

ANDREJS BESSONOVS

PĒTĪJUMS
1 / 2015

LATVIJAS IKP PROGNOZĒŠANAS MODEĻI



SATURS

KOPSAVILKUMS	3
NETEHNISKS KOPSAVILKUMS	4
1. IEVADS	5
2. DATI	6
3. METODOLOĢIJAS JAUTĀJUMI	7
3.1. Reālā laika prognozes koncepcija	7
3.2. Agregēta un dezagregēta pieeja	9
4. EKONOMETRISKIE MODEĻI	11
4.1. Viendimensijas modeļi	12
4.1.1. Gadījuma klejošanas modelis	12
4.1.2. Autoregresijas modeļi	12
4.2. Daudzdimensiju modeļi	12
4.2.1. Tilta modeļi	12
4.2.2. Faktoru modeļi	15
4.2.3. Vektoru autoregresijas modeļi	16
4.2.4. Beijesa vektoru autoregresijas modeļi	17
5. PROGNOŽU KOMBINĀCIJAS	18
6. EMPĪRISKIE REZULTĀTI	20
6.1. Modelēšanas jautājumi	20
6.2. Individuālo prognožu novērtējums	20
7. SECINĀJUMI	25
PIELIKUMS	26
LITERATŪRA	36

SAĪSINĀJUMI

AR – autoregresija	MSFE – vidējā kvadrātiskā prognozes kļūda (<i>mean squared forecast error</i>)
BVAR – Beijesa vektoru autoregresija (<i>Bayesian vector autoregression</i>)	NACE 1.1. red. – Vispārējā ekonomiskās darbības klasifikācija
CSP – Latvijas Republikas Centrālā statistikas pārvalde	NACE 2. red. – Saimniecisko darbību statistiskā klasifikācija Eiropas Kopienā
DGP – datu ģenerēšanas process (<i>data generating process</i>)	NEK – nominālais efektīvais kurss
ECFIN – Eiropas Komisijas Ekonomikas un finanšu lietu ģenerāldirektorāts (<i>Directorate General for Economic and Financial Affairs</i>)	OECD – Ekonomiskās sadarbības un attīstības organizācija (<i>Organisation for Economic Co-operation and Development</i>)
EM – gaidu maksimizēšana (<i>expectation maximisation</i>)	RCI – ražotāju cenu indekss (<i>producer price index</i>)
ESI – ekonomiskā noskaņojuma indekss (<i>economic sentiment index</i>)	REK – reālais efektīvais kurss
EURIBOR – eiro starpbanku kredītu procentu likmju indekss (<i>euro interbank offered rate</i>)	RIGIBOR – Latvijas starpbanku kredītu procentu likmju indekss (<i>Riga interbank offered rate</i>)
EUR/USD – eiro kurss attiecībā pret ASV dolāru	RMSFE – kvadrātsaknes vidējā kvadrātiskā prognozes kļūda (<i>root mean squared forecast error</i>)
Eurostat – Eiropas Savienības statistikas birojs	SIC – Švarca informācijas kritērijs (<i>Schwarz information criterion</i>)
IKP – iekšzemes kopprodukts	SPCI – saskaņotais patēriņa cenu indekss (<i>harmonised index of consumer prices</i>)
MFI – monetārā finanšu iestāde	VAR – vektoru autoregresija (<i>vector autoregression</i>)
MIG – ražošanas pamatgrupējumu klasifikācija (<i>main industrial groupings</i>)	
MSE – vidējā kvadrātiskā kļūda (<i>mean squared error</i>)	

KOPSAVILKUMS

Pētījums aplūko Latvijas IKP prognozēšanai izveidotos un novērtētos statistiskos modeļus. Lai iegūtu IKP īstermiņa prognozes un novērtētu modeļu darbību, izmantotas dažādas viendimensijas un daudzdimensiju ekonometriskās analīzes metodes. Apkopota IKP komponentu informācija un iegūtas IKP īstermiņa aplēses no dezagregēta viedokļa. Pētījums piedāvā jaunu pieeju, novērtējot IKP no ražošanas puses reālajā laikā NACE klasifikācijas pārskatīšanas ietvaros. Katra individuāla statistiskā modeļa prognozēšanas precizitāte novērtēta rekursīvi, izmantojot ārpusizlases prognozēšanas procedūru. Pētījuma autors secina, ka starp novērtētajiem modeļiem dominē uz faktoriem balstītas prognozes. Labi rezultāti iegūti arī ar faktoru un tilta modeļu dezagregētiem modeļiem, un tos var uzskatīt par labu agregēto modeļu alternatīvu. Turklāt, kombinējot ar statistiskajiem modeļiem iegūtās prognozes, rodas iespēja iegūt stabilas un precīzas prognozes, tādējādi samazinot prognozēšanas kļūdas.

Atslēgvārdi: ārpusizlases prognozēšana, reālā laika novērtējums, prognožu kombinācija, dezagregētā pieeja

JEL kodi: C32, C51, C53

Pētījumā pausts tikai tā autora viedoklis, un tas ne vienmēr atspoguļo Latvijas Bankas oficiālo viedokli. Autors uzņemas atbildību par iespējamām pieļautajām kļūdām un neprecizitātēm. E-pasta adrese: Andrejs.Bessonovs@bank.lv.

PATEICĪBA

Autors izsaka pateicību Konstantīnam Beņkovskim, Rūdolfam Bēmam un anonīmam recenzentam, kā arī Baltijas centrālo banku semināra, kas notika 2013. gada jūnijā Viļņā, dalībniekiem par komentāriem un ierosinājumiem.

NETEHNISKS KOPSAVILKUMS

IKP dati tiek publiskoti ar zināmu laika nobīdi. Savukārt tautsaimniecības politikas veidotājiem nepieciešama aktuāla informācija par tautsaimniecības faktisko stāvokli. Izmantojot jaunāko mēneša statistisko informāciju un dažādas ekonometriskās metodes, rodas iespēja iegūