti. Otrkārt, faktora modeļa prognozēšanas iespējas ir labākas nekā vienkāršajiem viendimensijas modeļiem. Faktoru modeļu prognozēšanas kļūdas ir mazākas nekā vienkāršajiem ARIMA vai *Random Walk* modeļiem. Prognožu precizitātes uzlabojums ir nozīmīgs un sasniedz 20–30% (respektīvi, vidējā kvadrātiskā kļūda ir 70–80% no vienkāršo modeļu vidējās kvadrātiskās kļūdas).

Agregētā un dezagregētā IKP prognožu precizitātes rezultāti

	Ārpus izlases periods ir no 2004. gada decembra līdz 2009. gada decembrim.			Ārpus izlases periods ir no 2004. gada marta līdz 2008. gada novembrim.		
	IKP	IKP ^{izl}	IKP ^{raž}	IKP	IKP ^{izl}	IKP ^{raž}
Nākamais periods						
RW	4.19	3.91	4.29	2.00	2.76	1.91
ARIMA ^{fiks}	3.68	4.07	4.52	1.87	2.84	1.97
ARIMA ^{dif}	-	4.19	4.47	-	3.23	1.98
Faktoru modelis						
q = 1	2.65	2.41	2.94	1.67	2.31	1.51
q = 2	2.70	2.09	2.93	1.66	2.15	1.48
q = 3	2.62	2.34	2.88	1.84	2.41	1.67
q = 4	2.61	2.39	2.83	1.88	2.78	1.71
Divi nākamie periodi						
RW	7.30	7.77	7.97	3.04	3.71	2.81
ARIMA ^{fiks}	6.48	6.69	8.12	2.85	3.57	2.89
ARIMA ^{dif}	-	7.56	8.75	-	4.98	3.12
Faktoru modelis						
q = 1	4.10	4.02	4.83	2.54	3.15	2.43
q = 2	4.03	3.81	4.65	2.47	2.93	2.25
q = 3	4.19	4.20	4.88	2.70	3.09	2.49
q = 4	4.26	4.12	4.97	2.74	3.03	2.51

Random Walk (RW) modelis; ARIMA^{fiks} nozīmē ARIMA specifikācija ar fiksētu lagu struktūru; ARIMA^{dif} nozīmē ARIMA specifikācija ar diferencētu lagu struktūru. q apzīmē faktoru skaitu modelī. IKP^{izl} nozīmē IKP no izlietojuma puses, IKP^{raž} nozīmē IKP no ražošanas puses.

Skaitļi treknrakstā nozīmē labāko rezultātu konkrētā prognozes periodā. Datu izlasei kolonnās no 5 līdz 7, tiek saglabāts ārpus izlases garums un modeļu specifikācijas, lai rezultāti būtu maksimāli metodoloģiski salīdzināmi abiem ārpus izlases periodiem.

Avots: Autora aprēķini

Treškārt, ārpus izlases vidējās kvadrātiskās prognozēšanas kļūdas rezultāti laika periodam no 2004. gada marta līdz 2008. gada novembrim, t.i., datu izlase pirms IKP aprēķināšanas pārejas uz ķēdētiem datiem, liecina, ka metodoloģijas izmaiņas atstājušas būtisku iespaidu uz prognozētspējas precizitāti. Rezultāti rāda, ka prognozēšanas kļūdas pēc metodoloģijas izmaiņām ir 1.5–2 reizes lielākas nekā pirms tam.

Ceturtkārt, lai gan 3.2.2. tabulā redzamie rezultāti rāda, ka dezagregētā IKP prognozēšanas pieeja ir labāka nekā agregētā, tomēr rezultātu starpība nav pārliecinoši liela un prognozētspējas uzlabojums ir ļoti minimāls, lai pilnībā spriestu par vienas vai otras

pieejas priekšrocībām. 3.2.2. tabulas vidējās kvadrātiskās prognozēšanas kļūdas rezultāti laika periodam no 2004. gada marta līdz 2008. novembrim (periods ar mazākām prognozēšanas kļūdu svārstībām) apstiprina apgalvojumu par iespējamo dezagregēto pieeju priekšrocību prognožu novērtēšanā, tomēr uzlabojums joprojām ir relatīvi mazs. Dezagregēto pieeju uzlabojumu prognozēšanai varētu sniegt arī katras IKP komponentes specifikācija – faktoru skaits, faktoru lagu skaits vai prognozējamo mainīgo lagu skaits. Šajā analīzē pieņemts, ka specifikācija ir identiska katrai komponentei.

3.3. Ekonomiskās aktivitātes novērtējums ar FAVAR modeli prognozēšanas nosacīto prognožu veidošanas kontekstā

Šajā apakšnodaļā tiek izstrādāts un novērtēts divu reģionu faktoru paplašinātais vektoru autoregresijas modelis (FAVAR). Ar FAVAR modeli tiek novērtētas nosacītās Latvijas ekonomiskās aktivitātes prognozes. Nosacītās prognozes ir izteiktas kā impulsu reakciju funkcijas eiro zonas monetārajam šokam. Atšķirībā no iepriekšējām promocijas darba nodaļām šajā apakšnodaļā ekonomiskās aktivitātes jēdziens ir paplašināts, ietverot tajā arī citus makroekonomiskos rādītājus, piemēram, kopējās rūpniecības apjomu, reālo mazumtirdzniecības apgrozījumu, reālo privāto patēriņu, reālo eksportu un importu. Citu ekonomisko rādītāju iekļaušana un analīze ir iespējama, pateicoties izstrādātā modeļa konstrukcijai.

Šīs apakšnodaļas pētījuma metodes, analīze, rezultāti un secinājumi ir balstīti uz Benkovskis, Bessonovs un Fadejeva (2010); Benkovskis, Bessonovs, *Feldkircher* un *Woerz* (2011), un Bessonovs (2012) pētījumiem. Lai iegūtu informāciju par Latvijas tautsaimniecību, izmantoti Benkovska, Bessonova un Fadejevas (2010) pētījuma rezultāti, tāpēc analīze ir ierobežota ar tajā laikā izmantotajiem datiem un iegūtajiem rezultātiem. Tādējādi apakšnodaļā tiek minēta izmantoto datu izlase un izvēlētais laika periods.

FAVAR modeļa raksturojums un pamatojums

Jebkuras valsts centrālā banka pievērš ļoti lielu uzmanību monetārās politikas īstenošanai. Monetārās transmisijas izpētei ir liela nozīme monetārās politikas veidošanā un valsts finanšu stabilitātes nodrošināšanā. Lielākajā pētnieciskās literatūras daļā tiek aplūkoti veidi un iespējas, lai atklātu monetārās politikas ietekmi uz tautsaimniecību. Tas ļauj monetārās politikas veidotājiem novērtēt monetārās politikas instrumenta ietekmi uz

tautsaimniecību un prognozēt makroekonomisko rādītāju uzvedību, atbildot uz jautājumu "par cik procentiem pieaug y_t , ja x_t pieaugs par n procentiem?", tātad tiek prognozēta ekonomiskās aktivitātes dinamika jeb novirzes no sagaidāmā stāvokļa gadījumā, kad x_t mainās par n procentiem. Šāda veida novērtējumus var saukt par nosacītām prognozēm (*conditional forecasts*).

Tipisks instruments, lai izpētītu un atklātu monetārās politikas ietekmi, ir vektoru autoregresijas modeļi (VAR). Impulsu reakcijas funkcijas, ko iegūst VAR modeļu ietvaros, varētu tikt interpretētas kā prognožu scenāriji jeb nosacītās prognozes. Izmantojot standarta VAR modeļus, pētnieki analizē mainīgos lielumus, kuru parasti nav vairāk par sešiem. Parasti tie ir vissvarīgākie rādītāji, kuri interesē politikas veidotājus. Rādītāji tiek rūpīgi atlasīti, jo lielāks mainīgo skaits VAR modelī samazina brīvības pakāpju skaitu un padara novērtētos koeficientus neefektīvus, bet iegūtos rezultātus – maz ticamus. Pateicoties šai VAR modeļa īpašībai, impulsu reakciju funkcijas var iegūt visiem analizētajiem mainīgajiem vienlaicīgi. Šāda VAR modeļa īpašība atļauj paplašināt ekonomiskās aktivitātes jēdzienu šajā darba apakšnodaļā, tajā ietverot arī citus mainīgos lielumus, lai aprēķinātu impulsu reakciju funkcijas.

Tomēr jāsaka, ka, ņemot vērā monetārās politikas veidošanas specifiku, dažādu valstu centrālās bankas, lai varētu pieņemt kvalitatīvus lēmumus, novēro plašu makroekonomisko rādītāju kopumu. To darbinieki pirms lēmumu pieņemšanas analizē simtiem dažādu rādītāju. Monetārās politikas lēmumi, kuri ir balstīti uz empīriskiem modeļiem ar nelielu mainīgo skaitu, varētu izrādīties neobjektīvi. *Sims* (1992) norāda uz VAR modeļu nepilnību, izmantojot nelielu mainīgo skaitu, un atzīmē, ka VAR modelim piemīt tā saucamā "cenu mīklas" parādība, t.i., stingrākas monetārās politikas rezultātā cenu līmenis sākotnēji pieaug, kas ir pretrunā ar makroekonomisko (monetāristu) teoriju, ka tam vajadzētu pazemināties.

Bernanke et al. (2005), pētot monetāros šokus, saskata divas potenciālās problēmas VAR modeļu izmantošanā. Pirmkārt, ir maz ticams, ka neliels mainīgo skaits aptver to datu informācijas telpu, kura tiek izmantota centrālo banku un privātā sektora lēmumu pieņemšanai. Otrkārt, izmantojot VAR modeli, impulsu reakciju funkcijas iegūst tikai tiem mainīgajiem, kuri ir iekļauti attiecīgajā modelī, bet vairāki makroekonomiskie rādītāji, kuri interesē politikas veidošanas procesā iesaistītās personas, paliek ārpus analīzes.

Bernanke et al. (2005) piedāvā apvienot faktoru analīzes metodes ar VAR modeli, nosaucot apvienoto modeli par faktoru paplašināto vektoru autoregresijas modeli (FAVAR). FAVAR modeļa izmantošanas ideja ir novērtēt nenovērojamo faktoru un monetārās politikas

instrumentu savstarpējo dinamiku. Nenovērojamie faktori veido simtiem makroekonomisko mainīgo lielumu kopīgo dinamiku un apkopo lielāko informācijas daļu par visu ekonomiku, kas ietverta tikai nedaudzos faktoros. Kopējā nenovērojamo faktoru un monetārās politikas instrumentu dinamika ļauj noteikt monetārās politikas ietekmi uz daudziem makroekonomiskajiem rādītājiem, t.i., tautsaimniecību kopumā. Politikas veidotājiem interesējošo makroekonomisko rādītāju impulsu reakciju funkcijas tiek konstruētas, izmantojot faktoru impulsu reakcijas funkcijas un attiecīgo faktoru slodžu koeficientus.

Pieņemsim VAR modeļa struktūru vienādojumā (3.3.1), kur vektors Z_t satur nenovērojamus faktorus, F_t un novērojamus mainīgos R_t :

$$\Phi_0 Z_t = \Phi(L) Z_{t-1} + v_t \quad (3.3.1)$$

$$Z_t = \begin{bmatrix} F_t \\ R_t \end{bmatrix}, v_t = \begin{bmatrix} v_t^F \\ v_t^R \end{bmatrix}$$

kur F_t ir nenovērojamo faktoru vektors, R_t ir novērojamo faktoru vektors, kas ietekmē ekonomiku, $\Phi(L)$ ir lagu polinoms ar kārtu p , un šoki v_t^F un v_t^R pieņemti kā *i. i. d.* process ar vidējo nulli un diagonālām kovariāciju matricām Q^F un Q^R , respektīvi, nenovērojamo faktoru struktūrai un novērojamo faktoru struktūrai. Jāatzīmē, ka novērojamo faktoru vektors var ietvert vairākus novērojamus mainīgos. Piemēram, *Bernanke et al.* (2005) izmanto vairākas modeļa specifiskācijas, kur novērojamo faktoru vektors R_t iekļauj vairāk nekā vienu mainīgo (piemēram, procentu likmi, rūpniecisko ražošanu vai inflāciju).

Nenovērojamo faktoru novērtēšanai tiek izmantota galveno komponentu metode. Saskaņā ar pieņēmumu par faktoru struktūru, laika rindas X_t sakarība ar nenovērojamiem faktoriem F_t un novērojamiem faktoriem R_t ir šāda:

$$X_t = \Lambda^F F_t + \Lambda^R R_t + e_t \quad (3.3.2)$$

kur X_t ir $N \times 1$ ekonomisko rādītāju vektors, F_t ir $K \times 1$ nenovērojamo faktoru vektors, R_t ir $M \times 1$ novērojamo faktoru vektors (piem., monetārās politikas instruments) $t = 1, \dots, T$; Λ^F un Λ^R ir faktoru slodžu matricas attiecīgi ar $N \times K$ un $N \times M$ elementiem, faktoru skaits ir daudz mazāks nekā novērojamo rādītāju skaits ($N \gg K + M$), atlikumi e_t varētu būt sērijveida un vāji korelēt savā starpā.

Divu reģionu FAVAR modelis un tā novērtēšana

Pēdējās desmitgadēs globālo kapitāla, preču un finanšu tirgu integrācija ir kļuvusi daudzārt ciešākā. Globālo un reģionālo šoku ietekme kļuvusi stiprāka, sekmējot valstu vai

reģionu šoku transmisijas ietekmes izplatīšanos pāri robežām. Lielākas valstis vai reģioni var būtiski ietekmēt tādas mazas un atvērtas ekonomikas kā, piemēram, Latvija.

Šoku izplatīšanās nav izņēmums arī monetārās politikas veidošanas institūcijās. Piemēram, eiro zonas monetārās politikas veidošanas institūcija ECB ar saviem monetārās politikas instrumentiem un lēmumiem var nozīmīgi ietekmēt Latvijas tautsaimniecību, tāpēc būtu nepieciešams analizēt lielu valstu monetāro šoku ietekmi uz Latviju, identificēt transmisijas mehānismus un to lielumu.

Latvija ir maza un atvērta tautsaimniecība. Par to liecina vairāki fakti. Latvijas finanšu tirgū klātesošas ir daudzas Eiropas Savienības starptautiskās bankas. 2009. gadā Latvijas rezidentu kredītu īpatsvars šajās bankās bija 74% no visiem kredītiem, galvenokārt eiro valūtā. Turklāt Latvijas ārējās tirdzniecības apgrozījums ar ES ir liels (73,6% no kopējā Latvijas ārējās tirdzniecības apgrozījums 2009. gadā), kas ir papildu iemesls apskatīt eiro zonas un Latvijas ekonomikas dzinējspēku kopējo dinamiku, nosakot monetāro šoku transmisijas mehānismu.

Latvijas nacionālā valūta ir fiksēta pret eiro, un Latvija piedalās valūtas kursa mehānismā (VKM II), kura mērķis turpmākajos gados ir pievienoties eiro zonai, tāpēc, novērtējot transmisijas mehānismu Latvijā, svarīgi kvantificēt reakciju funkcijas uz eiro zonas monetāro šoku.

Monetārā šoka novērtēšanai varētu izmantot FAVAR modeli. Lai novērtētu FAVAR modeli Latvijas gadījumā, izpētītu eiro zonas monetārās politikas ietekmi uz Latvijas tautsaimniecību un izveidotu nosacītās prognozes, FAVAR modelis jāmodificē un jāpaplašina. Pirmkārt, jāpieņem, ka eksistē divi reģioni, kuriem piemīt kopēja dinamika. Otrkārt, vienam no reģioniem ir jābūt mazai un atvērtai ekonomikai. Latvijas gadījumā ir attiecīgi jāpieņem, ka Latvija ir maza ekonomika, kuras ietekmes spējas uz pārējām valstīm (reģioniem) ir niecīgas.

Koncepcija izmantot FAVAR modeli divu reģionus kopējās dinamikas analīzei nav jauna. *Boivin* un *Giannoni* (2010) analizē starptautisko faktoru ietekmi uz ASV makroekonomiskajiem rādītājiem, kā arī pēta, vai pēdējās desmitgadēs straujš globalizācijas process nav vājinājis ASV monetārās politikas ietekmi uz tautsaimniecību. Šim nolūkam *Boivin* un *Giannoni* (2010) izstrādā divu reģionu FAVAR modeli, kur viens reģions apzīmē ASV, otrs pārējo pasauli. Turpretī *Mumtaz* un *Surico* (2009) izstrādā FAVAR modeli diviem

reģioniem, lai analizētu starptautisko šoku ietekmi uz Lielbritāniju (autori Lielbritāniju uzskata par mazu, atvērtu ekonomiku).

Lai gan promocijas darba autors izmanto šajā darbā līdzīgu koncepciju kā iepriekšminētos pētījumos, tomēr atšķiras gan modeļa identifikācijas metodes, gan lietošanas aspekts. *Boivin* un *Giannoni* (2010) pieņem, ka ASV ir liela ekonomika un to neietekmē pārējā pasaule. Savukārt *Mumtaz* un *Surico* (2009) izmanto gan rekursīvo, gan nerekursīvo jeb strukturālo šoka identifikācijas shēmu un identifikācijas shēmu ar šoka virziena¹ ierobežojumiem. Pēc VAR modeļa pieņēmuma ierobežojumi ir noteikti tikai pirmajā periodā (*contemporaneously*), nenosakot ierobežojumus ilgtermiņā. Promocijas darba autora pieņēmumi ir apskatīti tālāk.

Tāpat kā *Boivin* un *Giannoni* (2010), un *Mumtaz* un *Surico* (2009) pētījumos, arī autora izstrādātajā modelī tiek izmantota ideja par diviem reģioniem, viens reģions ir lielā ekonomika, bet otrs – mazā ekonomika. Ar lielo ekonomiku tiek apzīmēta eiro zona, bet Latvija tiek uzskatīta par mazu un atvērtu ekonomiku, kura cieši saistīta ar eiro zonu, bet kuras ietekmes spējas uz eiro zonu ir niecīgas.

Pieņemsim, ka abiem reģioniem ir savi kopējo faktoru vektori Z_t^c ($[K^c + M^c] \times 1$), kas aptver visu tautsaimniecību, apkopojot visu informāciju no pieejamiem novērojamiem ekonomiskajiem rādītājiem X_t^c ($N^c \times 1$), kur indekss c apzīmē reģionu, $c = \{LV, EA\}$. Jāatzīmē, ka Z_t^c un F_t^c atšķiras, lai arī abi ir nenovērojamie faktori. Tad X_t^c un Z_t^c sakarība abiem reģioniem ir šāda:

$$X_t^{EA} = \Lambda^{EA} Z_t^{EA} + e_t^{EA} \quad (3.3.3)$$

$$X_t^{LV} = \Lambda^{LV} Z_t^{LV} + e_t^{LV} \quad (3.3.4)$$

Latvijas kopējo faktoru vektoram Z_t^c ir forma $Z_t^{LV} = \{F_{1,t}^{LV}, \dots, F_{K^{LV},t}^{LV}, R_t^{LV}\}'$, bet eiro zonai ir $Z_t^{EA} = \{F_{1,t}^{EA}, \dots, F_{K^{EA},t}^{EA}, R_t^{EA}\}'$, kur R_t^c ir reģionu novērojamie faktori un $F_{i,t}^c$ ir reģionu nenovērojamie faktori. Λ^c ir faktoru slodzes, kas savieno nenovērojamos faktoros ar novērojamiem makroekonomiskajiem rādītājiem X_t^c (analoģiski, parastajā regresijā tie ir β koeficienti). Vektors e_t^c nekorelē ar kopējiem faktoriem Z_t^c , bet var seriāli (*serially*) un vāji korelē savā starpā. Kā jau iepriekš minēts, šāds pieņēmums ir spēkā $N^c \gg K^c + M^c$. Skaidrības nolūkā definēsim kopējos faktoros Z_t^c , kuriem ir visaptveroša ietekme uz

¹ Angliski tiek lietots termins "sign restrictions", kas nozīmē šoka ietekmes zīme uz mainīgo, pozitīva, negatīva vai nulle, pēc pieņēmuma ir noteikta jau iepriekš.

tautsaimniecību. Tie sastāv no nenovērojamiem faktoriem F_t^c , kuri nav sastopami oficiālajā statistikā un kuriem jābūt novērtētiem un novērojamiem faktoriem R_t^c , kuri ir publicēti oficiālajā statistikā. Piemēram, no fiskālās politikas viedokļa nodokļa likmei ir visaptveroša ietekme uz dažādiem tautsaimniecības sektoriem, bet no monetārās politikas viedokļa naudas procentu likmei ir visaptveroša ietekme uz ekonomikas nozarēm. Tāpēc var uzskatīt, ka abi rīki ir novērojamie faktori, kuri ietekmē tautsaimniecību kopumā.

Kopējo vienādojumu (3.3.3) un (3.3.4) dinamiku var atspoguļot šādā strukturālā VAR modeļa formā:

$$\Phi_0 \begin{bmatrix} Z_t^{EA} \\ Z_t^{LV} \end{bmatrix} = \Phi(L) \begin{bmatrix} Z_{t-1}^{EA} \\ Z_{t-1}^{LV} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_t^{EA} \\ v_t^{LV} \end{bmatrix} \quad (3.3.5)$$

kur v_t^c ir baltā trokšņa process ar diagonālo kovariācijas matricu Q^c .

Reizinot vienādojumu (3.3.5) ar locekli Φ_0^{-1} , iespējams vienādojumu pārrakstīt (3.3.5) reducētā VAR modeļa formā:

$$\begin{bmatrix} Z_t^{EA} \\ Z_t^{LV} \end{bmatrix} = f(L) \begin{bmatrix} Z_{t-1}^{EA} \\ Z_{t-1}^{LV} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_t^{EA} \\ u_t^{LV} \end{bmatrix} \quad (3.3.6)$$

kur reducētā VAR modeļa atlikumi u_t^{EA} un u_t^{LV} korelē savā starpā.

Lai atrisinātu FAVAR modeli (3.3.6), tiek izmantota divu soļu pieeja. Pirmkārt, ar galveno komponentu analīzi tiek aprēķināti nenovērojamie faktori un to slodzes atsevišķi Latvijai un eiro zonai. Otrkārt, vienādojumu sistēma (3.3.6) tiek novērtēta, piemērojot īpašo identifikācijas ierobežojumu $f(L)$ polinoma koeficientiem, bet ar novērtēto koeficientu palīdzību tiek iegūtas impulsu reakciju funkcijas.

Eksistē arī alternatīvas novērtēšanas iespējas vienādojumu sistēmas (3.3.6) atrisināšanai. Piemēram, *Bernanke et al.* (2005) izmanto arī Baiesa pieeju un *Gibbs* izlases veidošanas metodi (*Gibbs Sampling*), lai vienlaikus novērtētu faktoros un koeficientus. Viņi secina, ka abas metodes nodrošina līdzīgus rezultātus, tomēr rezultātu iegūšana ar Baiesa pieeju ir daudz sarežģītāka un to apgrūtina intensīvu ekonometrisku aprēķinu veikšanas nepieciešamība.

Pēc pieņēmuma maza valsts nevar ietekmēt lielas valsts ekonomiku, tāpēc tiek izvirzīts nulles ierobežojums FAVAR modeļa koeficientiem, lai izslēgtu vienas valsts ietekmi uz otru valsti. Ar nulles ierobežojumu FAVAR modelis ir izteikts šādi:

$$\begin{bmatrix} Z_t^{EA} \\ Z_t^{LV} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \varphi_{EA,EA}(L) & 0 \\ \varphi_{EA,LV}(L) & \varphi_{LV,LV}(L) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{t-1}^{EA} \\ Z_{t-1}^{LV} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_t^{EA} \\ u_t^{LV} \end{bmatrix} \quad (3.3.7)$$

kur $\varphi_{c,k}(L)$ ir lagu polinoms, kurš parāda Z_t^c locekļu lagu ietekmi uz Z_t^k locekļiem, kur $k = \{LV, EA\}$. Lagu polinomi $\varphi_{EA,EA}(L)$ un $\varphi_{EA,LV}(L)$ parāda eiro zonas kopējo faktoru ietekmi uz eiro zonas un Latvijas kopējiem faktoriem, respektīvi, laga polinoms $\varphi_{LV,EA}(L)$ pēc pieņēmuma ir vienāds ar nulli, kas nozīmē, ka Latvijas kopējie faktori neietekmē nevienu eiro zonas faktoru un to faktoru lagus.

VAR modeļa identifikācija varētu būtiski ietekmēt impulsu reakcijas funkcijas, tāpēc, lai noteiktu monetāro šoku, nepieciešams pareizs ekonomiskais pamatojums. Parastais un visvienkāršākais veids ir pieņemt rekursīvo identifikācijas shēmu ekonomiski pamatotai mainīgo lielumu secībai (piem. *Cholesky* dekompozīcija). Citas iespējamās identifikācijas shēmas varētu būt parciālā identifikācija, izmantojot bloka apakšējā trijstūra izslēgšanas metodi (*Bernanke et al.*, 2005), faktoru slodžu ierobežojumi vai zīmes identifikācijas shēmas (*Stock un Watson*, 2005; *Uhlig*, 2005). *Mumtaz un Surico* (2009) salīdzina dažādu starptautiskā šoka identifikācijas shēmu izmantošanas rezultātus Lielbritānijas mainīgajiem, balstoties uz rekursīvo un ne-rekursīvo mainīgo secību, kā arī jauktām nulles un zīmes ierobežojuma shēmām.

Šajā darbā tiek izmantota standarta *Cholesky* rekursīvā identifikācijas shēma (*Cholesky* dekompozīcija). Savukārt mainīgo secība ir noteikta šādi: $[F_t^{EA}, R_t^{EA}, F_t^{LV}, R_t^{LV}]'$. Tādējādi eiro zonas nenovērojamie faktori un procentu likme vienlaicīgi ietekmē Latvijas kopējos faktorus. Katra reģiona mainīgo lielumu secība paredz, ka pirmajā periodā nenovērojamie faktori reaģē tikai uz savā valstī izraisītajiem šokiem, bet procentu likme reaģē vienlaicīgi uz nenovērojamo faktoru un procentu likmes šokiem.

Iepriekš minētā paplašinātā FAVAR modeļa identifikācija ir pietiekama, lai novērtētu modeli un iegūtu impulsu reakciju funkcijas. Tomēr jāatzīmē, ka FAVAR modelis ir novērtēts divos soļos. Pirmajā solī ir novērtēti faktori, bet otrajā solī ir novērtēti FAVAR modeļa koeficienti. Divu soļu novērtēšanas metode liedz analītiski iegūt impulsu reakciju funkciju ticamības intervālus. Lai aprēķinātu ticamības intervālus, tiek izmantota *bootstrap*¹ metode (neparametriskā metode). Tradicionālā *bootstrap* pieeja parastajai regresijai (skat., piemēram, *Fox*, 1997) tiek izmantota, lai noteiktu ticamības intervālus novērtētiem nenovērojamiem faktoriem. Lai pārvarētu nobīdes problēmas, nosakot ticamības intervālus mazai izlasei, kas parasti parādās tradicionālās parametru novērtēšanas metodēs, FAVAR modeļa impulsa

¹ *Bootstrap* metode ir iteratīvā metode, ar kuru palīdzību tiek vērtēta parametru precizitāte, izmantojot pieejamas izlases informāciju.

reakciju funkciju ticamības intervālu iegūšanai tiek lietota *Kilian* (1998) *bootstarp-after-bootstrap* metode. *Bootstarp-after-bootstrap* metodes aprakstu skatīt 3.3.1. pielikumā.

Nenovērojamo faktoru identifikācija

Mainīgo lielumu vektors VAR modelī, kurš ir definēts vienādojumā (3.3.1), satur divus elementus, t.i., nenovērojamo faktoru vektoru F_t , un novērojamo faktoru vektoru R_t . Īstenojot monetāro politiku, par instrumentu tiek izmantota procentu likme. Procentu likme ir iekļauta FAVAR modelī kā novērojamais faktors vektorā R_t . Saskaņā ar vienādojumu (3.3.2) pieņēmums par procentu likmi kā novērojamo faktoru nosaka, ka makroekonomiskos rādītājus vienlaikus ietekmē procentu likme un nenovērojamie faktori. Tas nozīmē, ka FAVAR modeļa novērtēšanai ir nepieciešams identificēt nenovērojamus faktorus, izslēdzot procentu likmes ietekmi uz makroekonomiskajiem rādītājiem. *Bernanke et al.* (2005) un *Boivin* un *Giannoni* (2010) piedāvā divas nenovērojamo faktoru identifikācijas shēmas FAVAR modelim.

Lai neitralizētu monetārās politikas instrumenta ietekmi uz kopējiem faktoriem, *Bernanke et al.* (2005) nenovērojamo faktoru identificēšanai ievieš tā saucamos lēni kustīgos (*slow-moving*) un ātri kustīgos (*fast-moving*) mainīgos. Šajā gadījumā procentu likme netiešā veidā tiek noteikta kā viens no kopējiem faktoriem. Faktoru identifikācijā *Bernanke et al.* (2005) definē ātri kustīgus (*fast-moving*) mainīgos, kuri apzīmē aktīvu cenas, piemēram, akciju cenas, nekustamā īpašuma cenas, procentu likmes un naudas agregātus. Definīcija par ātri kustīgiem mainīgajiem apzīmē pieņēmumu, ka tie reaģē uz negaidītu monetāro šoku pirmajā periodā (*contemporaneously*). Pretstatā, lēni kustīgie (*slow-moving*) mainīgie nereaģē uz negaidītu monetāro šoku pirmajā periodā.

Pieņemsim, ka kopējie faktori $\hat{C}_t$ ir atkarīgi no lēni kustīgiem faktoriem $\hat{F}_t^s$ un procentu likmes R_t , tad mainīgo kopsakarība izskatās šādi:

$$\hat{C}_t = \beta_s \hat{F}_t^s + \beta_R R_t + v_t \quad (3.3.8)$$

$$\hat{F}_t = \beta_s \hat{F}_t^s + v_t \quad (3.3.9)$$

Tādējādi, novērtējot $\hat{F}_t$ vienādojumos (3.3.8) un (3.3.9) un aizvietojot vienādojumos (3.3.1) un (3.3.2), *Bernanke et al.* (2005) konsistenti novērtē nenovērojamus faktorus FAVAR modelī.

Turpretī *Boivin* un *Giannoni* (2010) izmanto tiešo metodi faktoru novērtējumam un uzliek ierobežojumu, nosakot, ka viens no kopējiem faktoriem ir monetārās politikas

instruments. Lai iegūtu novērtējumus, *Boivin* un *Giannoni* (2010) piedāvā piecu soļu iteratīvo mehānismu:

1. novērtē sākumā faktorus $F_t^{(0)}$ kā pirmās K^c galvenās komponentes datubāzei X_t ;
2. regresē X_t uz $F_t^{(0)}$ un R_t , lai iegūtu faktoru slodžu novērtējumus $\hat{\Lambda}^{(0)}$:

$$X_t = \hat{\Lambda}^{f(0)} F_t^{(0)} + \hat{\Lambda}^{r(0)} R_t + v_t;$$
3. aprēķina $\tilde{X}_t^{(0)} = X_t - \hat{\Lambda}^{r(0)} R_t$;
4. novērtē $F_t^{(1)}$ kā pirmās K^c galvenās komponentes datubāzei $\tilde{X}_t^{(0)}$;
5. atpakaļ uz otro soli, aizvieto $F_t^{(0)}$ ar $F_t^{(1)}$.

Atkārtojot iteratīvā mehānisma soļus un minimizējot kopējo faktoru izmaiņas, ir iespējams iegūt nenovērojamo faktoru un faktoru slodžu novērtējumus, kuri nesatur procentu likmes ietekmi.

Šajā darbā tiek lietota *Boivin* un *Giannoni* (2010) faktoru identifikācijas metode. Tam ir divi iemesli. Pēc autora domām, Latvijā finanšu tirgus nav pietiekami attīstīts, un tas efektīvi atspoguļojas aktīvu cenu izmaiņās (vāja biržas darbības efektivitāte). Turklāt finanšu statistika ir fragmentāra un nepilna, ar īsām laika rindām (piemēram, nekustamā īpašuma cenas). Tāpēc novērtējumi vienādojumos (3.3.8) un (3.3.9) varētu tikt novērtēti neprecīzi un nekonsistenti.

Izmantojamie dati

Paplašinātā FAVAR modeļa noteikšanai tiek izmantota datubāze, kura sastāv vairāk nekā no 360 eiro zonas un Latvijas makroekonomiskajiem mainīgajiem. Eurozonu raksturo 200 mainīgie lielumi un Latvijas tautsaimniecību raksturo 167 mainīgie. Dati reprezentē sabalansētu datu paneli mēneša un ceturkšņa griezumā. Mēneša dati ir agregēti un pārveidoti par ceturkšņa datiem, aptverot laika posmu no 1998. gada 1. ceturkšņa līdz 2010. gada 2. ceturksnim. Makroekonomisko rādītāju galvenie aspekti aptver uzņēmumu un patērētāju konfidences rādītājus, rūpniecību, mazumtirdzniecību, PCI un RCI indeksus, monetāro sektoru rādītājus, IKP datus no izlietojuma un ražošanas pusēm, ar darbaspēku saistītos rādītājus. Datu raksturojums parādīts 3.3.1. tabulā.

3.3.1. tabula

FAVAR modeļa datubāzes raksturojums

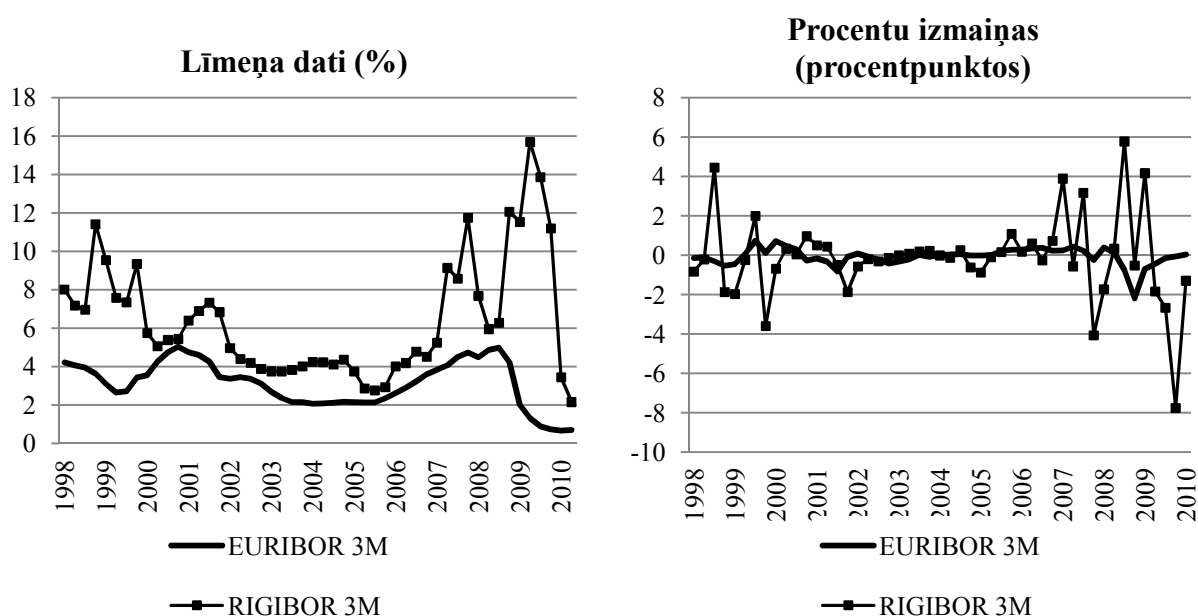
Mēneša rādītāji	Rādītāju skaits		Ceturkšņa rādītāji	Rādītāju skaits	
Datu bloks	Euro zona	Latvija	Datu bloks	Euro zona	Latvija

Konfidences rādītāji	46	20	IKP izlietojuma puse	6	6
Rūpniecība	54	22	IKP ražošanas puse	7	7
Mazumtirdzniecība	15	12	IKP deflatori	6	8
Patēriņa cenu indeksi	13	13	Nodarbinātība	8	8
Ražotāju cenu indeksi	7	10	Ar darbaspēku saistītie indeksi	28	31
Monetārais sektors	4	9	Maksājumu balance	-	9
Valūtas kursi	4	4			
Pārējie rādītāji	2	8			
Kopā	145	98	Kopā	55	69
			Pavisam	200	167

Avots: Eurostat un Latvijas Bankas dati

Visi mainīgie ir sezonāli izlīdzināti, panākta stacionaritāte, tie arī normalizēti. Pilns datu apraksts ir dots 3.3.2. pielikumā.

Eiro zonas monetārās politikas instruments tiek izteikts kā trīs mēnešu EURIBOR naudas tirgus procentu likme (skatīt 3.3.1. attēlu). Jāsaka, ka EURIBOR nav monetārais instruments *per se*, bet parasti EURIBOR likme tiek izmantota kā procentu likme Eiropas naudas tirgus reakcijām uz ECB eiro refinansēšanas likmes izmaiņām.



3.3.1. attēls. 3-mēnešu EURIBOR un RIGIBOR naudas tirgus procentu likme

Avots: Eurostat un Latvijas Bankas dati

Iekšzemes tirgum tiek izmantota RIGIBOR procentu likme. Kopš lata valūtas kurss ir piesaistīts eiro valūtai (līdz 2004. gada beigām tas bija fiksēts SDR valūtas grozam), procentu likmes politika ir ierobežota fiksēta valūtas kursa politikas apstākļos un lata procentu likmes

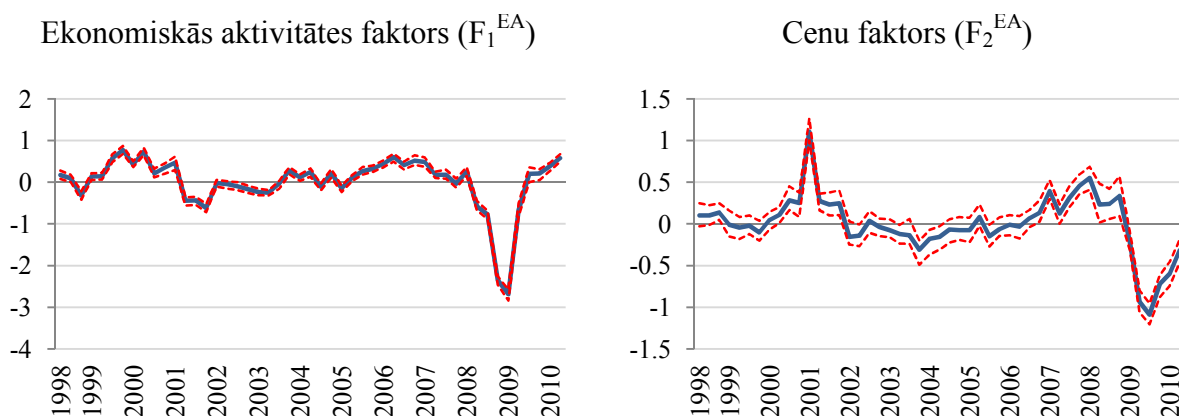
lielākā mērā ir pakļautas ECB monetārās politikas izmaiņām. Tomēr trīs mēnešu RIGIBOR procentu likme nav noteikta tiešā veidā ar politikas instrumentiem. Tas vairāk atspoguļo naudas tirgus gaidas par Latvijas nacionālo valūtu, tirgus dalībniekiem un procentu likmes risku.

Divu reģionu FAVAR modeļa novērtējums

Impulsu reakciju funkciju aprēķināšanai ar divu reģionu FAVAR modeli vispirms tiek aprēķināti nenovērojamie faktori, izmantojot galveno komponentu metodi eiro zonas datubāzei un Latvijas datubāzei. Lai noteiktu faktoru skaitu ($r = K + 1$), tiek izmantots *Bai-Ng* informatīvais kritērijs. Saskaņā ar informatīvo kritēriju faktoru skaits eiro zonai ir vienāds $r = 3$, bet Latvijai $r = 4$. Detalizēti kritēriju rezultāti ir doti 3.3.3. pielikumā.

Pēc pieņēmuma trīs mēnešu EURIBOR un RIGIBOR procentu likmes reprezentē novērojamus faktorus modelī, tāpēc nenovērojamo faktoru skaits katrā reģionā ir par vienu mazāks nekā noteikts ar *Bai-Ng* informatīvo kritēriju.

Lai sniegtu individuālo nenovērojamo faktoru precīzāku ekonomisko interpretāciju, būtu nepieciešams piemērot faktoru rotācijas metodes. Tomēr jāsaka, ka pētījuma mērķis ir noteikt monetārā šoka ietekmi uz individuālajiem mainīgajiem, ko var aprēķināt, izmantojot nenovērojamus faktorus un to slodzes, bet faktoru rotācija nav nepieciešama, un iegūtajiem nenovērojamiem faktoriem tiek sniegta tikai intuitīva definīcija.



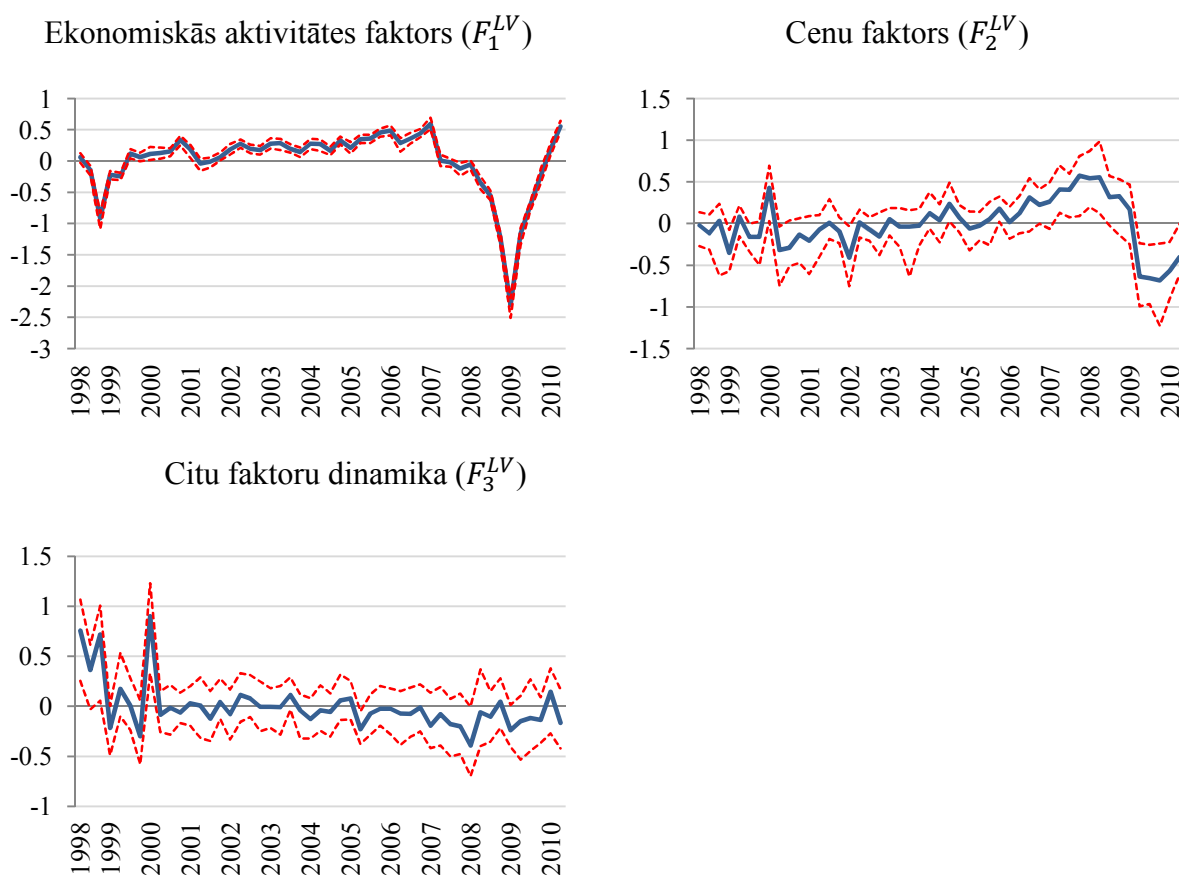
3.3.2. attēls. Galvenās komponentes eiro zonas datiem.

Avots: autora aprēķini

Divi iegūtie nenovērojamie faktori eiro zonai (skatīt 3.3.2. attēlu) tiek interpretēti kā "aktivitātes" F_1^{EA} un "cenas" F_2^{EA} faktori. Pirmais faktors plaši atspoguļo norises eiro zonas aktivitātes uzplaukuma periodos 1999.–2000. gadā un 2005.–2007. gadā, kā arī recesijas periodā 2001. gadā un 2008.–2009. gadā. Otrais faktors ir tuvs cenu izmaiņu tendencei,

atspoguļojot cenu spiedienu 2000. gadā un 2007.–2008. gadā sakarā ar naftas cenu kāpumu, pārmērīgo pieprasījumu un strauji kritušās cenu uzvedības posmu līdz deflācijai 2009. gadā.

Saskaņā ar *Bai-Ng* kritēriju Latvijas datus vislabāk var parādīt ar trīs nenovērojamiem faktoriem (skatīt 3.3.3. attēlu). Tāpat kā eiro zonā, faktori tiek definēti kā "aktivitātes" F_1^{LV} , "cenas" F_2^{LV} un "citas kopīgās dinamikas" F_3^{LV} faktori. Pirmais faktors skaidri norāda Krievijas krīzes ietekmi uz ekonomisko aktivitāti Latvijā 1998. gadā un finanšu krīzes ietekmi 2008.–2009. gadā, kā arī pārkaršanas periodu 2005.–2007. gadā. Otrais faktors atspoguļo augstas inflācijas posmu 2007.–2008. gadā un deflācijas periodu pirms ekonomikas lejupslīdes 2009. gadā. Tā kā Latvijas trešais nenovērojamais faktors ir nozīmīgs tikai 1998. gadā un tam nav izteiktas ekonomiskās nozīmes, turpmākā analīze ir balstīta tikai uz diviem Latvijas nenovērojamiem faktoriem.



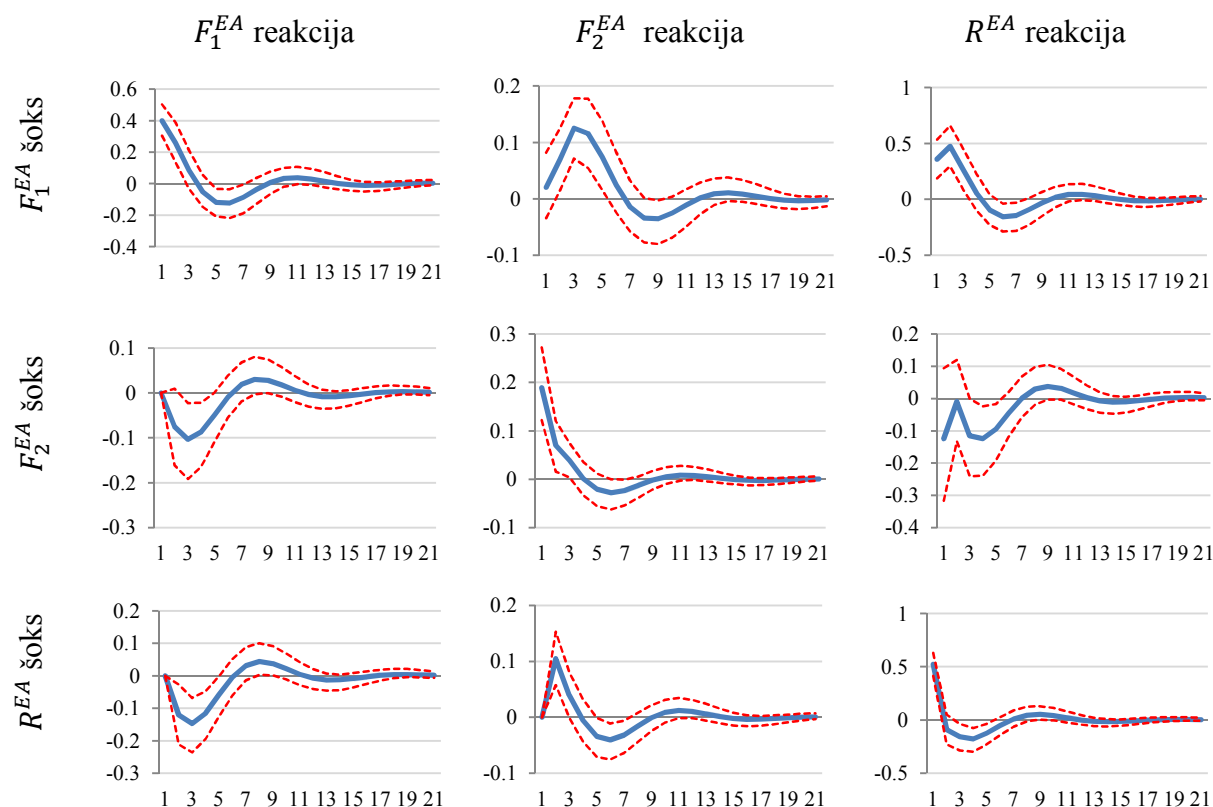
3.3.3. attēls. Galvenās komponentes Latvijas datiem

Avots: autora aprēķini.

Tāpat kā *Mumtaz* un *Surico* (2009), un *Mojón* un *Peersman* (2001) pētījumos, mainīgo secība ir izvēlēta šāda [$F_1^{EA}, F_2^{EA}, R^{EA}, F_1^{LV}, F_2^{LV}, R^{LV}$], nosakot, ka pirmajā periodā aktivitātes faktors reaģē tikai uz savu šoku, cenu faktors reaģē uz savu šoku un aktivitātes šoku, bet

procentu likme reaģē uz aktivitātes, cenu un savu šoku¹. Saskaņā ar vienādojumu (3.3.9) Latvijas šoki neietekmē eiro zonas kopējo faktoru dinamiku².

Eiro zonas cenu faktors F_2^{EA} reaģē uz pozitīvu eiro zonas aktivitātes faktora šoku ar piecu ceturkšņu inflācijas pieaugumu (skatīt 3.3.4. attēlu). Savukārt eiro zonas aktivitātes faktors negatīvi reaģē uz eiro zonas cenu faktora šoku. Tomēr, salīdzinot ar aktivitātes šoka ietekmi, efekts ir mazāk izteikts.



3.3.4. attēls. **Eiro zonas faktoru impulsu reakcijas funkcijas uz eiro zonas šokiem (viena st. novirzes šoks)**

Avots: autora aprēķini

Negaidīts pozitīvs procentu likmes šoks eiro zonā negatīvi ietekmē eiro zonas aktivitātes faktoru un sākotnēji palielina inflācijas faktoru. Pozitīva inflācijas reakcija ekonomiskā literatūrā ir zināma kā "cenu mīklas" efekts (inflācija reaģē pozitīvi uz procentu likmes pieaugumu). Eksistē vairāki „cenu mīklas” skaidrojumi, piemēram, *Sims* (1992), un *Barth un Ramey* (2002) darbos. *Sims* (1992) apgalvo, ka "cenu mīkla" VAR modelī rodas neietvertas informācijas trūkuma dēļ. Lai prognozētu nākotnes inflāciju, centrālās bankas analizē daudz vairāk informācijas, nekā varētu būt iekļauts standarta VAR modeļos, tāpēc ar VAR modeļiem nepietiekami novērtē (*underestimate*) monetārās politikas ietekmi. Savukārt

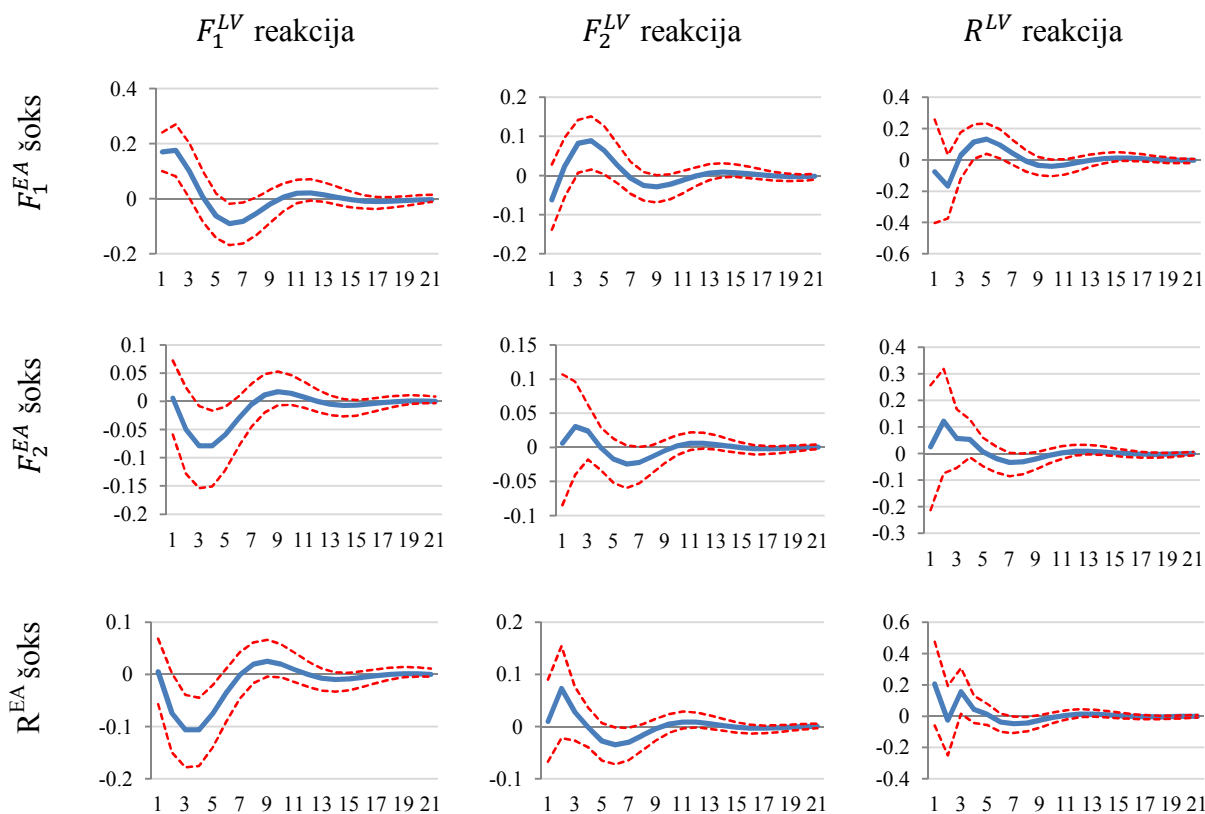
¹ Impulsu reakcijas funkcijas ir noturīgas pret cenu-aktivitātes faktoru apgrieztu secību.

² Atbilstoši Akaike un Schwarz kritērijiem, lagu skaits FAVAR modelī ir vienāds ar viens.

Barth un Ramey (2002) apgalvo, ka cena mīkla varētu būt firmu izmaksu kanāla radīta parādība. Viņi izmaksu kanāla rašanos skaidro ar krājumu glabāšanas izmaksām, jo firmas reaģē uz augstāku procentu likmi, tādējādi glabāšanas izmaksas palielina ražošanas izmaksas.

FAVAR modeļa lietošanas rezultāti parāda, ka eiro zonas procentu likme pozitīvi reaģē uz aktivitātes šoku, bet negatīvi reaģē uz cenu šoku. Šāds rezultāts ir pretrunā ar faktu, ka cenu stabilitāte ir ECB galvenais mērķis. Tomēr tas varētu norādīt, ka ECB monetārā politika ir orientēta uz nākotnes inflāciju, nevis aktuālo inflāciju, tādējādi aktivitātes pieaugums varētu būt uzskatāms par indikatoru lielākai inflācijai nākotnē.

Latvijas kopējo faktoru impulsu reakcijas funkcijas parāda, ka pozitīvs eiro zonas aktivitātes šoks dod pozitīvu impulsu Latvijas aktivitātes faktoram, kā arī veicina Latvijas inflācijas pieaugumu ar trīs ceturkšņu lagu (skatīt 3.3.5. attēlu). Turpretī eiro zonas cenu faktora šoks ietekmē Latvijas inflāciju ar neizteikto statistisko nozīmīgumu. Negaidītas eiro zonas cenu faktora izmaiņas ierobežo Latvijas ražošanas stimulu, parādot statistiski nozīmīgu negatīvu dinamiku pēc trim ceturkšņiem, kas varētu būt eiro zonas krītošā pieprasījuma rezultāts.



3.3.5. attēls. Latvijas faktoru impulsu reakcijas funkcijas uz eiro zonas šokiem (viena st. novirzes šoks)

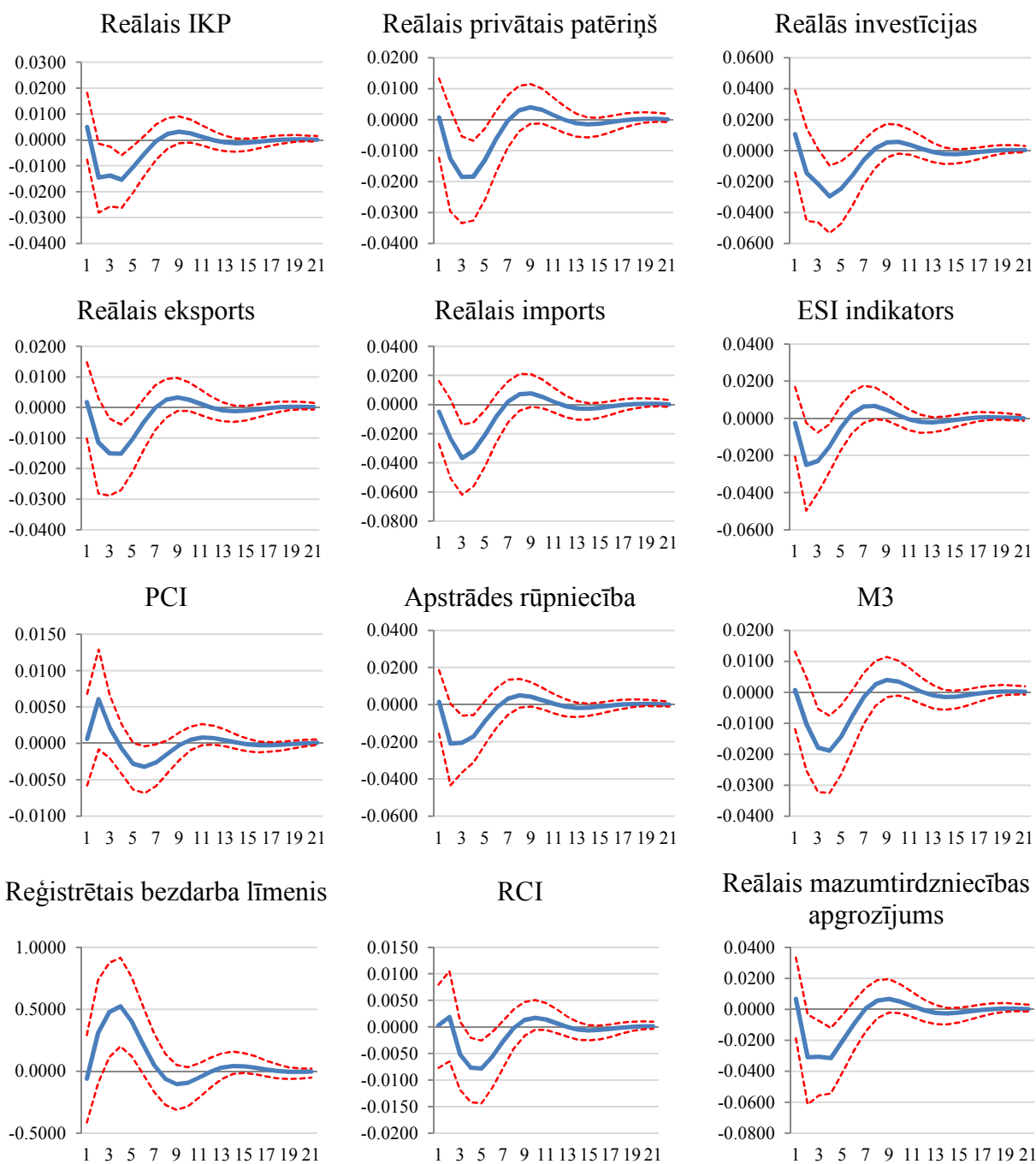
Avots: autora aprēķini

Eiro zonas procentu likmes šoks palielina Latvijas iekšzemes procentu likmi un samazina aktivitāti, tomēr reakcijas funkcijas ir statistiski nozīmīgas tikai ekonomiskās aktivitātes faktoram. Euro zonas monetārā šoka ietekme uz Latvijas inflāciju ir pozitīva īstermiņā, bet negatīva – vidējā termiņā.

Latvijas kopējo faktoru impulsu reakciju funkcijas parāda, ka Latvijas kopējo faktoru šoki kopumā ir vāji izteikti un ietekme uz aktivitātes, cenu un procentu likmes dinamiku statistiski nav nozīmīga (3.3.4. pielikums). Turklāt daudzām reakcijas funkcijām nav paredzamās zīmes (pozitīvs ekonomiskās aktivitātes šoks nedaudz samazina cenas, bet cenu šoks palielina ekonomiskās aktivitātes faktoru). Latvijas ekonomika, būdama maza un atvērta ar fiksētu valūtas kursu, ierobežoti ietekmē iekšzemes procentu likmes ar tiešo monetārās politikas instrumentu palīdzību, tādēļ iekšzemes procentu likmes šoka efekts, visticamāk, reprezentē monetāro, nevis monetārās politikas šoku, parādot tikai naudas tirgus riska uztveri un likviditāti. Latu procentu likmes šoks nedaudz palielina Latvijas inflācijas un ierobežo ekonomisko aktivitāti, tomēr šī ietekme nav statistiski nozīmīga.

Viens no FAVAR modeļa lietošanas ieguvumiem ir tā spēja savienot monetārā šoka efektus ar visiem makroekonomiskajiem rādītājiem izmantotajā datubāzē. Šī īpašība ļauj aprēķināt impulsu reakcijas funkcijas katram galvenajam makroekonomiskajam rādītājam. Iepriekš tika parādītas faktoru impulsu reakcijas funkcijas. Intuitīvi vienādojums (3.3.2.) ar faktoru slodžu palīdzību parāda makroekonomisko rādītāju un faktoru saikni. Ņemot vērā aprēķinātās faktoru slodzes, tiek iegūtas makroekonomisko rādītāju impulsu reakcijas funkcijas.

Rezultāti 3.3.6. attēlā parāda galveno makroekonomisko rādītāju dinamisku reakciju uz eiro zonas un Latvijas monetāriem šokiem. Kopumā rezultāti ir konsistenti, ticami un ar sagaidāmo zīmi. Relatīvais impulsu reakcijas funkciju lielums eiro zonai sakrīt ar *Peersman* un *Smets* (2001), un *Mojón* un *Peersman* (2001) darbos minētajiem, eiro zonas mērogā iegūtajiem rezultātiem, kas apliecina līdzīgas IKP un privātā patēriņa reakcijas, gandrīz divreiz lielāko investīciju reakciju un stingras monetārās politikas spēcīgo ietekmi uz tirdzniecības rādītājiem.



3.3.6. attēls. Latvijas makroekonomisko rādītāju impulsu reakcijas funkcijas uz eiro zonas monetāro šoku (negaidīts trīs mēnešu EURIBOR procentu likmes pieaugums par 100 bāzes punktiem)

Avots: autora aprēķini

Latvijas impulsu reakcijas funkcijas ekonomiskās aktivitātes rādītājiem ir sagaidāmais ietekmes virziens – apstrādes rūpniecības, reālo investīciju, reālo eksportu un importu izmaiņas reaģē negatīvi, bet reģistrētā bezdarba izmaiņas pozitīvi reaģē uz eiro zonas pozitīvo monetāro šoku (t.i., augstāko procentu likmi). PCI un RCI indeksu impulsu reakcijas funkciju uzvedība ir nedaudz atšķirīga. Sākotnēji impulsu reakcija ir pozitīva, lai gan nav statistiski

nozīmīga, pēc tam gan PCI, gan RCI indeksu reakcija kļūst negatīva un statistiski nozīmīga, un efekts sasniedz savu maksimumpunktu piektajā sestajā ceturksnī pēc šoka.

Sākotnējā Latvijas cenu pozitīvā reakcija uz eiro zonas pozitīvo monetāro šoku zināmā mērā varētu būt skaidrota ar to, ka līdz 2004. gada beigām Latvijas lats bija piesaistīts SDR valūtu grozam. Euro zonas pozitīvā procentu likmju šoka rezultātā eiro kļūst dārgāks. Līdz 2005. gadam eiro valūtas kursa pieaugums (gadījumā, kad eiro kļūst stiprāks) neizbēgami mazināja Latvijas valūtas vērtību attiecībā pret eiro un īstermiņā cēla inflācijas līmeni. PCI un RCI impulsu reakcijas funkciju uzvedībā ir zināms progress "cenu mīklas" izskaidrošanā. Abiem rādītājiem sākumā ir neliels un statistiski nenožīmīgs pieaugums, īpaši svarīgas ir RCI indeksa izmaiņas, kura reakcija parasti ir visai minimāla. Turpmāk PCI un RCI indeksu izmaiņām ir negatīvs pieaugums, turklāt statistiski nozīmīgs. Šāds sasniegums bija iespējams, izmantojot tieši FAVAR modeli.

Latvijas reālā IKP reakcijai uz negaidītu eiro zonas procentu likmes 100 bāzes punktu pieaugumu ir kumulatīvs 5.0% kritums (šeit un turpmāk skaitļi atbilst 20 ceturkšņu kumulatīvajai reakcijai, kas atbilst ilgtermiņa efektam). Reakcijas sasniedz savu maksimumpunktu ap trešo ceturksni un tad pamazām izzūd. Reālais patēriņš reaģē ar 6.2% samazinājumu, kas aptuveni atbilst ekonomiskās aktivitātes samazinājumam. Investīcijas ir vairāk procikliskas, tāpēc ir pakļautas lielākai šoka ietekmei, tas lielākoties iespējams investīciju projektu neto pašreizējās vērtības ietekmes dēļ, reālās investīcijas samazinājās par 9.2%.

Euro zonas monetārais šoks ietekmē Latvijas reālā importa samazinājumu daudz straujāk nekā eksportu (respektīvi par 11.1% un 5.0% piecu gadu laikā pēc šoka). Eksporta negatīvo reakciju var izskaidrot ar pieprasījuma samazināšanos pēc Latvijas produktiem eiro zonas valstīs. Latvijas iekšzemes pieprasījuma samazinājums ir lielāks, un tāpēc importa negatīvā reakcija ir izteiktāka.

Pēc monetārā šoka uzņēmumi pielāgojas zemākai ekonomiskās aktivitātei, samazinot ražošanas izmaksas un darbaspēka apjomu, līdz ar to bezdarba līmenis piecu gadu laikā pieaug par 1.7 procentpunktiem, reaģējot uz negaidīto eiro zonas procentu likmes pieaugumu.

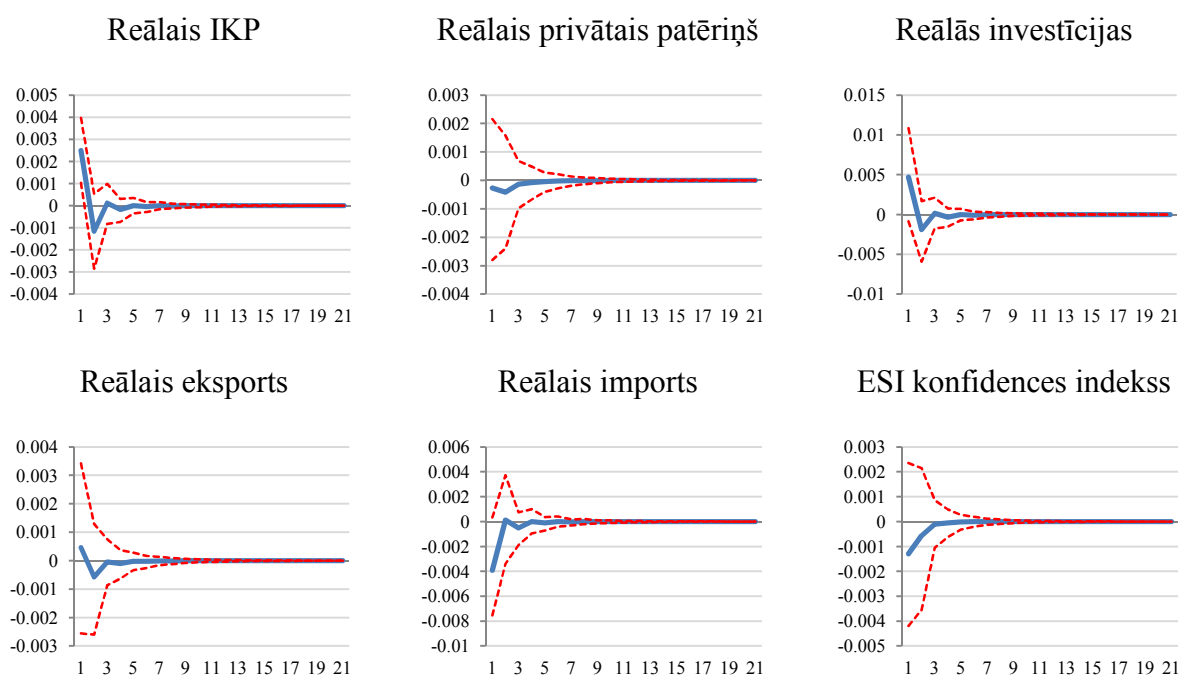
Kopējais ekonomikas konjunktūras indikators (ESI) sasniedz maksimumpunktu jau otrajā ceturksnī pēc eiro zonas monetārā šoka, uzkrājot 5.6% samazinājumu piecu gadu laikā. ESI atspoguļo uzņēmumu un patērētāju viedokli par pašreizējo un tuvākās nākotnes ekonomikas

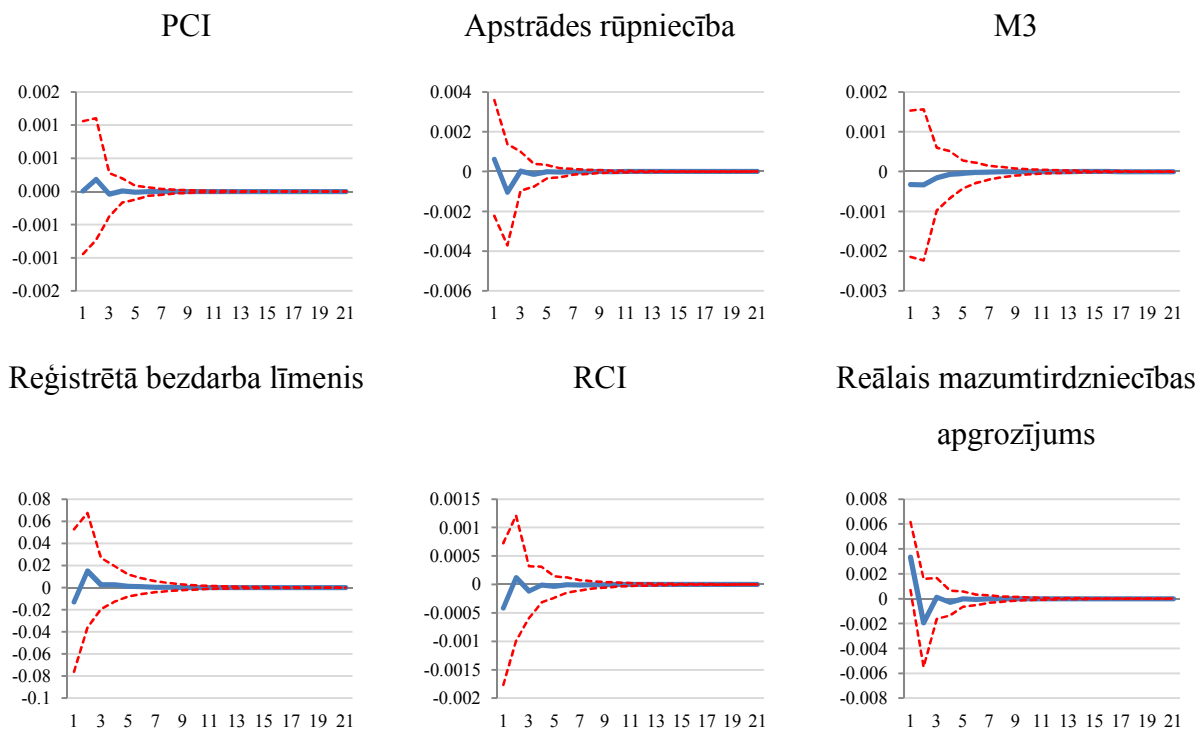
attīstību, tāpēc šāda ātra reakcija uz monetārās politikas izmaiņām ir saskaņā ar ekonomikas dalībnieku spēju pielāgot savas gaidas par notikumiem nākotnē pietiekami ātri.

PCI un RCI cenu neelastīguma dēļ uz eiro zonas monetāro šoku reaģē lēnāk nekā reālie mainīgie un sasniedz savu maksimumpunktu sestajā un piektajā ceturksni pēc šoka. RCI reaģē straujāk nekā PCI, visticamāk, lai atgūtu konkurētspēju eksporta tirgos.

Kopumā varam secināt, ka daudzie ekonomiskās aktivitātes mainīgie Latvijā uz negaidītām eiro zonas procentu likmes pārmaiņām reaģē spēcīgāk nekā eiro zonā (eiro zonas monetāro šoku ietekme uz eiro zonas mainīgajiem ir parādīta 3.3.5. pielikumā). Iespējams, tas izriet no *spill-over* efektiem, ko izraisa eiro zonas ekonomiskās aktivitātes samazinājums, turklāt Latvijas tautsaimniecības atvērtība negatīvi un būtiski ietekmē Latvijas ekonomisko aktivitāti caur eksportu, tādēļ Latviju ietekmē eiro zonas monetārā politikas radītie divi efekti – tiešais, izmantojot procentu likmes izmaiņas (eiro valūtas procentu likmei ir nozīmīga loma Latvijas kredītu tirgū), un netiešais, ietekmējot ārējo pieprasījumu. Latvijas patēriņa un investīciju reakciju nozīmīgi ietekmē arī nekustamā īpašuma cenas.

Šie rezultāti liecina, ka pēc pievienošanās EMS Latvijas ekonomiku ietekmēs kopējā monetārā politika un ietekmes lielums visticamāk pārsniegs eiro zonas vidējo rādītāju. Tā varētu būt problēma Latvijas un eiro zonas biznesa ciklu vājas sinhronizācijas gadījumā.





3.3.7. attēls. **Latvijas makroekonomisko rādītāju impulsu reakcijas funkcijas uz Latvijas monetāro šoku (negaidīts trīs mēnešu RIGIBOR procentu likmes pieaugums par 100 bāzes punktiem)**

Avots: autora aprēķini

Latvijas monetārā šoka ietekme uz Latvijas makroekonomiskajiem rādītājiem aprēķināta un parādīta 3.3.7. attēlā. Lai gan dažām no iegūto impulsu reakciju funkcijām ir pareiza sagaidāmās ietekmes zīme, tomēr Latvijas monetārais šoks statistiski nenozīmīgi ietekmē Latvijas makroekonomisko rādītāju impulsu reakcijas funkcijas, bet ietekmes efekts ir īss. Rezultātā autors uzskata, ka negaidītas Latvijas naudas tirgus procentu likmes izmaiņas statistiski nenozīmīgi ietekmē iekšzemes mainīgos.

3.4. Nodaļas galvenie secinājumi

Ekonometriskos modeļu ārpus izlases īstermiņa prognozēšanas rezultāti liecina, ka faktoru modelis vidēji ir precīzāks nekā pārējie ekonometriskie īstermiņa prognozēšanas modeļi gan vienam, gan diviem nākamajiem periodiem. Turklāt faktoru modeļi abos prognozēšanas periodos, salīdzinot ar autoregresijas modeli, ir precīzāki apmēram par 25%.

Dezagregētā IKP prognožu novērtējuma rezultāti parāda, ka dezagregēta IKP prognozēšanas pieeja ir labāka nekā agregēta, tomēr rezultātu starpība nav pārliecinoši liela un prognozētspējas uzlabojums ir ļoti minimāls, lai pilnībā spriestu par vienas vai otras

pieejas priekšrocību. Modeļu salīdzinājums ar vienkāršajiem ARIMA modeļiem liecina, ka gan agregēta, gan dezagregēta IKP pieeju prognozes ir precīzākas nekā prognozes, kas veidotas, izmantojot ARIMA modeļus.

FAVAR modeļa novērtējums rāda, ka gan eiro zonā, gan Latvijā ir divi izteikti nenovērojamie faktori un viens novērojamais mainīgais (naudas tirgus procentu likme), kas atspoguļo kopējo dinamiku. FAVAR modeļa lietošanas rezultāti liecina, ka eiro zonas monetārais šoks nozīmīgi ietekmē Latvijas ekonomisko aktivitāti (un tautsaimniecību kopumā). Impulsu un reakcijas funkciju iegūtie rezultāti par eiro zonas monetārā šoka ietekmi uz Latvijas makroekonomiskiem rādītājiem kopumā ir konsekventi, ticami, statistiski nozīmīgi un ar sagaidāmo ietekmes zīmi, turklāt šie rezultāti apstiprina, ka pēc pievienošanās EMS Latviju ietekmēs kopējā monetārā politika un tās ietekmes lielums visticamāk pārsniegs eiro zonas vidējo lielumu.

SECINĀJUMI UN PRIEKŠLIKUMI

Apkopojot promocijas darbā veikto pētījumu un ekonometrisko modeļu izmantošanas rezultātus, autors ir guvis apstiprinājumu darbā izvirzītajai hipotēzei un nonācis pie šādiem **secinājumiem**.

1. Ekonomiskās politikas veidotājiem un uzņēmējiem ir būtiski apzināties, kādā ekonomiskajā vidē viņi darbojas un ko var sagaidīt nākotnē. Nenoteiktība, kas ir saistīta ar valsts finansēm nodokļu ieņēmumu un izdevumu ziņā, privātajiem ekonomikas spēlētājiem rada bažas par ekonomisko politiku valstī. Augstāka riska uztveres dēļ uzņēmēji var atlikt vai izbeigt lielus investīciju projektus, atlikt nodarbinātības pasākumus, samazināt patēriņu, tātad savlaicīgam tautsaimniecības norišu vērtējumam ir ļoti svarīga nozīme ekonomiskās politikas veidošanā, analīzē un lēmumu pieņemšanā.
2. Pasaules vadošie pētnieki nav vienisprātis par faktoru modeļu lietošanas ieguvumiem prognožu precizitātes ziņā, salīdzinot tos ar citiem prognozēšanas modeļiem. Stock un Watson (2002a) savos darbos panākuši nozīmīgu prognozēšanas uzlabojumu ASV, Brisson et al. (2003) Kanādai, Camacho un Sancho (2003) Spānijai, Schneider un Spitzer (2004) Austrijai, Den Reijer (2005) Nīderlandei, Shintani (2003) Japānai. Pretstatā daži autori atzīmē, ka faktoru modeļu izmantošanas uzlabojums nav būtisks, izmantojot šo metodi, piemēram, kā Dreger un Schumacher (2004) un Schumacher (2007) Vācijai, bet Marcellino et al. (2005) Lielbritānijai. Tomēr vadošie pētnieki atzīmē faktoru modeļu lietošanas ieguvumu tieši īsā laika periodā.
3. Zinātnisko pētījumu par faktoru modeļiem meta-analīze parāda, ka ekonomiskās aktivitātes prognozes, kuras iegūtas ar faktoru modeļiem, ir vidēji par 17–20% precīzākas nekā prognozes, kuras iegūtas ar vienkāršajiem modeļiem, un faktoru modeļu lietošanas ieguvums prognozēšanas ziņā sasniedz līdz pat 60% precizitātes ziņā.
4. Aprēķinātie statistiskie kritēriji faktoru skaita noteikšanai liecina, ka faktoru skaits lielai Latvijas makroekonomisko rādītāju datubāzei varētu būt intervālā no 2 līdz 5, atkarībā no kritērija veida. Savukārt ārpus izlases prognozēšanas

- simulācijas liecina, ka, lai iegūtu precīzākas prognozes, pietiek ar ne vairāk kā trim nenovērojamiem faktoriem.
5. Grafiskā analīze un simulācijas rezultāti liecina, ka ārpus izlases ekonomiskās aktivitātes prognozēšanas procesā būtu korektāk izmantot reālā laika datubāzes. Statistisko datu reližu korekcijas un precizējumi, kā arī metodoloģiskās izmaiņas laika gaitā iespaido modeļa specifiskācijas izvēli un prognožu korektu salīdzināšanu. Simulācijas rezultāti liecina, ka autoregresijas modelis ar pēdējo reližu datiem ir vidēji par 17% precīzāks, salīdzinot ar autoregresijas modeli ar sākotnējo reližu datiem, veidojot prognozi nākamajam ceturksnim, bet vidēji par 24% precīzāks, veidojot prognozi nākamajiem diviem ceturkšņiem. Tādējādi pētnieks var izdarīt maldīgus secinājumus par kļūdas lielumu.
 6. Izstrādāta novērtēšanas metode IKP komponentu prognozēšanai no ražošanas puses nodrošina iespēju nepārtraukti izmantot reālā laika datubāzes NACE 1.1 un NACE 2.0 nozaru klasifikācijas maiņas kontekstā.
 7. Trūkstošo novērojumu aizpildīšanas mehānisms dod iespēju sabalansēt rādītāju datubāzi un lietot faktoru analīzi prognozēšanai, tādējādi ņemot vērā visu pieejamo operatīvo informāciju.
 8. Latvijas gadījumā hierarhiski strukturētie rādītāji ietver informatīvu saturu, kas varētu uzlabot ekonomiskās aktivitātes prognozēšanas precizitāti, īpaši ekonomiskās krīzes laikā. Rezultāti liecina, ka faktoru modeļu prognožu kļūdas datubāzei ar hierarhiski strukturētiem rādītājiem vidēji ir mazākas (t.i., precizitāte ir augstāka) nekā faktoru modeļu prognožu kļūdas ar saīsināto datubāzi.
 9. Ekonometrisko modeļu īstermiņa prognožu rezultāti liecina, ka, veicot ārpus izlases IKP prognozēšanu, faktoru modelis vidēji ir precīzāks nekā pārējie ekonometriskie īstermiņa prognozēšanas modeļi. Faktoru modeļa precizitāte ir labāka apmēram par 25%, salīdzinot ar vienkāršā RW modeļa precizitāti, veidojot prognozes gan vienam, gan diviem nākamajiem ceturkšņiem.
 10. Faktoru modeļu dezagregēto pieeju lietošanas (no izlietojuma un ražošanas puses) rezultāti, prognozējot IKP, parāda konkurētspējīgu alternatīvu agregētai pieejai. Rezultāti liecina, ka dezagregētā IKP prognozēšanas pieeja ir precīzāka nekā agregētā, tomēr rezultātu starpība ir margināli neliela un prognozētspējas uzlabojums ir pārāk mazs, lai izdarītu secinājumus par vienas vai otras pieejas priekšrocībām.

11. Faktoru modeļu dezagregēto pieeju (gan izlietojuma, gan ražošanas puses) varētu izmantot IKP kopējā prognozēšanas procedūrā. Dezagregēto pieeju modeļi satur papildu informāciju prognozētās vērtības iegūšanai, tādējādi lielāka informācijas telpa potenciāli nodrošina precīzākus rezultātus.
12. Pamatojoties uz faktoru-paplašināto vektoru autoregresijas (FAVAR) modeļa izmantošanas rezultātiem, jāsecina, ka pēc pievienošanās Eiropas Monetārai savienībai Latviju ietekmēs kopējā monetārā politika un tā ietekmes lielums pārsniegs eiro zonas vidējo lielumu.
13. Saskaņā ar FAVAR modeli Latvijas reālais IKP reaģē uz negaidītu eiro zonas procentu likmes 100 bāzes punktu pieaugumu apmēram ar 5 procentpunktu kumulatīvo kritumu. Reālais patēriņš reaģē ar 6.2 procentpunktu kumulatīvo samazinājumu, bet reālās investīcijas ir vairāk procikliskas un sasniedz 9.2 procentpunktu kumulatīvo samazinājumu.

Pamatojoties uz promocijas darba gaitā iegūtajiem secinājumiem un pētījuma rezultātiem, autors ir izvirzījis **priekšlikumus**, kurus būtu ieteicams ievērot, lietojot ekonometriskās prognozēšanas metodes.

1. Darbā izstrādātos faktoru modeļus ir ieteicams izmantot Latvijas valsts ekonomiskās politikas veidošanas institūcijas (LR Finanšu ministrija, LR Ekonomikas ministrija, Latvijas Banka) un ar ekonomisko prognozēšanu saistītās institūcijas (Centrālā Statistikas pārvalde, komercbankas) ekonomiskās aktivitātes īstermiņa prognožu izstrādāšanā.
2. IKP īstermiņa prognozēšanā kā papildu rīku prognožu veidošanas mehānismā un prognožu dubultā pārbaudē ir ieteicams izmantot arī aprobētos faktoru modeļus no ražošanas un izlietojuma pusēm.
3. LR Finanšu ministrijai, LR Ekonomikas ministrijai, Latvijas Bankai, zinātniskiem institūtiem ir ieteicams izmantot izstrādāto FAVAR modeli eiro zonas monetāro šoku ietekmes analīzei uz Latvijas ekonomiku.
4. Lai izvēlētos ekonometrisko modeli un novērtētu prognožu kvalitāti, izstrādājot īstermiņa prognozes, LR Finanšu ministrijai, LR Ekonomikas ministrijai, Latvijas Bankai, zinātniekiem un dažādu nozaru pētniekiem ieteicams izmantot reālā laika datubāzes.

Izmantotās literatūras un avotu saraksts

Datu avoti:

1. Latvijas makroekonomiskie rādītāji. Ceturkšņa biļetens. Latvijas Republikas Centrālā statistikas pārvalde. Rīga. #1/2004 – #4/2012.
2. Latvijas statistikas ikmēneša biļetens. Latvijas Republikas Centrālā statistikas pārvalde. Rīga. Janvāris 2004 – Decembris 2012.

Literatūra:

3. Ajevskis, V., Davidsons, G. (2008). Dynamic Factor Models in Forecasting Latvia's Gross Domestic Product. Bank of Latvia Working Paper, No. 2.
4. Altissimo, F., Bassanetti, A., Cristadoro, R., Forni, M., Hallin, M., Lippi, M., Reichlin, L., Veronese, G. (2003). EuroCOIN: A Real Time Coincident Indicator for the Euro Area Business Cycle. *Computing in Economics and Finance* **242**.
5. Altissimo, F., Cristadoro, R., Forni, M., Lippi, M., Veronese, G. (2010). New EuroCOIN: Tracking Economic Growth in Real Time. *The Review of Economics and Statistics* **92**(4): 1024–1034.
6. Anderson, T., W. (2003). An Introduction to Multivariate Statistical Analysis. Third Edition. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
7. Artis, M., Banerjee, A., Marcellino, M. (2005). Factor forecasts for the UK. *Journal of Forecasting* **24**, 279-298.
8. Baffigi, A., Golinelli, R., Parigi, G. (2004). Bridge Models to Forecast Euro Area GDP. *International Journal of Forecasting* **20**, 447-460.
9. Bai, J. (2003). Inferential Theory for Factor Models of Large Dimensions. *Econometrica* **71** (1), 135-171.
10. Bai, J., Ng, S. (2002). Determining the Number of Factors in Approximate Factor Models. *Econometrica* **70** (1), 191-221.
11. Bai, J., Ng, S. (2006). Confidence intervals for diffusion index forecasts and inference for factor-augmented regressions. *Econometrica* **74**, 1133-1150.
12. Bai, J., Ng, S. (2008). Forecasting Economic Time Series Using Targeted Predictors. *Journal of Econometrics* **146**, 304-317.
13. Banbura, M., Giannone, D. and Reichlin, L. (2010). Large Bayesian Vector Auto

- Regressions, *Journal of Applied Econometrics* **25**, 71-92.
14. Banbura, M., Giannone, D. and Reichlin, L. (2010). Nowcasting. CEPR Discussion Papers 7883, C.E.P.R.
 15. Banbura, M., Runstler, G. (2011). A look into the factor model black box: Publication lags and the role of hard and soft data in forecasting GDP. *International Journal of Forecasting* **27**(2), 333-346.
 16. Banbura, M., Modugno, M. (2012). Maximum likelihood estimation of factor models on data sets with arbitrary pattern of missing data. *Journal of Applied Econometrics*, DOI: 10.1002/jae.2306.
 17. Barth III, M. J., Ramey, V. A. (2002). The Cost Channel of Monetary Transmission. *NBER Macroeconomic Annual 2001* **16**, 199-256.
 18. Baumeister, C., Liu, P., Mumtaz, H. (2010). Changes in the transmission of monetary policy: evidence from a time-varying factor-augmented VAR. Bank of England Working Paper No. 401.
 19. Benkovskis, K. (2008). Short-Term Forecasts of Latvia's Real Gross Domestic Product Growth using Monthly Indicators. Bank of Latvia Working Paper, No. 5.
 20. Benkovskis, K., Bessonovs, A., Fadejeva, L. (2010). Transmission of domestic and euro area monetary shocks in Latvia. Unpublished working paper of Latvijas Banka.
 21. Benkovskis, K., Bessonovs, A., Feldkircher, M., Woerz, J. (2011). The Transmission of Euro Area Monetary Shocks to the Czech Republic, Poland and Hungary. Evidence from a FAVAR Model. *Focus of European Economic Integration* Q3/11, 8-36.
 22. Bergh, van den J. C. J. M. (2007). Abolishing GDP. Tinbergen Institute Discussion Paper.
 23. Bernanke, B., Boivin, J. (2003). Monetary policy in a data-rich environment. *Journal of Monetary Economics* **50**, 525-546.
 24. Bernanke, B., Boivin, J., Elias, P. (2005). Measuring the effects of monetary policy: A factor-augmented vector autoregressive (FAVAR) approach. *Quarterly Journal of Economics* **120**, 387-422.
 25. Bessonovs, A. (2010). Measuring GDP Forecasting Accuracy using Factor Models: Aggregated vs. Disaggregated Approach. *Scientific Papers of University of Latvia* **758**, 22-33.
 26. Bessonovs, A. (2011). GDP Modelling Using Factor Model: Impact of Nested Data on Forecasting Accuracy. *Scientific Papers of University of Latvia* 771, 38-46.
 27. Bessonovs, A. (2012a). The Role of Nested Data on GDP Forecasting Accuracy

- using Factor Models. *Proceedings of the 53rd International Scientific Conference of Daugavpils University*. Daugavpils: Daugavpils Universitātes Akadēmiskais apgāds „Saule”, 2012.
28. Bessonovs, A. (2012b). Transmission of Monetary shocks: FAVAR Approach. *Journal of Economics and Management Research* **1**, 21-32.
 29. Bhansali, R., J. (1999). Parameter estimation and model selection for multistep prediction of a time series: a review. Ghosh, S. (Ed.), *Asymptotics, Nonparametrics, and Time Series*. Marcel Dekker, New York, 201–225.
 30. Bloor, C. and Matheson, T. (2011). Real-time conditional forecasts with Bayesian VARs: An application to New Zealand. *The North American Journal of Economics and Finance* **22** (1), 26-42.
 31. Boarini, R., Johansson, A., d'Ercole, M. M. (2006). Alternative Measures of Well-being. OECD Economics Department Working Paper, No. 476 and OECD Social, Employment and Migration Working Paper, No. 33, OECD, Paris.
 32. Boivin, J., Ng, S. (2005). Understanding and Comparing Factor-Based Forecasts. *International Journal of Central Banking*, December.
 33. Boivin, J., Ng, S. (2006). Are More Data Always Better for Factor Analysis? *Journal of Econometrics* **132**, 169-194.
 34. Boivin, J., Giannoni, M. (2006). Has Monetary Policy Become More Effective? *Review of Economics and Statistics* **88**(3), 445-462.
 35. Boivin, J., Giannoni, M., Mihov, I. (2009). Sticky Prices and Monetary Policy: Evidence from Disaggregated U.S. Data. *American Economic Review* **99**(1), 350 – 384.
 36. Boivin, J., Giannoni, M. (2010). Global Forces and Monetary Policy Effectiveness. NBER volume on International Dimensions of Monetary Policy, 429-478.
 37. Brisson, M., Campbell, B., Galbraith, J.W. (2003). Forecasting Some Low-Predictability Time Series Using Diffusion Indices. *Journal of Forecasting* **22**, 515-531.
 38. Burns, A., F., Mitchell, W., C. (1946). Measuring Business Cycles. NBER Book Series Studies in Business Cycles.
 39. Caggiano, G., Kapetanios, G., Labhard, V. (2011). Are More Data Always Better for Factor Analysis? Results for the Euro Area, the Six Largest Euro Area Countries and UK. *Journal of Forecasting*. doi: 10.1002/for.1208.
 40. Camacho, M., Perez-Quiros, G. (2010). Introducing the euro-sting: Short-term indicator of euro area growth. *Journal of Applied Econometrics* **25**(4), 663-694.

41. Camacho, M., Sancho, I. (2003). Spanish Diffusion Indexes. *Spanish Economic review* **5**(3), 173-203.
42. Canova, F., De Nicolo, G. (2002). Monetary Disturbances Matter for Business Fluctuations in the G-7. *Journal of Monetary Economics* **49**, 1131-1159.
43. Canoy, M., Lerais, Frederic (2007). Beyond GDP. European Commision, Bureau of Economic Policy Advisors. Conference Proceedings.
44. Cattell, R. B. (1966). The scree test for the number of factors. *Multivariate Behavioral Research* **1**, 629-637.
45. Chamberlain, G., Rothschild, M., (1983). Arbitrage, Factor Structure And Mean-Variance Analysis In Large Asset Markets. *Econometrica* **51**, 1305-1324.
46. Chevillon, G. (2007). Direct Multi-Step Estimation and Forecasting. *Journal of Economic Surveys* **21**(4), 746-785.
47. Clements, M.P., Hendry, D.F., (1996). Multi-step estimation for forecasting. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics* **58**, 657–684.
48. Clements, M., Hendry, D. (2011). The Oxford Handbook of Economic Forecasting. Oxford: Oxford University Press.
49. Connor, G., Korajczyk, R.A. (1986). Performance Measurement with the Arbitrage Pricing Theory. *Journal of Financial Economics* **15**, 373–394.
50. Croushore, D., Stark, T. (2001). A real-time data set for macroeconomists. *Journal of Econometrics* **105**, 111-130.
51. Croushore, D. (2011). Forecasting with Real-Time Data Vintages. Eds. Clements, M., Hendry, D., *The Oxford Handbook of Economic Forecasting*, 247-267.
52. Den Reijer, A. H. J. (2005). Forecasting Dutch GDP using large scale factor models. Technical Report 028, Netherlands Central Bank, Research Department.
53. Diebold, F. X., Rudebusch, G. D. (1991). Forecasting output with the composite leading index: a real-time analysis. *Journal of American Statistical Association* **86**(415), 603-610.
54. Diebold, F. X., Kilian L. (2001). Measuring Predictability: Theory and Macroeconomic Applications. *Journal of Applied Econometrics* **16**, 657–669.
55. Diron, M. (2008). Short-Term Forecasts of Euro Area Real GDP Growth: An Assessment of Real-Time Performance Based on Vintage Data. *Journal of Forecasting* **27** (5), 371-390.
56. Doan, T., Litterman, R., and Sims, C., A. (1984). Forecasting and Conditional Projection Using Realistic Prior Distributions, *Econometric Reviews* **3**, 1–100.

57. Doz, C., Giannone, D., Reichlin, L. (2011). A two-step estimator for large approximate dynamic factor models based on Kalman filtering, *Journal of Econometrics* 164(1), 188-205.
58. Doz, C., Giannone, D., Reichlin, L. (2012). A Quasi-Maximum Likelihood Approach for Large, Approximate Dynamic Factor Models. *The Review of Economics and Statistics* 94(4), 1014-1024.
59. Dreger, C., Schumacher, C. (2004). Estimating Large-Scale Factor Models for Economic Activity in Germany: Do They Outperform Simpler Models? *Journal of Economics and Statistics* 224(6), 731-750.
60. Eickmeier, S. (2007). Business cycle transmission from the US to Germany - A Structural Factor Approach. *European Economic Review* 51, 521-551.
61. Eickmeier, S., Ziegler (2008). How Successful are Dynamic Factor Models at Forecasting Output and Inflation? A Meta-Analytic Approach. *Journal of Forecasting* 27, 237-265.
62. Eickmeier, S., Lemke, W., Marcellino, M. (2011a). Classical time-varying FAVAR models – Estimation, forecasting and structural analysis. CEPR Discussion Paper No. 8321.
63. Eickmeier, S., Lemke, W., Marcellino, M. (2011b). The Changing International Transmission of Financial Shocks: Evidence from a Classical Time-Varying FAVAR. CEPR Discussion Paper No. 8341.
64. Eickmeier, S., Ng, T. (2011). Forecasting national activity using lots of international predictors. An application to New Zealand. *International Journal of Forecasting* 27, 496-511.
65. Engle, R.F., Watson, M. (1983). Alternative Algorithms for the Estimation of Dynamic Factor, Mimic, and Varying Coefficient Regression Models. *Journal of Econometrics* 23, 385-400.
66. Espasa, A., Senra, E., Albacete, R. (2002). Forecasting inflation in the European Monetary Union: A disaggregated approach by countries and by sectors. *The European Journal of Finance* 8(4), 402-421.
67. European Central Bank (2001). A Guide to Eurosystem Staff Macroeconomic Projection Exercises.
68. European Council (1997). Resolution of the European Council on the economic policy coordination.
69. Eurostat (2008). NACE Rev. 2. Statistical classification of economic activities in the European Community. Methodological and Working Papers.

70. Eurostat (2009). Principal European Economic Indicators. A statistical Guide. Eurostat Statistical Books.
71. Favero, C., A., Marcellino, M. (2005). Modelling and Forecasting Fiscal Variables for the Euro Area. Bocconi University Working Paper n. 298.
72. Federal Reserve Bank of Chicago (2011). Background on the Chicago Fed National Activity Index.
73. Forni, M., Hallin, M., Lippi, M., Reichlin, L. (2000). The Generalized Factor Model: Identification and Estimation. *The Review of Economics and Statistics* **82**, 540-554.
74. Forni, M., Hallin, M., Lippi, M., Reichlin, L. (2003). Do financial variables help forecasting inflation and real activity in the EURO area? *Journal of Monetary Economics* **50**, 1243–1255.
75. Forni, M., Hallin, M., Lippi, M., Reichlin, L. (2005). The Generalized Dynamic Factor Model: One-Sided Estimation and Forecasting. *Journal of American Statistical Association* **100**, No 471. 830-840.
76. Forni, M., Lippi, M. (2001). The Generalized Dynamic Factor Model: Representation Theory. *Econometric Theory* **17**, 1113-1141.
77. Fox, J. (1997). Applied Regression Analysis, Linear Models, and Related Methods. Sage Publications, Inc.
78. Galbraith, J. W. (2003). Content Horizons for Univariate Time Series Forecasts. *International Journal of Forecasting* **19**: 43–55.
79. Geweke, J. (1977). The Dynamic Factor Analysis of Economic Time Series. *Latent Variables in Socio-Economic Models*, eds. D. J. Aigner and A. S. Goldberger, Amsterdam: North-Holland.
80. Giannone, D., Reichlin, L., Small, D. (2008). Nowcasting: The real-time informational content of macroeconomic data. *Journal of Monetary Economics* **55**, 665-676.
81. Giannone, D., Henry, J., Lalik, M., Modugno, M. (2010). An Area-Wide Real-Time Database for the Euro Area. ECB Working Papers Series 1145.
82. Giovannini, E., Hall, J., D'Ergole, M. M. (2007). Measuring Well-Being and Societal Progress.
83. Gooijer, J., G., Hyndman, R. J. (2006). 25 years of time series forecasting. *International Journal of Forecasting* **22**, 443-473.
84. Gorsuch, R. (1983). Factor Analysis. Second Edition. New Jersey: Lawrence Erlbaum Associates, Inc.
85. Hahn, E., Skudelny, F. (2008). Early Estimates of Euro Area Real GDP Growth. A Bottom-Up Approach from the Production Side. ECB Working Paper 975.

86. Hallin, M., Liska, R. (2007). Determining the Number of Factors in the General Dynamic Factor Model. *Journal of the American Statistical Association* **102**, 603-617.
87. Harvey, D. I., Leybourne, S. J., Newbold, P. (1998). Tests for Forecast Encompassing. *Journal of Business and Economic Statistics* **16**(2), 254-259.
88. Hendry, D. F., Hubrich, K. (2011). Combining Disaggregate Forecasts or Combining Disaggregate Information to Forecast an Aggregate. *Journal of Business and Economic Statistics* **29**(2), 216-227.
89. Hotelling, H. (1933). Analysis of complex of statistical variables into principal components. *Journal of Educational Psychology* **24**(7), 498-520.
90. Hubrich (2005). Forecasting Euro Area Inflation: Does Aggregating Forecasts by HICP Component Improve Forecast Accuracy? *International Journal of Forecasting* **21**, 119-136.
91. Ing, C. (2003). Multistep Prediction in Autoregressive Processes. *Econometric theory* **19**, 254-279.
92. Ingenito, R., Trehan B. (1996). Using Monthly Data to Predict Quarterly Output. Federal Reserve Bank of San Francisco, *Economic Review* **3**.
93. Jacobson, T., Jansson, P., Vredin, A., Warne, A. (2001). Monetary Policy Analysis and Inflation Targeting in a Small Open Economy: A VAR Approach. *Journal of Applied Econometrics* **16**, 487-520.
94. Johnson, R., A., Wichern D., W. (2007). Applied Multivariate Statistical Analysis. Sixth edition, Pearson Prentice Hall.
95. Joreskog, K., Reymont, R. (1996). Applied Factor Analysis in Natural Sciences. Cambridge: Cambridge University Press.
96. Kaiser, H. F. (1960). The application of electronic computers to factor analysis. *Educational and Psychological Measurement* **20**, 141-151.
97. Kapetanios, G. (2010). A Testing Procedure for Determining the Number of Factors in Approximate Factor Models With Large Datasets. *Journal of Business and Economic Statistics* **28** (3), 397-409.
98. Kapetanios, G., Labhard, V., Price, S. (2008). Forecast Combination and the Bank of England's Suite of Statistical Forecasting Models. *Economic Modelling* **25**, 772-792.
99. Kapetanios, G., Marcellino, M. (2009). A Parametric Estimation Method for Dynamic Factor Models of Large Dimensions. *Journal of Time Series Analysis* **30**(2), 208-238.
100. Kilian, L. (1998). Small-Sample Confidence Intervals for Impulse Response Functions. *The Review of Economics and Statistics* **80**(2), 218-230.

101. Koop, G. (2010). Forecasting with Medium and Large Bayesian VARs, Rimini Centre for Economic Analysis, Working Paper 10-43, February.
102. Koop, G. and Korobilis, D. (2010) Bayesian Multivariate Time Series Methods for Empirical Macroeconomics, 47_09, Rimini Centre for Economic Analysis.
103. Kuzin, V., Marcellino, M., Schumacher, C. (2009). Pooling Versus Model Selection for Nowcasting with Many Predictors: An Application to German GDP. CEPR Discussion Papers Nr. 7197.
104. Lawley, D., Maxwell, A. (1971). Factor Analysis as a Statistical Method. Second Edition. London: Butterworths.
105. Leeper, E., M., Sims, C., Zha, T. (1996). What does monetary policy do? Brookings Papers on Economic Activity 2, 1–78.
106. Litterman, R. (1986). Forecasting with Bayesian Vector Autoregressions - Five Years of Experience. *Journal of Business and Economic Statistics*, **4**, 25–38.
107. Liu, P., Mumtaz, H., Theophilopoulou, A. (2011). International transmission of shocks. A time-varying factor-augmented VAR approach to the open economy. Bank of England Working Paper No. 425.
108. Lütkepohl, H. (1987). Forecasting Aggregated Vector ARMA Processes. Berlin: Springer.
109. Lütkepohl, H. (2005). New Introduction to Multiple Time Series Analysis. Berlin: Springer.
110. Mallows, C., L. (1973). Some Comments on CP. *Technometrics* **15**, 661-675.
111. Mariano, R., Murosawa, Y. (2003). A New Coincident Index of Business Cycles based on Monthly and Quarterly Series. *Journal of Applied Econometrics* **18**, 427-443.
112. Marcellino, M., Stock, J. H., Watson, M. W. (2003). Macroeconomic Forecasting in the Euro Area: Country specific versus Area-Wide Information. *European Economic Review* **47**, 1-18.
113. Mojon, B., Peersman, G. (2001). A VAR Description of the Effects of Monetary Policy in the Individual Countries of the euro area. ECB Working Paper No. 92.
114. Mumtaz, H. (2010). Evolving UK macroeconomic dynamics: a time-varying factor augmented VAR. Bank of England Working Paper No. 386.
115. Mumtaz, H., Surico, P. (2009). Transmission of International Shocks. A Factor-Augmented VAR Approach. *Journal of Money, Credit and Banking* **41**, 71-100.
116. Mumtaz, H., Zabcyk, P., Ellis, C. (2009). What lies beneath: What can disaggregated data tell us about the behaviour of prices? Bank of England Working Paper No. 364.

117. Onatski, A. (2010). Determining the Number of Factors from Empirical Distribution of Eigenvalues. *Review of Economics and Statistics* **92** (4), 1004-1016.
118. Orphanides, A. (2001). Monetary Policy Rules Based on Real-Time Data. *The American Economic Review* **91**(4), 964-985.
119. Pearson, K. (1901). On lines and planes of closest fit to systems of points in space. *Philosophical Magazine* **2**(6), 559-572.
120. Peersman, G., Smets, F. (2001). The Monetary Transmission Mechanism in the Euro Area: More Evidence from VAR Analysis. ECB Working Paper No. 91.
121. Quah, D., Sargent, T. (1993). A Dynamic Index Model for Large Cross Sections. "Business Cycles, Indicators and Forecasting", NBER Books, National Bureau of Economic Research, Inc.
122. Robertson, J. C., Tallman, E. W. (1999). Vector Autoregressions: Forecasting and Reality. *Economic Review*, **Q1**, 4-18.
123. Runstler, G., Barhoumi, K., Benk, S., Cristadoro, R., Reijer, A., D., Jakaitiene, A., Jelonek, P., Rua, A., Ruth, K., Nieuwenhuyze, V., C. (2009). Short-Term Forecasting of GDP Using Large Monthly Datasets: A Pseudo Real-Time Forecast Evaluation Exercise. *Journal of Forecasting* **28**, 595-611.
124. Runstler, G., Sedillot F. (2003). Short-Term Estimates of Euro Area Real GDP by means of Monthly Data. ECB working paper, No. 276.
125. Samuelson, P. A., Nordhaus, W. D. (1995). Economics. 15th edition. New York: McGraw Hill.
126. Sargent, T.J., Sims, C.A. (1977). Business cycle modeling without pretending to have too much a priori economic theory. Eds. Sims, C., et al., New Methods in Business Cycle Research. Federal Reserve Bank of Minneapolis, Minneapolis.
127. Schneider, M., Spitzer, M. (2004). Forecasting Austrian GDP using the generalized dynamic factor model. Technical Report 89, Österreichische Nationalbank.
128. Schumacher, C. (2007). Forecasting German GDP using Alternative Factor Models Based on Large Datasets. *Journal of Forecasting* **26**, 271-302.
129. Schumacher, C. (2010). Factor Forecasting Using International Targeted Predictors: The Case of German GDP. *Economics Letters* **107**(2), 95-98.
130. Schumacher, C., Breitung, J. (2008). Real-time forecasting of German GDP based on a large factor model with monthly and quarterly data. *International Journal of Forecasting*, **28**(3), 386-398.
131. Schumacher, C., Marcellino, M. (2008). Factor-MIDAS For Now- and Forecasting with Ragged-Edge Data: A Model Comparison for German GDP. CEPR Discussion

Paper Nr. 6808.

132. Sen, A. (1979). The Welfare Basis of Real Income Comparisons. *Journal of Economic Literature* **17**(1): 1-45.
133. Shintani, M. (2003). Nonlinear forecasting analysis using diffusion indexes: An application to Japan. Technical Report 0322, Department of Economics, Vanderbilt University.
134. Siliverstovs, B., Kholodilin, K. (2009). On Selection of Components for a Diffusion Index Model: It's not the Size, It's How You Use It. *Applied Economics Letters, Taylor and Francis Journals* **16**(12), 1249-1254.
135. Sims, C. (1980). Macroeconomics and Reality. *Econometrica* **48**(1), 1-48.
136. Sims, C. (1986). Are Forecasting Models Usable For Policy Analysis? *Minneapolis Federal Reserve Bank Quarterly Review* **10**, 2-16.
137. Sims, C. (1992). Interpreting the macroeconomic time series facts. The Effects of Monetary Policy. *European Economic Review* **36**(5), 975-1011.
138. Sims, C., Zha, T. (1998). Bayesian methods for dynamic multivariate models. *International Economic Review* **39**(4), 949-968.
139. Spearman, C. (1904). "General Intelligence," objectively determined and measured. *American Journal of Psychology* **15**(2), 201-292.
140. Spearman, C. (1926). *The Ability of Man*. London: Macmillan.
141. Stanley, T.S. (2001). Wheat from chaff: meta-analysis as quantitative literature review. *Journal of Economic Perspectives* **15**(3), 131-150.
142. Stark, T., Croushore, D. (2002). Forecasting with a real-time data set for macroeconomists. *Journal of Macroeconomics* **24**(4), 507-531.
143. Stock, J.H., Watson, M.W. (1989). New indexes of coincident and leading economic indicators. *NBER Macroeconomics Annual* **4**, 351-393.
144. Stock, J.H., Watson, M.W. (1991). A Probability Model of the Coincident Economic Indicators. Eds. Moore, G., Lahiri, K., *The Leading Economic Indicators: New Approaches and Forecasting Records*. Cambridge University Press, Cambridge, 63-90.
145. Stock, J.H., Watson, M.W. (1998). Diffusion Indexes. NBER Working Paper Nr. 6702, National Bureau of Economic Research.
146. Stock, J.H., Watson, M.W. (1999). Forecasting inflation. *Journal of Monetary Economics*, **44**, 293-335.
147. Stock, J.H., Watson, M.W. (2001). Vector Autoregressions. *Journal of Economic Perspectives* **15**(4), 101-115.

148. Stock, J.H., Watson, M.W. (2002a). Macroeconomic forecasting using diffusion indexes. *Journal of Business and Economic Statistics*, **20**, 147–162.
149. Stock, J.H., Watson, M.W. (2002b). Forecasting using principal components from a large number of predictors. *Journal of the American Statistical Association*, **97**, 1167–1179.
150. Stock, J.H., Watson, M.W. (2005). Implication of dynamic factor models for VAR analysis. NBER working paper 11467.
151. Stock, J.H., Watson, M.W. (2006). Forecasting with Many Predictors. Eds. Elliott, G., Granger, W.J.C., Timmerman, A., *Handbook of Economic Forecasting*, vol. 1, 515-554.
152. Uhlig, H. (2005). What Are the Effects of Monetary Policy on output? Results from an Agnostic Identification Procedure. *Journal of Monetary Economics* **52**, 381-419.
153. Watson, M., Amengual, D. (2007). Consistent Estimation of the Number of Dynamic Factors in a Large N And T Panel. *Journal of Business and Economic Statistics* **25** (1), 91-96.
154. Weichselbaumer, D, Winter-Ebmer, R. (2005). A meta-analysis of the international wage gender gap. *Journal of Economic Surveys* **19**(3), 479-511.
155. West, K. D. (2006). Forecast Evaluation. Eds. Elliott, G., Granger, W.J.C., Timmerman, A., *Handbook of Economic Forecasting*, vol. 1, 99-134.

Interneta resursi:

156. CSP par pāreju uz NACE 2.0 klasifikāciju:
<http://www.csb.gov.lv/notikumi/iekszemes-kopprodukts-2011gada-2-ceturksni-palielinajies-par-56-32100.html>
157. X-12-ARIMA sezonālās izlīdzināšanas metodes mājas lapa:
<http://www.census.gov/srd/www/x12a/>
158. "Modeļu konkurences" (*M-Competition*) pieejamo laika rindu datubāze Starptautiskajā Prognozētāju institūta mājas lapā [skatīts 01.09.2013].
<http://forecasters.org/resources/time-series-data/>

PIELIKUMI

2.1.1. pielikums

Dinamisko faktoru modeļa statistiskās reprezentācijas atvasinājums

Dreger un Schumacher (2002) parāda, ka reorganizējot un ierobežojot faktoru slodžu polinoma locekļus, dinamisko faktoru modeli var izteikt statistiskā formā.

Dinamiskais faktoru modelis ir definēts vienādojumā (P2.1.1) un parametri ir definēti kā lagu polinoms:

$$X_{it} = \lambda_i(L)f_t + \varepsilon_{it} \quad (\text{P2.1.1})$$

kur f_t ir $q \times 1$ faktoru vektors, $i = 1, \dots, N$, ε_{it} idiosinkrātiskā kļūda, $\lambda_i(L)$ ir faktoru slodžu lagu polinoms un L ir nenegatīvs, $L \geq 0$.

Faktoru slodžu lagu polinoms varētu tikt pārrakstīts šādi:

$$\lambda_i(L)f_t = (\lambda_{i1}(L), \dots, \lambda_{iq}(L))f_t \quad (\text{P2.1.2})$$

Kur polinoms $\lambda_{ij}(L) = (\lambda_{ij0} + \lambda_{ij1}L + \dots + \lambda_{ijp}L^p)$ parāda j -tā faktora un tā laga attiecību pret i -to mainīgo. Visu faktoru kopējais efekts uz mainīgo i ir:

$$\begin{aligned} \lambda_i(L) &= \lambda_{i1} \begin{pmatrix} f_{1t} \\ \vdots \\ f_{1,t-p} \end{pmatrix} + \dots + \lambda_{iq} \begin{pmatrix} f_{qt} \\ \vdots \\ f_{q,t-p} \end{pmatrix} \\ &= (\lambda_{i10}, \dots, \lambda_{i1p}) \begin{pmatrix} f_{1t} \\ \vdots \\ f_{1,t-p} \end{pmatrix} + \dots + (\lambda_{iq0}, \dots, \lambda_{iqp}) \begin{pmatrix} f_{qt} \\ \vdots \\ f_{q,t-p} \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (\text{P2.1.3})$$

Tā kā tā ir matricu summa, tad var to izteikt kā faktoru slodžu un faktoru reizinājumu šādi:

$$\lambda_i(L)f_t = (\lambda_{i10}, \lambda_{i20}, \dots, \lambda_{iq0}, \dots, \lambda_{i1p}, \dots, \lambda_{iqp}) \begin{pmatrix} f_{1t} \\ f_{2t} \\ \vdots \\ f_{qt} \\ \vdots \\ f_{1,t-p} \\ \vdots \\ f_{q,t-p} \end{pmatrix} = \Lambda_i F_t \quad (\text{P2.1.4})$$

Reorganizējot $\lambda_i(L)$ parametrus, iegūst:

$$\lambda_i(L)f_t = \Lambda_i F_t \quad (\text{P2.1.5})$$

No (P2.1.1) un (P2.1.5) izriet, ka:

$$X_{it} = \Lambda_i F_t + u_{it} \quad (\text{P2.1.6})$$

kur X_{it} ir i -tais mainīgais, $i = 1, \dots, N$, $F_t = (f'_t, \dots, f'_{t-p})'$ ir $r \times 1$ dimensionāls vektors ar $r = q(p+1)$, Λ_i ir slodžu vektors.

Vienādojums (P2.1.6) ir dinamiskā faktoru modeļa statistiskā versija.

2.2.1. pielikums

Pilnās un saīsinātās datubāzu apraksts

Nr.	Rādītāja nosaukums	Datu apstrāde	Datu avots	Pilnā datubāze	Saīsinātā datubāze
Uzņēmumu un patērētāju apsekojums					
1	Kopējā noskaņojuma rādītāji	SA	ECFIN	+	+
Rūpniecības apsekojums					
2	Konfidences indikatori	SA	ECFIN	+	+
3	Novērotais izlaides trends iepriekšējos mēnešos	SA	ECFIN	+	
4	Pasūtījumu apjomu novērtējums	SA	ECFIN	+	
5	Eksporta pasūtījumu apjomu novērtējums	SA	ECFIN	+	
6	Pabeigtās produkcijas krājumu apjoma novērtējums	SA	ECFIN	+	
7	Izlaides apjoma novērtējums nākamajiem mēnešiem	SA	ECFIN	+	
8	Pārdošanas cenas novērtējums nākamajiem mēnešiem	SA	ECFIN	+	
9	Nodarbinātības novērtējums nākamajiem mēnešiem	SA	ECFIN	+	
Pakalpojumu apsekojums					
10	Konfidences indikatori	SA	ECFIN	+	+
11	Biznesa attīstības tendence iepriekšējos 3 mēnešos	SA	ECFIN	+	
12	Pieprasījuma novērtējums iepriekšējos 3 mēnešos	SA	ECFIN	+	
13	Sagaidāmais pieprasījums nākamajos 3 mēnešos	SA	ECFIN	+	
14	Nodarbinātības novērtējums iepriekšējiem 3 mēnešiem	SA	ECFIN	+	
15	Nodarbinātības novērtējums nākamajiem 3 mēnešiem	SA	ECFIN	+	
16	Cenu novērtējums nākamajiem 3 mēnešiem	SA	ECFIN	+	
Patērētāju apsekojumi					
17	Konfidences indikatori	SA	ECFIN	+	+
18	Pēdējo 12 mēnešu finansiālās situācijas novērtējums	SA	ECFIN	+	
19	Nākamo 12 mēnešu finansiālās situācijas novērtējums	SA	ECFIN	+	
20	Pēdējo 12 mēnešu kopējās ekonomiskās situācijas novērtējums	SA	ECFIN	+	
21	Nākamo 12 mēnešu kopējās ekonomiskās situācijas novērtējums	SA	ECFIN	+	
22	Pēdējo 12 mēnešu cenu trends	SA	ECFIN	+	
23	Nākamo 12 mēnešu cenu trends	SA	ECFIN	+	
24	Bezdarba gaidas nākamajiem 12 mēnešiem	SA	ECFIN	+	
25	Šobrīd plānotie lieli pirkumi	SA	ECFIN	+	
26	Nākamajos 12 mēnešos plānotie lieli pirkumi	SA	ECFIN	+	
27	Uzkrājumu līmenis šobrīd	SA	ECFIN	+	
28	Uzkrājumu līmeņa novērtējums nākamajiem 12 mēnešiem	SA	ECFIN	+	
29	Patreizējā mājāsaimniecības finansiālā stāvokļa novērtējums	SA	ECFIN	+	
Tirdzniecības apsekojumi					
30	Konfidences indikatori	SA	ECFIN	+	+
31	Biznesa attīstības tendence iepriekšējos 3 mēnešos	SA	ECFIN	+	
32	Krājumu apmēra novērtējums	SA	ECFIN	+	
33	Jauno pasūtījumu novērtējums nākamajiem 3 mēnešiem	SA	ECFIN	+	
34	Biznesa attīstības novērtējums nākamajiem 3 mēnešiem	SA	ECFIN	+	

35	Nodarbinātības novērtējums nākamajiem 3 mēnešiem	SA	ECFIN	+	
36	Cenu novērtējums nākamajiem 3 mēnešiem	SA	ECFIN	+	
Būvniecības apsekojums					
37	Konfidences indikatori	SA	ECFIN	+	+
38	Būvniecības aktivitāte pēdējo 3 mēnešu laikā	SA	ECFIN	+	
39	Galvenie faktori, kuri šobrīd ierobežo jūsu būvniecības aktivitāti	SA	ECFIN	+	
40	Tādu nav (% s.i. - ik mēneša jautajums 2)	SA	ECFIN	+	
41	Nepietiekams pieprasījums (% s.i. - ik mēneša jautajums 2)	SA	ECFIN	+	
42	Laikapstākļi (% s.i. - ik mēneša jautajums 2)	SA	ECFIN	+	
43	Darbspēka trūkums (% s.i. - ik mēneša jautajums 2)	SA	ECFIN	+	
44	Materiālu vai ekipējuma trūkums (% s.i. - ik mēneša jautajums 2)	SA	ECFIN	+	
45	Citi faktori (% s.i. - ik mēneša jautajums 2)	SA	ECFIN	+	
46	Finansiālie ierobežojumi (% s.i. - ik mēneša jautajums 2)	SA	ECFIN	+	
47	Kopējo pasūtījumu novērtējums	SA	ECFIN	+	
48	Nodarbinātības novērtējums nākamajiem 3 mēnešiem	SA	ECFIN	+	
Eiropas Savienības uzņēmumu un patērētāju noskaņojuma apsekojumi					
49	Rūpniecības konjunktūras rādītāji	SA	ECFIN	+	+
50	Pakalpojumu konjunktūras rādītāji	SA	ECFIN	+	+
51	Patērētāju konfidences rādītāji	SA	ECFIN	+	+
52	Mazumtirdzniecības konjunktūras rādītāji	SA	ECFIN	+	+
53	Būvniecības konjunktūras rādītāji	SA	ECFIN	+	+
54	Kopējā noskaņojuma rādītāji	SA	ECFIN	+	+
Igaunijas uzņēmumu un patērētāju apsekojumi					
55	Rūpniecības konjunktūras rādītāji	SA	ECFIN	+	+
56	Pakalpojumu konjunktūras rādītāji	SA	ECFIN	+	+
57	Patērētāju konfidences rādītāji	SA	ECFIN	+	+
58	Mazumtirdzniecības konjunktūras rādītāji	SA	ECFIN	+	+
59	Būvniecības konjunktūras rādītāji	SA	ECFIN	+	+
60	Kopējā noskaņojuma rādītāji	SA	ECFIN	+	+
Igaunijas uzņēmumu un patērētāju apsekojumi					
61	Rūpniecības konjunktūras rādītāji	SA	ECFIN	+	+
62	Pakalpojumu konjunktūras rādītāji	SA	ECFIN	+	+
63	Patērētāju konfidences rādītāji	SA	ECFIN	+	+
64	Mazumtirdzniecības konjunktūras rādītāji	SA	ECFIN	+	+
65	Būvniecības konjunktūras rādītāji	SA	ECFIN	+	+
66	Kopējā noskaņojuma rādītāji	SA	ECFIN	+	+
Rūpniecība (indekss, 2010=100)					
67	Ieguves rūpniecība un karjeru izstrāde; apstrādes rūpniecība; elektroenerģija, gāzes apgāde, siltumapgāde un gaisa kondicionēšana	SWDA	CSB	+	+
68	Ieguves rūpniecība un karjeru izstrāde	SWDA	CSB	+	
69	Apstrādes rūpniecība	SWDA	CSB	+	
70	Pārtikas produktu ražošana	SWDA	CSB	+	
71	Gaļas un gaļas produktu ražošana, pārstrāde un konservēšana	SWDA	CSB	+	
72	Zivju, vēžveidīgo un mīkstmiešu pārstrāde un konservēšana	SWDA	CSB	+	
73	Augļu un dārzeņu pārstrāde un konservēšana	SWDA	CSB	+	

74	Piena produktu ražošana	SWDA	CSB	+	
75	Konditorejas un miltu izstrādājumu ražošana	SWDA	CSB	+	
76	Citu pārtikas produktu ražošana	SWDA	CSB	+	
77	Dzērienu ražošana	SWDA	CSB	+	
78	Tekstilizstrādājumu ražošana	SWDA	CSB	+	
79	Apģērbu ražošana	SWDA	CSB	+	
80	Koksnes, koka un korķa izstrādājumu ražošana, izņemot mēbeles; salmu un pīto izstrādājumu ražošana	SWDA	CSB	+	
81	Papīra un papīra izstrādājumu ražošana	SWDA	CSB	+	
82	Poligrāfija un ierakstu reproducēšana	SWDA	CSB	+	
83	Ķīmisko vielu un ķīmisko produktu ražošana	SWDA	CSB	+	
84	Farmaceutisko pamatvielu un farmaceitisko preparātu ražošana	SWDA	CSB	+	
85	Gumijas un plastmasas izstrādājumu ražošana	SWDA	CSB	+	
86	Nemetālisko minerālu izstrādājumu ražošana	SWDA	CSB	+	
87	Metālu ražošana	SWDA	CSB	+	
88	Gatavo metālizstrādājumu ražošana, izņemot mašīnas un iekārtas	SWDA	CSB	+	
89	Datoru, elektronisko un optisko iekārtu ražošana	SWDA	CSB	+	
90	Elektrisko iekārtu ražošana	SWDA	CSB	+	
91	Citur neklasificētu iekārtu, mehānismu un darba mašīnu ražošana	SWDA	CSB	+	
92	Automobiļu, piekabju un puspiekabju ražošana	SWDA	CSB	+	
93	Citu transportlīdzekļu ražošana	SWDA	CSB	+	
94	Mēbeļu ražošana	SWDA	CSB	+	
95	Cita veida ražošana	SWDA	CSB	+	
96	Iekārtu un ierīču remonts un uzstādīšana	SWDA	CSB	+	
97	Elektroenerģija, gāzes apgāde, siltumapgāde un gaisa kondicionēšana	SWDA	CSB	+	
Eiropas Savienības rūpniecība (indekss, 2005=100)					
98	Ieguves rūpniecība un karjeru izstrāde	SWDA	Eurostat	+	
99	Apstrādes rūpniecība	SWDA	Eurostat	+	
100	Elektroenerģija, gāzes apgāde, siltumapgāde un gaisa kondicionēšana	SWDA	Eurostat	+	+
Igaunijas rūpniecība (indekss, 2005=100)					
101	Ieguves rūpniecība un karjeru izstrāde	SWDA	Eurostat	+	
102	Apstrādes rūpniecība	SWDA	Eurostat	+	
103	Elektroenerģija, gāzes apgāde, siltumapgāde un gaisa kondicionēšana	SWDA	Eurostat	+	+
Lietuvas rūpniecība (indekss, 2005=100)					
104	Ieguves rūpniecība un karjeru izstrāde	SWDA	Eurostat	+	
105	Apstrādes rūpniecība	SWDA	Eurostat	+	
106	Elektroenerģija, gāzes apgāde, siltumapgāde un gaisa kondicionēšana	SWDA	Eurostat	+	+
Mazumtirdzniecība (2005=100)					
107	Mazumtirdzniecība, pavisam, ieskaitot auto tirdzniecību	SA	CSB	+	+
108	Mazumtirdzniecība, pavisam, ieskaitot auto degvielas mazumtirdzniecības	SA	CSB	+	
109	Mazumtirdzniecība, pavisam, bez auto degvielas mazumtirdzniecības	SA	CSB	+	
110	Auto degvielas mazumtirdzniecība	SA	CSB	+	

111	Mazumtirdzniecība pārtikas veikalos pavisam	SA	CSB	+
112	Mazumtirdzniecība nespecializētajos veikalos, kur pārsvarā tirgo pārtikas produktus	SA	CSB	+
113	Pārtikas, dzērienu mazumtirdzniecība specializētajos veikalos	SA	CSB	+
114	Nepārtikas preču mazumtirdzniecība, ieskaitot auto degvielas mazumtirdzniecību	SA	CSB	+
115	Nepārtikas preču mazumtirdzniecība bez auto degvielas mazumtirdzniecības	SA	CSB	+
116	Mazumtirdzniecība nespecializētajos veikalos, kur pārsvarā netirgo pārtikas produktus	SA	CSB	+
117	Datoru, to perifēro iekārtu, programmatūras un telekomunikāciju iekārtu mazumtirdzniecība	SA	CSB	+
118	Tekstilizstrādājumu, apģērbu, apavu un ādas izstrādājumu mazumtirdzniecība	SA	CSB	+
119	Tekstilizstrādājumu mazumtirdzniecība	SA	CSB	+
120	Apģērbu, apavu un ādas izstrādājumu mazumtirdzniecība	SA	CSB	+
121	Audio un video ierīču mazumtirdzniecība	SA	CSB	+
122	Metālizstrādājumu, krāsu un stikla mazumtirdzniecība	SA	CSB	+
123	Paklāju, grīdsegu, tapešu un grīdas segumu mazumtirdzniecība	SA	CSB	+
124	Mājsaimniecības elektropreču mazumtirdzniecība	SA	CSB	+
125	Mēbeļu, apgaismes ierīču un cita veida mājsaimniecības piederumu mazumtirdzniecība	SA	CSB	+
126	Audio un video ierakstu mazumtirdzniecība	SA	CSB	+
127	Grāmatu, avīžu un kancelejas piederumu mazumtirdzniecība	SA	CSB	+
128	Sporta preču un spēļu mazumtirdzniecība	SA	CSB	+
129	Farmaceutisko, medicīnisko, kosmētikas un tualetes piederumu mazumtirdzniecība	SA	CSB	+
130	Farmaceutisko, medicīnisko piederumu mazumtirdzniecība	SA	CSB	+
131	Kosmētikas un tualetes piederumu mazumtirdzniecība	SA	CSB	+
132	Ziedu, augu, sēklu, mēslošanas līdzekļu, istabas dzīvnieku un to barības mazumtirdzniecība	SA	CSB	+
133	Pulksteņu, juvelierizstrādājumu un citur neklasificētu jaunu preču mazumtirdzniecība	SA	CSB	+
134	Lietotu preču mazumtirdzniecība veikalos	SA	CSB	+
135	Mazumtirdzniecība standos un tirgos	SA	CSB	+
136	Mazumtirdzniecība pa pastu vai Interneta veikalos	SA	CSB	+
137	Pārējā mazumtirdzniecība ārpus veikaliem, stendiem un tirgiem	SA	CSB	+

SPCI (2005=100)

138	Visas preces un pakalpojumi	NSA	Eurostat	+	+
139	Pārtika un bezalkoholiskie dzērieni	NSA	Eurostat	+	
140	Alkoholiskie dzērieni un tabaka	NSA	Eurostat	+	
141	Apģērbs un apavi	NSA	Eurostat	+	
142	Mājoklis, ūdens, elektroenerģija, gāze un cits kurināmais	NSA	Eurostat	+	
143	Mājokļa iekārta, mājturības piederumi un mājas uzkopšana (05)	NSA	Eurostat	+	
144	Veselība	NSA	Eurostat	+	
145	Transports	NSA	Eurostat	+	

146	Sakari	NSA	Eurostat	+	
147	Atpūta un kultūra	NSA	Eurostat	+	
148	Izglītība	NSA	Eurostat	+	
149	Viesnīcas, kafejnīcas un restorāni	NSA	Eurostat	+	
150	Pārējās preces un pakalpojumi	NSA	Eurostat	+	
151	EU Visas preces un pakalpojumi SPCI (2005=100)	NSA	Eurostat	+	+
152	EE Visas preces un pakalpojumi SPCI (2005=100)	NSA	Eurostat	+	+
153	LT Visas preces un pakalpojumi SPCI (2005=100)	NSA	Eurostat	+	+
Ražotāju cenu indekss (2005=100)					
154	Ieguves rūpniecība un karjeru izstrāde	NSA	Eurostat	+	
155	Ieguves rūpniecība un karjeru izstrāde; apstrādes rūpniecība; elektroenerģija, gāzes apgāde, siltumapgāde un gaisa kondicionēšana	NSA	Eurostat	+	+
156	Apstrādes rūpniecība	NSA	Eurostat	+	
157	Elektroenerģija, gāzes apgāde, siltumapgāde un gaisa kondicionēšana	NSA	Eurostat	+	
158	Kapitāla preces	NSA	Eurostat	+	
159	Patērētāju preces	NSA	Eurostat	+	
160	Ilglietošanas patērētāju preces	NSA	Eurostat	+	
161	Starppatēriņa preces	NSA	Eurostat	+	
162	Istermiņa lietošanas patērētāju preces	NSA	Eurostat	+	
163	Enerģijas preces	NSA	Eurostat	+	
Bezdarbs					
164	Bezdarba līmenis (procentos)	NSA	NVA	+	+
165	Brīvo darba vietu skaits	NSA	NVA	+	+
Monetārā statistika (milj. latu)					
166	Naudas masa M1	NSA	LB	+	
167	Naudas masa M2	NSA	LB	+	
168	Naudas masa M3	NSA	LB	+	+
169	Nauda apgrozībā	NSA	LB	+	
170	Procentu likmes, lati, noguldījumi, ilgtermiņa (%)	NSA	LB	+	+
171	Procentu likmes, lati, noguldījumi, īstermiņa (%)	NSA	LB	+	+
172	Procentu likmes, lati, aizņēmumi, ilgtermiņa (%)	NSA	LB	+	+
173	Procentu likmes, lati, aizņēmumi, īstermiņa (%)	NSA	LB	+	+
174	Euribor 3m (%)	NSA	ECB	+	+
175	Euribor 6m (%)	NSA	ECB	+	
176	Rigibor 3m (%)	NSA	LB	+	+
177	Rigibor 6m (%)	NSA	LB	+	
Valūtas kursi					
178	EUR/USD	NSA	ECB	+	+
179	Lata nominālais efektīvais valūtas kurss, pavisam	NSA	LB	+	+
180	Lata nominālais efektīvais valūtas kurss, attīstītās valstis	NSA	LB	+	
181	Lata nominālais efektīvais valūtas kurss, attīstības valstis	NSA	LB	+	
Banku sektora rādītāji (milj. latu)					
Noguldījumi				+	
182	Noguldījumi uz nakti	NSA	LB	+	+
183	Noguldījumi ar termiņu 1-6 mēnešiem	NSA	LB	+	
184	Noguldījumi ar termiņu 6-12 mēnešiem	NSA	LB	+	
185	Noguldījumi, pavisam	NSA	LB	+	+
Kredīti					

186	Īstermiņa kredīti	NSA	LB	+	
187	Kredīti ar termiņu 1-5 gadiem	NSA	LB	+	
188	Kredīti ar termiņu virs 5 gadiem	NSA	LB	+	
189	Kredīti, pavisam	NSA	LB	+	+
Ārējā tirdzniecība (tūkst. latu)					
190	Eksports, pavisam	NSA	CSB	+	+
191	Dzīvi dzīvnieki; dzīvnieku izcelsmes produkti	NSA	CSB	+	
192	Augu valsts produkti	NSA	CSB	+	
193	Tauki un eļļas	NSA	CSB	+	
194	Pārtikas rūpniecības ražojumi, ieskaitot dzērienus un tabaku	NSA	CSB	+	
195	Minerālprodukti	NSA	CSB	+	
196	Ķīmiskās rūpniecības un tās saskarnozaru ražojumi	NSA	CSB	+	
197	Plastmasas, kaučuks un to izstrādājumi	NSA	CSB	+	
198	Jēlādas, ādas, kažokādas un to izstrādājumi	NSA	CSB	+	
199	Koks un koka izstrādājumi	NSA	CSB	+	
200	Papīra masa no koksnes; papīrs un kartons	NSA	CSB	+	
201	Tekstils un tekstilizstrādājumi	NSA	CSB	+	
202	Apavi, galvassegas, lietussargi un citi priekšmeti	NSA	CSB	+	
203	Akmens, ģipša, cementa, stikla, keramikas izstrādājumi	NSA	CSB	+	
204	Dārgakmeņi un pusdārgakmeņi, dārgmetāli	NSA	CSB	+	
205	Parastie metāli un to izstrādājumi	NSA	CSB	+	
206	Mehānismi un mehāniskās ierīces; elektroiekārtas	NSA	CSB	+	
207	Satiksmes līdzekļi	NSA	CSB	+	
208	Optiskās ierīces un aparatūra, pulksteņi, mūzikas instrumenti	NSA	CSB	+	
209	Pārējās preces	NSA	CSB	+	
210	Imports, pavisam	NSA	CSB	+	+
211	Dzīvi dzīvnieki; dzīvnieku izcelsmes produkti	NSA	CSB	+	
212	Augu valsts produkti	NSA	CSB	+	
213	Tauki un eļļas	NSA	CSB	+	
214	Pārtikas rūpniecības ražojumi, ieskaitot dzērienus un tabaku	NSA	CSB	+	
215	Minerālprodukti	NSA	CSB	+	
216	Ķīmiskās rūpniecības un tās saskarnozaru ražojumi	NSA	CSB	+	
217	Plastmasas, kaučuks un to izstrādājumi	NSA	CSB	+	
218	Jēlādas, ādas, kažokādas un to izstrādājumi	NSA	CSB	+	
219	Koks un koka izstrādājumi	NSA	CSB	+	
220	Papīra masa no koksnes; papīrs un kartons	NSA	CSB	+	
221	Tekstils un tekstilizstrādājumi	NSA	CSB	+	
222	Apavi, galvassegas, lietussargi un citi priekšmeti	NSA	CSB	+	
223	Akmens, ģipša, cementa, stikla, keramikas izstrādājumi	NSA	CSB	+	
224	Dārgakmeņi un pusdārgakmeņi, dārgmetāli	NSA	CSB	+	
225	Parastie metāli un to izstrādājumi	NSA	CSB	+	
226	Mehānismi un mehāniskās ierīces; elektroiekārtas	NSA	CSB	+	
227	Satiksmes līdzekļi	NSA	CSB	+	
228	Optiskās ierīces un aparatūra, pulksteņi, mūzikas instrumenti	NSA	CSB	+	
229	Pārējās preces	NSA	CSB	+	
Fiskālie rādītāji (tūkst. latu)					

230	Nodokļu ieņēmumi	NSA	VK	+	+
231	Iedzīvotāju ienākuma nodoklis	NSA	VK	+	
232	Uzņēmumu ienākuma nodoklis	NSA	VK	+	
233	Sociālās iemaksas	NSA	VK	+	
234	Nekustamā īpašuma nodoklis	NSA	VK	+	
235	Pievienotās vērtības nodoklis	NSA	VK	+	
236	Akcīzes nodoklis	NSA	VK	+	
237	Vispārējās valdības izdevumi	NSA	VK	+	+
238	Vispārējās valdības budžeta saldo	NSA	VK	+	
Ostas (tkst, tonnas)					
239	Ostu apgrozījums	NSA	CSB	+	+
Maksājumu bilances statistika (tūkst. latu)					
240	Pakalpojumu eksports	NSA	LB	+	+
241	Pakalpojumu imports	NSA	LB	+	+
242	Saldo: Ienākumi	NSA	LB	+	
243	Saldo: Pārvedumi	NSA	LB	+	
244	Saldo: Tiešās investīcijas	NSA	LB	+	
245	Saldo: Portfeļieguldījumi	NSA	LB	+	
246	Saldo: Pārējās investīcijas	NSA	LB	+	
Naftas cena					
247	Brent, latos	NSA	Reuters	+	

Apzīmējumi:

Ar "+" apzīmēts rādītāja iekļaušana attiecīgā datubāzē

SA - sezonāli izlīdzinātie dati; SWDA - sezonāli un kalendāri izlīdzinātie dati

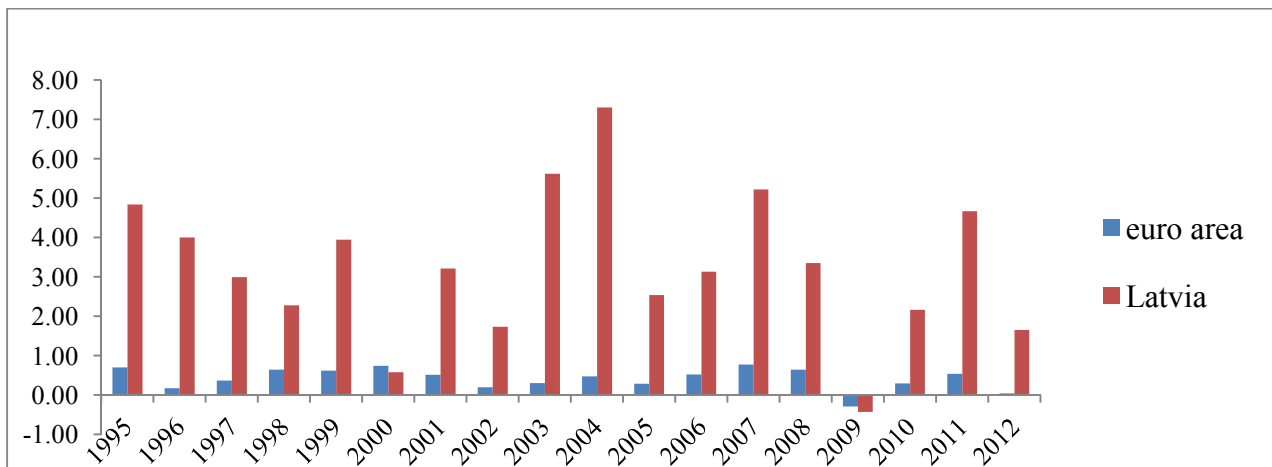
WDA - kalendāri izlīdzinātie dati; NSA - sezonāli neizlīdzinātie dati

ECFIN - Eiropas Komisijas ekonomikas un finanšu lietu direktorāts

Eurostat - ES statistikas birojs, CSB - Latvijas centrālais statistiskais birojs

LB - Latvijas Banka, VK - LR Valsts kase, NVA - Nodarbinātības valsts aģentūra

2.2.2. pielikums



P2.2.2. attēls. Krājumu izmaiņu devums kopējā IKP Latvijai un eiro zonai (procentos).

Piezīme: Latvijas un eiro zona IKP dati ir izteikti miljonos eiro, ķēdēti, 2005. gada salīdzināmajās cenās).

Datu avots: Eurostat, autora izstrādne

2.2.3. Pielikums

NACE 1.1. un 2.0 nozaru klasifikācija

NACE 1.1. redakcija		NACE 2.0 redakcija	
Sadaļa	Apraksts	Sadaļa	Apraksts
A	Lauksaimniecība, medniecība un mežsaimniecība	A	Lauksaimniecība, mežsaimniecība un zivsaimniecība
B	Zvejniecība	B	Ieguves rūpniecība un karjeru izstrāde
C	Ieguves rūpniecība un karjeru izstrāde	C	Apstrādes rūpniecība
D	Apstrādes rūpniecība	D	Elektroenerģija, gāzes apgāde, siltumapgāde un gaisa kondicionēšana
E	Elektroenerģija, gāzes un ūdens apgāde	E	Ūdens apgāde; notekūdeņu, atkritumu apsaimniekošana un sanācija
F	Būvniecība	F	Būvniecība
G	Vairumtirdzniecība un mazumtirdzniecība; automobiļu, motociklu, individuālās lietošanas priekšmetu, sadzīves aparātūras un iekārtu remonts	G	Vairumtirdzniecība un mazumtirdzniecība; automobiļu un motociklu remonts
H	Viesnīcas un restorāni	I	Izmitināšana un ēdināšanas pakalpojumi
I	Transports, glabāšana un sakari	H	Transports un uzglabāšana
J	Finanšu starpniecība	J	Informācijas un komunikācijas pakalpojumi
K	Operācijas ar nekustamo īpašumu, noma, datorpakalpojumi, zinātne un citi komercpakalpojumi	K	Finanšu un apdrošināšanas darbības
L	Valsts pārvalde un aizsardzība; obligātā sociālā apdrošināšana	L	Operācijas ar nekustamo īpašumu
M	Izglītība	M	Profesionālie, zinātniskie un tehniskie pakalpojumi
N	Veselība un sociālā aprūpe	N	Administratīvo un apkalpojošo dienestu darbība
O	Sabiedriskie, sociālie un individuālie pakalpojumi	O	Valsts pārvalde un aizsardzība; obligātā sociālā apdrošināšana
P	Mājsaimniecību darbība	P	Izglītība
Q	Ārpusteritoriālās organizācijas un institūcijas	Q	Veselība un sociālā aprūpe
		R	Māksla, izklaide un atpūta
		S	Citi pakalpojumi
		T	Mājsaimniecību kā darba devēju darbība; pašpatēriņa preču ražošana un pakalpojumu sniegšana individuālajās mājsaimniecībās
		U	Ārpusteritoriālo organizāciju un institūciju darbība

Avots: Eurostat (2008).

Statistisko datu publicēšanas grafiks

Pārskata mēneša publicēšanas laiks			Pārskata mēnesis (t)																														
	Mēneša rādītājs	Publicēšanas diena:	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31
Esošais mēnesis (t) Uzņēmēju un patērētāju aptaujas																																	
Nākamais mēnesis (t+1)	EURIBOR, RIGIBOR	nākamā diena																															
	Valūtas kursi (NEER, REER)																																
	Patēriņa cenu indekss	6. darba diena																															
	Bezdabnieku skaits, vakanču skaits																																
	Saskaņotais patēriņa cenu indekss	9. darba diena																															
	Ostu apgrozījums																																
	Naudas masa, depozīti, aizdevumi	14. darba diena																															
	Procentu likmes (CSP: depozīti, aizdevumi)	20. kalendāra diena																															
	Ražotāju cenu indekss	15. darba diena																															
	Fiskālie rādītāji: nodokļu ieņēmumi un izdevumi																																
	Mazumtirdzniecība	30. kalendāra diena																															
Aiznākamais mēnesis (t+2)	Kopējās rūpniecības apjoms	34. kalendāra diena																															
	Ārējā tirdzniecība	40. kalendāra diena																															
	Maksājumu balance																																

Piemēram, uzņēmēju un patērētāju aptaujas par pārskata periodu (t) tiek publicēti pārskata mēneša (t) beigās, apmēram no 26. līdz 30.datumam. Savukārt, ražotāju cenas par pārskata periodu (t) tiek publicētas nākamā mēneša ($t+1$) 15.darba dienā, kas apmēram ir no 20. līdz 21.datumam.

2.2.7. pielikums

Stock un *Watson* (2002a) piedāvātā EM (*Expectation Maximisation*) metode datubāzei ar laika rindu lagiem. Pieņemot nesabalansētu datubāzi X_t ar N mainīgajiem lielumiem, tad EM algoritms ir raksturots ar sešiem soļiem:

1. Apvieno kopā X_t ar saviem lagiem;
2. Iegūst $\hat{X}_t$ datubāzi, ja elementi ir pieejami, $\hat{X}_t = X_t$; un ja elementi trūkst, $\hat{X}_t = 0$;
3. Novērtē faktoros F_t^0 kā pirmās r galvenās komponentes $\hat{X}_t$ datubāzei;
4. Aprēķina $\hat{X}_t$ ar pieejamiem elementiem, $\hat{X}_t = X_t$; un ja elementi trūkst, $\hat{X}_t = \hat{\Lambda}^{f_0} \hat{F}_t^0$;
5. Novērtē F_t^1 kā pirmās r galvenās komponentes $\hat{X}_t$ datubāzei;
6. atpakaļ uz 4. soli, aizvietojot F_t^1 ar F_t^0 .

Šajā darbā tiek izmantoti divi nenovērojamie faktori ($r = 2$) EM algoritma īstenošanai. Atkārtojot un pārvērtējot trūkstošos novērojumus, tiek iegūti to stabilie novērtējumi. Jāatzīmē, ka iteratīvais mehānisms neietekmē sākotnējos novērojumus. Tie paliek nemainīgi.

2.3.1. pielikums

P2.3.1. tabula

Faktoru skaita noteikšana atbilstoši informatīvo kritēriju novērtējumiem

Faktoru skaits	Īpašvērtības	IC ₁	IC ₂	IC ₃	PC ₁	PC ₂	PC ₃
1	21.183	-0.052	-0.046	-0.068	0.949	0.954	0.934
2	10.618	-0.057	-0.046	-0.089	0.941	0.951	0.913
3	8.501	-0.054	-0.038	-0.102	0.940	0.953	0.900
4	7.185	-0.047	-0.025	-0.111	0.942	0.959	0.890
5	5.601	-0.032	-0.006	-0.112	0.949	0.970	0.886
6	5.347	-0.017	0.015	-0.113	0.955	0.980	0.882
7	5.088	-0.002	0.036	-0.114	0.961	0.989	0.878
8	4.865	0.014	0.057	-0.114	0.967	0.997	0.874
9	4.690	0.031	0.079	-0.114	0.971	1.005	0.870
10	4.451	0.048	0.101	-0.113	0.976	1.012	0.866
11	4.292	0.065	0.124	-0.111	0.980	1.019	0.862
12	4.118	0.083	0.147	-0.110	0.983	1.025	0.858
13	3.926	0.101	0.170	-0.107	0.986	1.030	0.855
14	3.855	0.119	0.194	-0.105	0.989	1.035	0.850
15	3.759	0.137	0.217	-0.103	0.990	1.039	0.846
16	3.594	0.156	0.241	-0.101	0.992	1.042	0.841
17	3.453	0.175	0.266	-0.098	0.993	1.045	0.837
18	3.413	0.194	0.290	-0.095	0.993	1.047	0.832
19	3.350	0.212	0.314	-0.092	0.993	1.048	0.826
20	3.195	0.231	0.338	-0.089	0.992	1.049	0.821

Faktoru skaits	AIC ₁	AIC ₂	AIC ₃	SIC ₁	SIC ₂	SIC ₃
1	0.919	0.917	0.926	0.934	0.930	0.999
2	0.884	0.881	0.898	0.913	0.905	1.037
3	0.858	0.853	0.878	0.900	0.888	1.077
4	0.836	0.830	0.862	0.890	0.875	1.118
5	0.821	0.813	0.852	0.886	0.868	1.162
6	0.806	0.796	0.842	0.882	0.861	1.203
7	0.792	0.781	0.832	0.878	0.854	1.242
8	0.778	0.766	0.823	0.874	0.848	1.277
9	0.765	0.752	0.814	0.870	0.841	1.310
10	0.752	0.738	0.805	0.866	0.835	1.341
11	0.740	0.725	0.796	0.862	0.829	1.370
12	0.728	0.712	0.787	0.858	0.822	1.396
13	0.717	0.700	0.779	0.855	0.816	1.421
14	0.706	0.687	0.771	0.850	0.810	1.444
15	0.694	0.675	0.762	0.846	0.804	1.464
16	0.684	0.664	0.754	0.841	0.798	1.483
17	0.673	0.653	0.746	0.837	0.791	1.500
18	0.663	0.642	0.737	0.832	0.785	1.515
19	0.653	0.631	0.729	0.826	0.778	1.528
20	0.643	0.620	0.720	0.821	0.772	1.540

3.2.1. pielikums

Detalizēts datubāzu apraksts faktoru modeļiem no agregētās un dezagrētās puses

Nr.	Rādītāja nosaukums	Datu apstrāde	Datu avots
Uzņēmumu un patērētāju apsekojumi			
1	Latvijas ekonomikas sentimenta indikators	SA	ECFIN
2	Eiropas Savienības ekonomikas sentimenta indikators	SA	ECFIN
3	Igaunijas ekonomikas sentimenta indikators	SA	ECFIN
4	Lietuvas ekonomikas sentimenta indikators	SA	ECFIN
Darba tirgus (procentos)			
5	Reģistrētais bezdarbs	NSA	NVA
Finanšu sektors (milj, Ls vai procentos)			
6	Naudas masa, M3	NSA	LB
7	Skaidrā nauda apgrozībā	NSA	LB
8	Rigibor, 3-mēnešu	NSA	LB
9	Euribor, 3-mēnešu	NSA	ECB
10	noguldījumu procentu likmes (latos), ilgtermiņa	NSA	CSB
11	noguldījumu procentu likmes (latos), īstermiņa	NSA	CSB
12	Kredīta procentu likmes (latos), ilgtermiņa	NSA	CSB
13	Kredīta procentu likmes (latos), īstermiņa	NSA	CSB
Ārēja tirdzniecība (milj., Ls)			
14	Exports, pavisam	NSA	CSB
15	Imports, pavisam	NSA	CSB
Rūpniecība (indekss, 2005 = 100)			
16	Kopējā rūpniecība	WDA	CSB
17	(B) Ieguves rūpniecība un karjeru izstrāde	WDA	CSB
18	(C) Apstrādes rūpniecība	WDA	CSB
19	(D) Elektroenerģija un gāzes apgāde	WDA	CSB
20	(10) pārtikas produktu ražošana	WDA	CSB
21	(11) dzērienu ražošana	WDA	CSB
22	(13) tekstilizstrādājumu ražošana	WDA	CSB
23	(14) apģērbu ražošana	WDA	CSB
24	(16) koksnes; koka un korķa izstrādājumu ražošana, izņemot mēbeles; salmu un pīto	WDA	CSB
25	(17) papīra un papīra izstrādājumu ražošana	WDA	CSB
26	(18) poligrāfija un ierakstu reproducēšana	WDA	CSB
27	(20) ķīmisko vielu un ķīmisko produktu ražošana	WDA	CSB
28	(21) farmaceitisko pamatvielu un farmaceitisko preparātu ražošana	WDA	CSB
29	(22) gumijas un plastmasas izstrādājumu ražošana	WDA	CSB
30	(23) nemetālisko minerālu izstrādājumu ražošana	WDA	CSB

31	(24) metālu ražošana	WDA	CSB
32	(25) gatavo metālizstrādājumu ražošana, izņemot mašīnas un iekārtas	WDA	CSB
33	(26) datoru, elektronisko un optisko iekārtu ražošana	WDA	CSB
34	(27) elektrisko iekārtu ražošana	WDA	CSB
35	(28) citur neklasificētu iekārtu, mehānismu un darba mašīnu ražošana	WDA	CSB
36	(29) automobiļu, piekabju un puspiekabju ražošana	WDA	CSB
37	(30) citu transportlīdzekļu ražošana	WDA	CSB
38	(31) mēbeļu ražošana	WDA	CSB
39	(32) cita veida ražošana	WDA	CSB
40	(33) iekārtu un ierīču remonts un uzstādīšana	WDA	CSB
Eiropas Savienības rūpniecība (indekss, 2005 = 100)			
41	(B) Ieguves rūpniecība un karjeru izstrāde	WDA	Eurostat
42	(C) Apstrādes rūpniecība	WDA	Eurostat
43	(D) Elektroenerģija un gāzes apgāde	WDA	Eurostat
Igaunijas rūpniecība (indekss, 2005 = 100)			
44	(B) Ieguves rūpniecība un karjeru izstrāde	WDA	Eurostat
45	(C) Apstrādes rūpniecība	WDA	Eurostat
46	(D) Elektroenerģija un gāzes apgāde	WDA	Eurostat
Lietuvas rūpniecība (indekss, 2005 = 100)			
47	(B) Ieguves rūpniecība un karjeru izstrāde	WDA	Eurostat
48	(C) Apstrādes rūpniecība	WDA	Eurostat
49	(D) Elektroenerģija un gāzes apgāde	WDA	Eurostat
Tirdzniecība (tūkst. Ls, salīdzināmās cenās)			
50	MAZUMTIRDZNIECĪBA AR AUTO	SA	CSB
51	MAZUMTIRDZNIECĪBA, IESKAITOT AUTO DEGVIELAS MAZUMTIRDZNIECĪBU (47)	SA	CSB
52	Mazumtirdzniecība, pavisam, bez auto degvielas mazumtirdzniecības (47 - 473)	SA	CSB
53	Auto degvielas mazumtirdzniecība (4730)	SA	CSB
54	Mazumtirdzniecība pārtikas veikalos pavisam (4711;472)	SA	CSB
55	..mazumtirdzniecība nespecializētajos veikalos, kur pārsvarā tirgo pārtikas produktus (4711)	SA	CSB
56	..pārtikas, dzērienu mazumtirdzniecība specializētajos veikalos (472)	SA	CSB
57	Nepārtikas preču mazumtirdzniecība, ieskaitot auto degvielas mazumtirdzniecību (4719;473 - 479)	SA	CSB
58	Nepārtikas preču mazumtirdzniecība bez auto degvielas mazumtirdzniecības (4719;474 - 479)	SA	CSB
59	Mazumtirdzniecība nespecializētajos veikalos, kur pārsvarā netirgo pārtikas produktus (4719)	SA	CSB
60	Datoru, to perifēro iekārtu, programmatūras un telekomunikāciju iekārtu mazumtirdzniecība (4741 - 4742)	SA	CSB
61	Tekstilizstrādājumu, apģērbu, apavu un ādas izstrādājumu mazumtirdzniecība (4751;4771 - 4772)	SA	CSB
62	..tekstilizstrādājumu mazumtirdzniecība (4751)	SA	CSB
63	..apģērbu, apavu un ādas izstrādājumu mazumtirdzniecība (4771 - 4772)	SA	CSB

64	Audio un video ierīču mazumtirdzniecība (4743)	SA	CSB
65	Metālizstrādājumu, krāsu un stikla mazumtirdzniecība(4752)	SA	CSB
66	Paklāju, grīdsegu, tapešu un grīdas segumu mazumtirdzniecība (4753)	SA	CSB
67	Mājsaimniecības elektropreču mazumtirdzniecība (4754)	SA	CSB
68	Mēbeļu, apgaismes ierīču un cita veida mājsaimniecības piederumu mazumtirdzniecība (4759)	SA	CSB
69	Audio un video ierakstu mazumtirdzniecība (4763)	SA	CSB
70	Grāmatu, avīžu un kancelejas piederumu mazumtirdzniecība (4761 - 4762)	SA	CSB
71	Sporta preču un spēļu mazumtirdzniecība (4764 - 4765)	SA	CSB
72	Farmaceutisko, medicīnisko,kosmētikas un tualetes piederumu mazumtirdzniecība (4773 - 4775)	SA	CSB
73	..farmaceutisko, medicīnisko piederumu mazumtirdzniecība (4773 - 4774)	SA	CSB
74	..kosmētikas un tualetes piederumu mazumtirdzniecība (4775)	SA	CSB
75	Ziedu, augu, sēkļu, mēslošanas līdzekļu, istabas dzīvnieku un to barības mazumtirdzniecība (4776)	SA	CSB
76	Pulksteņu, juvelierizstrādājumu un citur neklasificētu jaunu preču mazumtirdzniecība (4777 - 4778)	SA	CSB
77	Lietotu preču mazumtirdzniecība veikalos (4779)	SA	CSB
78	Mazumtirdzniecība stendos un tirgos (478)	SA	CSB
79	Mazumtirdzniecība pa pastu vai Interneta veikalos (4791)	SA	CSB
80	Pārējā mazumtirdzniecība ārpus veikaliem, stendiem un tirgiem (4799)	SA	CSB
Fiskālais sektors (tūkst., Ls)			
81	Nodokļu ieņēmumi kopā	NSA	VK
Kravu pārvadājumi (tūkst., tonnas)			
82	Ostu apgrozījums	NSA	CSB
Maksājumu balance (tūkst., Ls)			
83	Pakalpojumu kredīts	NSA	LB
84	Pakalpojumu debets	NSA	LB
85	Ienākumi, saldo	NSA	LB
86	Kārtējie pārvedumi, saldo	NSA	LB
87	Tiešās investīcijas, saldo	NSA	LB
88	Portfeļieguldījumi, saldo	NSA	LB
89	Citi ieguldījumi, saldo	NSA	LB
Valūtas kursi			
90	EUR/USD	NSA	ECB
91	Lata nominālais efektīvais valūtas kurss, pavisam	NSA	LB
92	Lata nominālais efektīvais valūtas kurss, attīstītās valstis	NSA	LB
93	Lata nominālais efektīvais valūtas kurss, attīstības valstis	NSA	LB
Pateriņa cenas (indekss, 2005 = 100)			
94	Pārtika un bezalkoholiskie dzērieni (01)	NSA	CSB
95	Alkoholiskie dzērieni un tabaka (02)	NSA	CSB
96	Apģērbs un apavi (03)	NSA	CSB
97	Mājoklis, ūdens, elektroenerģija, gāze un cits kurināmais (04)	NSA	CSB
98	Mājokļa iekārta, mājturības piederumi un mājas uzkopšana (05)	NSA	CSB

99	Veselība (06)	NSA	CSB
100	Transports (07)	NSA	CSB
101	Sakari (08)	NSA	CSB
102	Atpūta un kultūra (09)	NSA	CSB
103	Izglītība (10)	NSA	CSB
104	Viesnīcas, kafejnīcas un restorāni (11)	NSA	CSB
105	Pārējās preces un pakalpojumi (12)	NSA	CSB

Apzīmējumi:

SA - sezonāli izlīdzinātie dati; SWDA - sezonāli un kalendāri izlīdzinātie dati

WDA - kalendāri izlīdzinātie dati; NSA - sezonāli neizlīdzinātie dati

ECFIN - Eiropas Komisijas ekonomikas un finanšu lietu direktorāts

Eurostat - ES statistikas birojs, CSB - Latvijas centrālais statistiskais birojs

LB - Latvijas Banka, VK - LR Valsts kase, NVA - Nodarbinātības valsts aģentūra

3.3.1. pielikums

FAVAR modeļa *bootstrap* metodes

Bootstrap metode

1. Novērtē VAR(p) modeli, kur p ir lagu skaits, un iegūst $\hat{u}_t$:

$$y_t = c_0 + \sum_{i=1}^p \hat{\beta}_i y_{t-i} + \hat{u}_t \quad (\text{P3.1})$$

2. Nejauši pārkārto $\hat{u}_t$ vektors novērojumus un iegūst $\hat{u}_t^*$;
3. Izmanto $\hat{u}_t^*$ un novērtētus $\hat{\beta}$ lai aprēķinātu $\hat{y}_t^*$, izmantojot vienādojumu

$$\hat{y}_t^* = c_0 + \sum_{i=1}^p \hat{\beta}_i y_{t-i} + \hat{u}_t^*$$
4. Novērtē jaunus $\hat{\beta}^*$ koeficientus no vienādojuma $\hat{y}_t^* = c_0 + \sum_{i=1}^p \hat{\beta}_i^* y_{t-i} + \hat{e}_t^*$
5. Atkārto B reizes soļus no 2 līdz 4 un savāc $\hat{\beta}_b^*$, kur $b = 1, \dots, B$
6. Novērtē α un $1 - \alpha$ percentili punktu intervālam $\hat{\beta}_b^*$ koeficientiem un iegūst ticamības intervālus

Kilian (1998) *bootstrap-after-bootstrap* metode mazu izlašu ticamības intervālu iegūšanai, kas pieņem $\hat{\beta}$ koeficienta korekciju pēc *bootstrap* metodes pirmā soļa, kas aprakstīts augstāk.

1. Novērtē $\hat{\beta}_b^*$ koeficientus no *bootstrap* metodes
2. Aprēķina nobīdes parametru $\hat{\Psi} = \left(\frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \hat{\beta}_b^* \right) - \hat{\beta}$, kur $b = 1, \dots, B$
3. Aprēķina koriģētus koeficientus $\tilde{\beta}$: $\tilde{\beta} = \hat{\beta} + \delta \hat{\Psi}$, kur δ ir diskonta faktors
4. Aizvieto koriģētus $\tilde{\beta}$ koeficientus vienādojumā (A3.1) un iegūst $\tilde{u}_t$ kā

$$\tilde{u}_t = y_t - c_0 - \sum_{i=1}^p \tilde{\beta}_i y_{t-i} \quad (\text{P3.2})$$
5. Nejauši pārkārto izlasi $\tilde{u}_t$ un iegūst $\tilde{u}_t^*$
6. Izmato $\tilde{u}_t^*$ un koriģētus $\tilde{\beta}$ koeficientus lai novērtētu $\tilde{y}_t^*$ vienādojumā

$$\tilde{y}_t^* = c_0 + \sum_{i=1}^p \tilde{\beta}_i y_{t-i} + \tilde{u}_t^*$$
7. Novērtē jaunus $\tilde{\beta}^*$ koeficientus no vienādojuma $\tilde{y}_t^* = c_0 + \sum_{i=1}^p \tilde{\beta}_i^* y_{t-i} + \hat{e}_t^*$
8. Atkārto B reizes soļus 5 līdz 7 un savāc $\tilde{\beta}_b^*$ koeficientus, kur $b = 1, \dots, B$
9. Koriģē $\tilde{\beta}_b^*$ koeficientus ar nobīdes parametru $\hat{\Psi}$ un iegūst: $\tilde{\tilde{\beta}}_b^* = \tilde{\beta}_b^* + \delta \hat{\Psi}$, kur δ ir diskonta faktors
10. Novērtē α un $1 - \alpha$ percentiles punktu intervālam $\tilde{\tilde{\beta}}_b^*$ koeficientiem un iegūst ticamības intervālus.

FAVAR modeļa detalizēts datubāzes apraksts

Nr.	Rādītāja nosaukums	Datu biežums	Datu apstrāde	Datu avots	Eiro zona	Latvija
Uzņēmumu un patērētāju apsekojums						
1	Kopējā noskaņojuma rādītāji	M	SA	ECFIN	+	+
Rūpniecības apsekojums						
2	Konfidences indikatori	M	SA	ECFIN	+	+
3	Novērotais izlaides trends iepriekšējos mēnešos	M	SA	ECFIN	+	+
4	Pasūtījumu apjomu novērtējums	M	SA	ECFIN	+	+
5	Eksporta pasūtījumu apjomu novērtējums	M	SA	ECFIN	+	+
6	Pabeigtās produkcijas krājumu apjoma novērtējums	M	SA	ECFIN	+	+
7	Izlaides apjoma novērtējums nākamajiem mēnešiem	M	SA	ECFIN	+	+
8	Pārdošanas cenas novērtējums nākamajiem mēnešiem	M	SA	ECFIN	+	+
9	Nodarbinātības novērtējums nākamajiem mēnešiem	M	SA	ECFIN	+	+
Pakalpojumu apsekojums						
10	Konfidences indikatori	M	SA	ECFIN	+	
11	Biznesa attīstības tendence iepriekšējos 3 mēnešos	M	SA	ECFIN	+	
12	Pieprasījuma novērtējums iepriekšējos 3 mēnešos	M	SA	ECFIN	+	
13	Sagaidāmais pieprasījums nākamajos 3 mēnešos	M	SA	ECFIN	+	
14	Nodarbinātības novērtējums iepriekšējiem 3 mēnešiem	M	SA	ECFIN	+	
15	Nodarbinātības novērtējums nākamajiem 3 mēnešiem	M	SA	ECFIN	+	
Patērētāju apsekojumi						
16	Konfidences indikatori	M	SA	ECFIN	+	
17	Pēdējo 12 mēnešu finansiālās situācijas novērtējums	M	SA	ECFIN	+	
18	Nākamo 12 mēnešu finansiālās situācijas novērtējums	M	SA	ECFIN	+	
19	Pēdējo 12 mēnešu kopējās ekonomiskās situācijas novērtējums	M	SA	ECFIN	+	
20	Nākamo 12 mēnešu kopējās ekonomiskās situācijas novērtējums	M	SA	ECFIN	+	
21	Pēdējo 12 mēnešu cenu trends	M	SA	ECFIN	+	
22	Nākamo 12 mēnešu cenu trends	M	SA	ECFIN	+	
23	Bezdarba gaidas nākamajiem 12 mēnešiem	M	SA	ECFIN	+	
24	Šobrīd plānotie lieli pirkumi	M	SA	ECFIN	+	
25	Nākamajos 12 mēnešos plānotie lieli pirkumi	M	SA	ECFIN	+	
26	Uzkrājumu līmenis šobrīd	M	SA	ECFIN	+	
27	Uzkrājumu līmeņa novērtējums nākamajiem 12 mēnešiem	M	SA	ECFIN	+	
28	Patreizējā mājāsaimniecības finansiālā stāvokļa novērtējums	M	SA	ECFIN	+	
Tirdzniecības apsekojumi						
29	Konfidences indikatori	M	SA	ECFIN	+	+
30	Biznesa attīstības tendence iepriekšējos 3 mēnešos	M	SA	ECFIN	+	+
31	Krājumu apmēra novērtējums	M	SA	ECFIN	+	+
32	Jauno pasūtījumu novērtējums nākamajiem 3 mēnešiem	M	SA	ECFIN	+	+
33	Biznesa attīstības novērtējums nākamajiem 3 mēnešiem	M	SA	ECFIN	+	+

34	Nodarbinātības novērtējums nākamajiem 3 mēnešiem	M	SA	ECFIN	+	+
	Būvniecības apsekojums					
35	Konfidences indikatori	M	SA	ECFIN	+	+
36	Būvniecības aktivitāte pēdējo 3 mēnešu laikā	M	SA	ECFIN	+	+
37	Galvenie faktori, kuri šobrīd ierobežo jūsu būvniecības aktivitāti	M	SA	ECFIN	+	
38	Tādu nav (% s.i. - ik mēneša jautajums 2)	M	SA	ECFIN	+	+
39	Nepietiekams pieprasījums (% s.i. - ik mēneša jautajums 2)	M	SA	ECFIN	+	+
40	Laikapstākļi (% s.i. - ik mēneša jautajums 2)	M	SA	ECFIN	+	+
41	Darbspēka trūkums (% s.i. - ik mēneša jautajums 2)	M	SA	ECFIN	+	
42	Materiālu vai ekipējuma trūkums (% s.i. - ik mēneša jautajums 2)	M	SA	ECFIN	+	
43	Citi faktori (% s.i. - ik mēneša jautajums 2)	M	SA	ECFIN	+	
44	Finansiālie ierobežojumi (% s.i. - ik mēneša jautajums 2)	M	SA	ECFIN	+	
45	Kopējo pasūtījumu novērtējums	M	SA	ECFIN	+	
46	Nodarbinātības novērtējums nākamajiem 3 mēnešiem	M	SA	ECFIN	+	
	Rūpniecība (indekss, 2005=100)					
47	Ieguves rūpniecība un karjeru izstrāde; apstrādes rūpniecība; elektroenerģija, gāzes apgāde, siltumapgāde un gaisa kondicionēšana	M	SWDA	Eurostat	+	+
48	Ieguves rūpniecība un karjeru izstrāde	M	SWDA	Eurostat	+	+
49	Apstrādes rūpniecība	M	SWDA	Eurostat	+	+
50	Pārtikas produktu ražošana	M	SWDA	Eurostat	+	+
51	Dzērienu ražošana	M	SWDA	Eurostat	+	+
52	Tabakas izstrādājumu ražošana	M	SWDA	Eurostat	+	
53	Tekstilizstrādājumu ražošana	M	SWDA	Eurostat	+	+
54	Apģērbu ražošana	M	SWDA	Eurostat	+	+
55	Ādas un ādas izstrādājumu ražošana	M	SWDA	Eurostat	+	
56	Koksnes, koka un korķa izstrādājumu ražošana, izņemot mēbeles; salmu un pīto izstrādājumu ražošana	M	SWDA	Eurostat	+	+
57	Papīra un papīra izstrādājumu ražošana	M	SWDA	Eurostat	+	+
58	Poligrāfija un ierakstu reproducēšana	M	SWDA	Eurostat	+	+
59	Attīrītas degvielas ražošana	M	SWDA	Eurostat	+	
60	Ķīmisko vielu un ķīmisko produktu ražošana	M	SWDA	Eurostat	+	+
61	Farmaceitisko pamatvielu un farmaceitisko preparātu ražošana	M	SWDA	Eurostat	+	
62	Gumijas un plastmasas izstrādājumu ražošana	M	SWDA	Eurostat	+	+
63	Nemetālisko minerālu izstrādājumu ražošana	M	SWDA	Eurostat	+	+
64	Metālu ražošana	M	SWDA	Eurostat	+	+
65	Gatavo metālizstrādājumu ražošana, izņemot mašīnas un iekārtas	M	SWDA	Eurostat	+	+
66	Datoru, elektronisko un optisko iekārtu ražošana	M	SWDA	Eurostat	+	
67	Elektrisko iekārtu ražošana	M	SWDA	Eurostat	+	+
68	Citur neklasificētu iekārtu, mehānismu un darba mašīnu ražošana	M	SWDA	Eurostat	+	+
69	Automobiļu, piekabju un puspiekabju ražošana	M	SWDA	Eurostat	+	+
70	Citu transportlīdzekļu ražošana	M	SWDA	Eurostat	+	+
71	Mēbeļu ražošana	M	SWDA	Eurostat	+	+
72	Cita veida ražošana	M	SWDA	Eurostat	+	+

73	Iekārtu un ierīču remonts un uzstādīšana	M	SWDA	Eurostat	+	
74	Elektroenerģija, gāzes apgāde, siltumapgāde un gaisa kondicionēšana	M	SWDA	Eurostat	+	+
75	Kapitāla preces	M	SWDA	Eurostat	+	
76	Patērētāju preces	M	SWDA	Eurostat	+	
77	Ilglietošanas patērētāju preces	M	SWDA	Eurostat	+	
78	Starppatēriņa preces	M	SWDA	Eurostat	+	
79	Istermiņa lietošanas patērētāju preces	M	SWDA	Eurostat	+	
Jauno pasūtījumu indekss rūpniecībā (2005 = 100)						
80	Tekstilizstrādājumu ražošana	M	SA	Eurostat	+	
81	Apģērbu ražošana	M	SA	Eurostat	+	
82	Papīra un papīra izstrādājumu ražošana	M	SA	Eurostat	+	
83	Ķīmisko vielu un ķīmisko produktu ražošana	M	SA	Eurostat	+	
84	Metālu ražošana	M	SA	Eurostat	+	
85	Gatavo metālizstrādājumu ražošana, izņemot mašīnas un iekārtas	M	SA	Eurostat	+	
86	Datoru, elektronisko un optisko iekārtu ražošana	M	SA	Eurostat	+	
87	Elektrisko iekārtu ražošana	M	SA	Eurostat	+	
88	Citur neklasificētu iekārtu, mehānismu un darba mašīnu ražošana	M	SA	Eurostat	+	
89	Automobiļu, piekabju un puspiekabju ražošana	M	SA	Eurostat	+	
90	Citu transportlīdzekļu ražošana	M	SA	Eurostat	+	
91	Apstrādes rūpniecība	M	SA	Eurostat	+	
92	Kapitāla preces	M	SA	Eurostat	+	
93	Ilglietošanas patērētāju preces	M	SA	Eurostat	+	
94	Starppatēriņa preces	M	SA	Eurostat	+	
Rūpniecības apgrozījuma indekss (2005=100)						
95	Apstrādes rūpniecība	M	SA	Eurostat	+	
96	Kapitāla preces	M	SA	Eurostat	+	
97	Patērētāju preces	M	SA	Eurostat	+	
98	Ilglietošanas patērētāju preces	M	SA	Eurostat	+	
99	Starppatēriņa preces	M	SA	Eurostat	+	
100	Istermiņa lietošanas patērētāju preces	M	SA	Eurostat	+	
Ražotāju cenu indekss rūpniecībā (2005=100)						
101	Ieguves rūpniecība un karjeru izstrāde	M	NSA	Eurostat	+	+
102	Ieguves rūpniecība un karjeru izstrāde; apstrādes rūpniecība; elektroenerģija, gāzes apgāde, siltumapgāde un gaisa kondicionēšana	M	NSA	Eurostat	+	+
103	Apstrādes rūpniecība	M	NSA	Eurostat	+	+
104	Elektroenerģija, gāzes apgāde, siltumapgāde un gaisa kondicionēšana	M	NSA	Eurostat	+	+
105	Kapitāla preces	M	NSA	Eurostat	+	+
106	Patērētāju preces	M	SA	Eurostat		+
107	Ilglietošanas patērētāju preces	M	NSA	Eurostat	+	+
108	Starppatēriņa preces	M	SA	Eurostat		+
109	Istermiņa lietošanas patērētāju preces	M	NSA	Eurostat	+	+
110	Enerģijas preces	M	NSA	Eurostat		+
SPCI (2005=100)						
111	Visas preces un pakalpojumi	M	NSA	Eurostat	+	+
112	Pārtika un bezalkoholiskie dzērieni	M	NSA	Eurostat	+	+

113	Alkoholiskie dzērieni un tabaka	M	NSA	Eurostat	+	+
114	Apģērbs un apavi	M	NSA	Eurostat	+	+
115	Mājoklis, ūdens, elektroenerģija, gāze un cits kurināmais	M	NSA	Eurostat	+	+
116	Mājokļa iekārta, mājturības piederumi un mājas uzkopšana (05)	M	NSA	Eurostat	+	+
117	Veselība	M	NSA	Eurostat	+	+
118	Transports	M	NSA	Eurostat	+	+
119	Sakari	M	NSA	Eurostat	+	+
120	Atpūta un kultūra	M	NSA	Eurostat	+	+
121	Izglītība	M	NSA	Eurostat	+	+
122	Viesnīcas, kafejnīcas un restorāni	M	NSA	Eurostat	+	+
123	Pārējās preces un pakalpojumi	M	NSA	Eurostat	+	+
Valūtas kursi						
124	EUR/USD	M	NSA	ECB	+	+
125	EUR/CHF	M	NSA	ECB	+	
126	EUR/GBP	M	NSA	ECB	+	
127	EUR/JPY	M	NSA	ECB	+	
128	Lata nominālais efektīvais valūtas kurss, pavisam	M	NSA	LB		+
129		M	NSA	LB		+
130	Lata nominālais efektīvais valūtas kurss, attīstītās valstis	M	NSA	LB		+
	Lata nominālais efektīvais valūtas kurss, attīstības valstis					
Monetārā statistika (eiro zonai milj. Eiro, Latvijai milj. Ls)						
131	Naudas masa M1	M	NSA	ECB	+	+
132	Naudas masa M2	M	NSA	ECB	+	+
133	Naudas masa M3	M	NSA	ECB	+	+
134	Nauda apgrozībā	M	NSA	LB		+
135	EURIBOR (%)	M	NSA	ECB	+	
136	RIGIBOR (%)	M	NSA	LB		+
137	Procentu likmes, lati, noguldījumi, ilgtermiņa (%)	M	NSA	CSB		+
138	Procentu likmes, lati, noguldījumi, īstermiņa (%)	M	NSA	CSB		+
139	Procentu likmes, lati, aizņēmumi, ilgtermiņa (%)	M	NSA	CSB		+
140	Procentu likmes, lati, aizņēmumi, īstermiņa (%)	M	NSA	CSB		+
Mazumtirdzniecība (2005=100)						
141	Mazumtirdzniecība, pavisam, ieskaitot auto tirdzniecību	M	SA	CSB		+
142	Mazumtirdzniecība, pavisam, neskaitot auto tirdzniecību	M	SA	Eurostat	+	
143	Mazumtirdzniecība nespecializētajos veikalos	M	SA	Eurostat	+	+
144	Mazumtirdzniecība nespecializētajos veikalos, kur pārsvarā tirgo pārtikas produktus	M	SA	Eurostat	+	+
145	Mazumtirdzniecība nespecializētajos veikalos, kur pārsvarā tirgo nepārtikas produktus	M	SA	Eurostat	+	+
146	Mazumtirdzniecība pārtikas veikalos pavisam	M	SA	Eurostat	+	+
147	Mazumtirdzniecība pa pastu vai Interneta veikalos	M	SA	Eurostat	+	
148	Pārtikas preču, dzērienu un tabakas izstrādājumu mazumtirdzniecība	M	SA	Eurostat	+	+
149	Nepārtikas preču mazumtirdzniecība (ieskaitot degvielu)	M	SA	Eurostat	+	

150	Nepārtikas preču mazumtirdzniecība (izņemot degvielu)	M	SA	Eurostat	+	+
151	Tekstilizstrādājumu, apģērbu, apavu un ādas izstrādājumu mazumtirdzniecība	M	SA	Eurostat	+	+
152	Farmaceutisko, medicīnisko, kosmētikas un tualetes piederumu mazumtirdzniecība	M	SA	Eurostat	+	+
153	Datoru, to perifēro iekārtu, programmatūras un telekomunikāciju iekārtu mazumtirdzniecība; citi mājsaimniecības piederumi (izņemot tekstilizstrādājumus); kultūras un izklaides preces, u.c.	M	SA	Eurostat	+	
154	Datoru, to perifēro iekārtu, programmatūras un telekomunikāciju iekārtu mazumtirdzniecība	M	SA	Eurostat	+	+
155	Audio un video ierīču mazumtirdzniecība; Metālizstrādājumu, krāsu un stikla mazumtirdzniecība; Mājsaimniecības elektropreču mazumtirdzniecība u.c.	M	SA	Eurostat	+	+
156	Mazumtirdzniecība, pavisam, bez auto degvielas, automobiļu un motociklu mazumtirdzniecības	M	SA	Eurostat	+	+
Parejie rādītāji						
157	Eksports (milj., Ls)	M	NSA	CSB		+
158	Imports (milj., Ls)	M	NSA	CSB		+
159	Bezdarba līmenis (procentos)	M	NSA	Eurostat	+	+
160	Reģistrētā bezdarba līmenis (procentos)	M	NSA	NVA		+
161	Brīvo darba vietu skaits (tūkst.)	M	NSA	NVA		+
162	Automobiļu reģistrāciju skaits	M	NSA	Eurostat	+	
163	Latvijas nodokļu ieņēmumi (tūkst., Ls)	M	NSA	VK		+
164	Latvijas pamatbudžeta izdevumi (tūkst., Ls)	M	NSA	VK		+
165	Ostu apgrozījums (tūkst., tonnas)	M	NSA	CSB		+
Nacionālo kontu statistika (Eiro zonai - milj., eiro, bāzes gads 2000; Latvijai - milj., latu, bāzes gads 2000)						
Izlietojuma puse						
166	IKP	Q	SA	Eurostat	+	+
167	Patēriņš	Q	SA	Eurostat	+	+
168	Valdība	Q	SA	Eurostat	+	+
169	Investīcijas	Q	SA	Eurostat	+	+
170	Eksports	Q	SA	Eurostat	+	+
171	Imports	Q	SA	Eurostat	+	+
Ražošanas aspekts						
172	Lauksaimniecība, mežsaimniecība un zivsaimniecība	Q	SA	Eurostat	+	+
173	Rūpniecība (izņemot būvniecību)	Q	SA	Eurostat	+	+
174	Apstrādes rūpniecība	Q	SA	Eurostat	+	+
175	Būvniecība	Q	SA	Eurostat	+	+
176	Vairumtirdzniecība un mazumtirdzniecība; automobiļu un n	Q	SA	Eurostat	+	+
177	Finanšu un apdrošināšanas darbības, operācijas ar nekustam	Q	SA	Eurostat	+	+
178	Valsts pārvalde un aizsardzība; obligātā sociālā apdrošināša	Q	SA	Eurostat	+	+
Cenu indekss, 2000=100 (bāze eiro)						
179	Deflators: IKP	Q	SA	Eurostat	+	+
180	Deflators: Patēriņš	Q	SA	Eurostat	+	
181	Deflators: Valdība	Q	SA	Eurostat	+	
182	Deflators: Investīcijas	Q	SA	Eurostat	+	

183	Deflators: Eksports	Q	SA	Eurostat	+	
184	Deflators: Imports	Q	SA	Eurostat	+	
185	Deflators: Lauksaimniecība, mežsaimniecība un zivsaimniecība	Q	SA	Eurostat		+
186	Deflators: Rūpniecība (izņemot būvniecību)	Q	SA	Eurostat		+
187	Deflators: Apstrādes rūpniecība	Q	SA	Eurostat		+
188	Deflators: Būvniecība	Q	SA	Eurostat		+
189	Deflators: Vairumtirdzniecība un mazumtirdzniecība; automobiļu un n	Q	SA	Eurostat		+
190	Deflators: Finanšu un apdrošināšanas darbības, operācijas ar nekustam	Q	SA	Eurostat		+
191	Deflators: Valsts pārvalde un aizsardzība; obligātā sociālā a	Q	SA	Eurostat		+
Nodarbinātība (skaits, tūkstošos)						
192	Lauksaimniecība, mežsaimniecība un zivsaimniecība	Q	SA	Eurostat	+	+
193	Rūpniecība (izņemot būvniecību)	Q	SA	Eurostat	+	+
194	Apstrādes rūpniecība	Q	SA	Eurostat	+	+
195	Būvniecība	Q	SA	Eurostat	+	+
196	Vairumtirdzniecība un mazumtirdzniecība; automobiļu un n	Q	SA	Eurostat	+	+
197	Finanšu un apdrošināšanas darbības, operācijas ar nekustam	Q	SA	Eurostat	+	+
198	Valsts pārvalde un aizsardzība; obligātā sociālā apdrošināša	Q	SA	Eurostat	+	+
199	Visas NACE nozares - pavisam	Q	SA	Eurostat	+	+
Darbaspēka produktivitāte un darbaspēka vienības izmaksas						
200	Reālā darba produktivitāte, uz vienu nodarbināto	Q	SA	Eurostat	+	
201	Nominālās darbaspēka vienības izmaksas	Q	SA	Eurostat	+	
202	Reālās darbaspēka vienības izmaksas	Q	SA	Eurostat	+	+
Darbaspēka ieguldījuma indeksi (2005=100)						
Nodarbinātība (nodarbināto skaita indekss)						
203	Ieguves rūpniecība un karjeru izstrāde; apstrādes rūpniecība	Q	SA	Eurostat	+	+
204	Ieguves rūpniecība un karjeru izstrāde	Q	SA	Eurostat	+	+
205	Apstrādes rūpniecība	Q	SA	Eurostat	+	+
206	Elektroenerģija, gāzes apgāde, siltumapgāde un gaisa kondi	Q	SA	Eurostat		+
207	Kapitāla preces	Q	SA	Eurostat	+	+
208	Patērētāju preces	Q	SA	Eurostat	+	+
209	Ilglietošanas patērētāju preces	Q	SA	Eurostat	+	+
210	Starppatēriņa preces	Q	SA	Eurostat	+	+
211	Istermiņa lietošanas patērētāju preces	Q	SA	Eurostat	+	+
212	Enerģijas preces	Q	SA	Eurostat	+	+
Veiktais darba apjoms (stundas)						
213	Ieguves rūpniecība un karjeru izstrāde; apstrādes rūpniecība	Q	SA	Eurostat	+	+
214	Ieguves rūpniecība un karjeru izstrāde	Q	SA	Eurostat	+	+
215	Apstrādes rūpniecība	Q	SA	Eurostat	+	+
216	Elektroenerģija, gāzes apgāde, siltumapgāde un gaisa kondi	Q	SA	Eurostat		+
217	Kapitāla preces	Q	SA	Eurostat	+	+
218	Patērētāju preces	Q	SA	Eurostat	+	+
219	Ilglietošanas patērētāju preces	Q	SA	Eurostat	+	+
220	Starppatēriņa preces	Q	SA	Eurostat		+
221	Istermiņa lietošanas patērētāju preces	Q	SA	Eurostat		+
222	Enerģijas preces	Q	SA	Eurostat	+	+
Bruto algas						
223	Ieguves rūpniecība un karjeru izstrāde; apstrādes rūpniecība	Q	SA	Eurostat	+	+
224	Ieguves rūpniecība un karjeru izstrāde	Q	SA	Eurostat	+	+
225	Apstrādes rūpniecība	Q	SA	Eurostat	+	+
226	Elektroenerģija, gāzes apgāde, siltumapgāde un gaisa kondi	Q	SA	Eurostat		+

227	Kapitāla preces	Q	SA	Eurostat	+	+
228	Patērētāju preces	Q	SA	Eurostat	+	+
229	Ilglietošanas patērētāju preces	Q	SA	Eurostat	+	+
230	Starppatēriņa preces	Q	SA	Eurostat	+	+
231	Istermiņa lietošanas patērētāju preces	Q	SA	Eurostat	+	+
232	Enerģijas preces	Q	SA	Eurostat	+	+
Maksājumu bilance (tūkst., Ls)						
233	Preču kredīts	Q	NSA	Eurostat		+
234	Preču debets	Q	NSA	Eurostat		+
235	Pakalpojumu kredīts	Q	NSA	Eurostat		+
236	Pakalpojumu debets	Q	NSA	Eurostat		+
237	Ienākumi, saldo	Q	NSA	Eurostat		+
238	Kārtējie pārvedumi, saldo	Q	NSA	Eurostat		+
239	Tiešās investīcijas, saldo	Q	NSA	Eurostat		+
240	Portfeļieguldījumi, saldo	Q	NSA	Eurostat		+
241	Citi ieguldījumi, saldo	Q	NSA	Eurostat		+

Apzīmējumi:

Ar "+" apzīmēts rādītāja iekļaušana attiecīgā datubāzē

M - mēneša dati; Q - ceturkšņa dati

SA - sezonāli izlīdzinātie dati; SWDA - sezonāli un kalendāri izlīdzinātie dati

WDA - kalendāri izlīdzinātie dati; NSA - sezonāli neizlīdzinātie dati

ECFIN - Eiropas Komisijas ekonomikas un finanšu lietu direktorāts

Eurostat - ES statistikas birojs, CSB - Latvijas centrālais statistiskais birojs

LB - Latvijas Banka, VK - LR Valsts kase, NVA - Nodarbinātības valsts aģentūra

3.3.3. pielikums

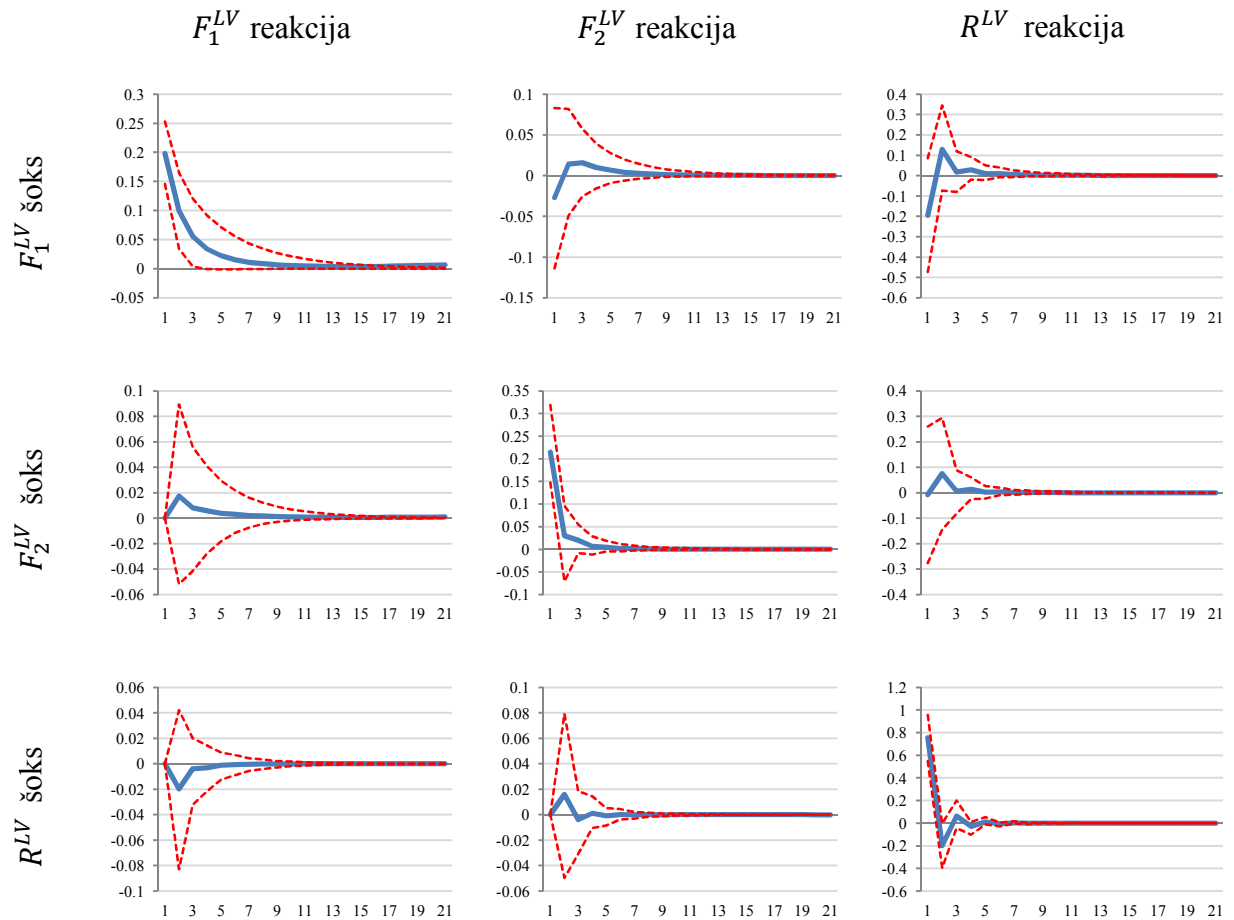
P3.3.3. tabula

Bai-Ng informācijas kritērija rezultāti faktoru skaita noteikšanā eiro zonai un Latvijai

r	Eiro zona	Latvija
IC(1)	-0.355	-0.217
IC(2)	-0.454	-0.282
IC(3)	-0.496 *	-0.299
IC(4)	-0.486	-0.304 *
IC(5)	-0.473	-0.294
IC(6)	-0.457	-0.276
IC(7)	-0.445	-0.257
IC(8)	-0.430	-0.237
IC(9)	-0.410	-0.217
IC(10)	-0.391	-0.194

* minimālā kritērija vērtība atbilst optimālajam faktoru skaitam.

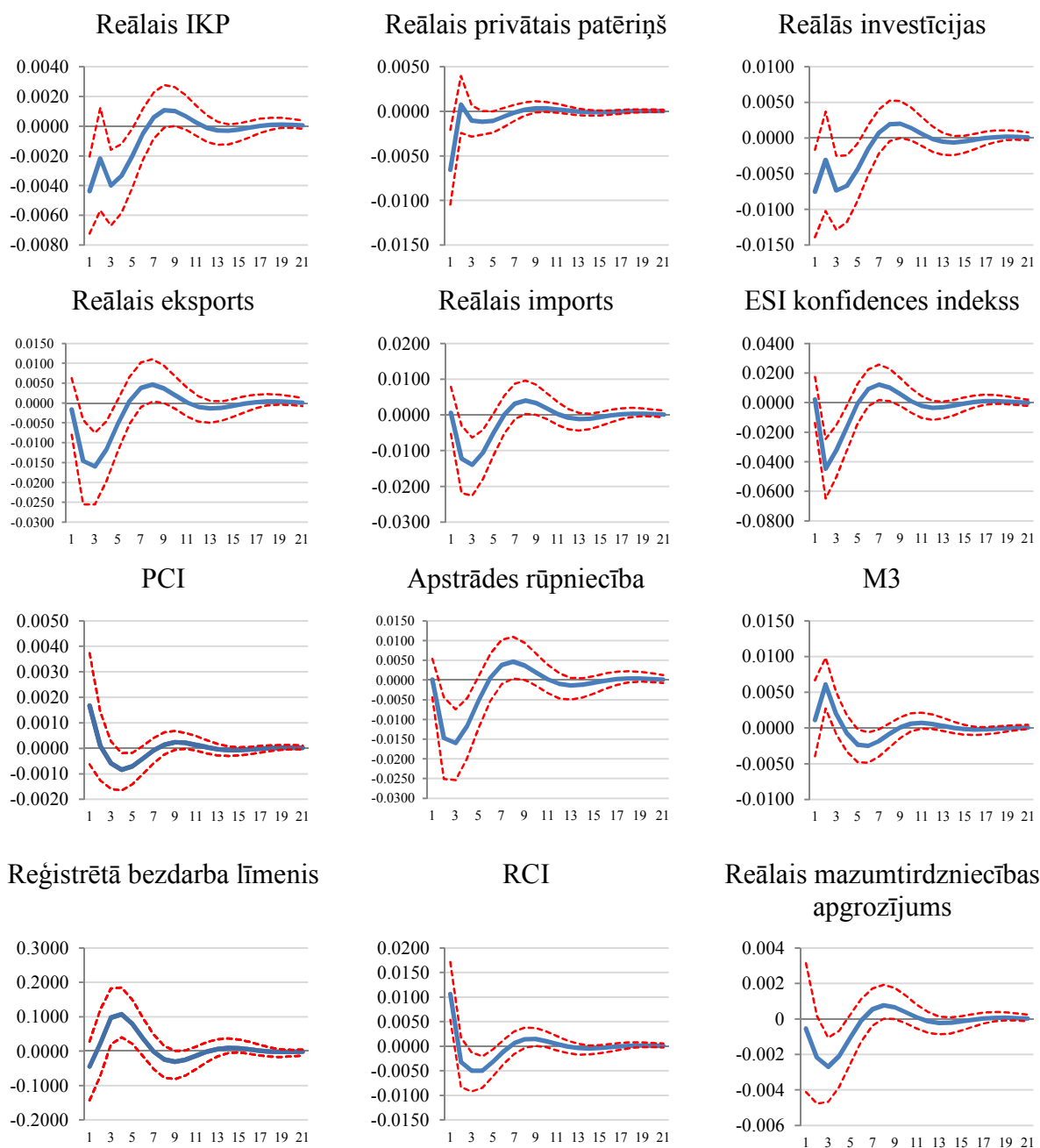
3.3.4. pielikums



P3.3.4. attēls. Latvijas kopējo faktoru impulsu reakciju šoki (vienas standarta novirzes šoks)

Avots: autora aprēķini

3.3.5. pielikums



P.3.3.5. attēls. Eiro zonas makroekonomisko rādītāju impulsu reakcijas funkcijas uz eiro zonas monetāro šoku (negaidīts 3-mēnešu Euribor procentu likmes pieaugums par 100 bāzes punktiem)

Avots: autora aprēķini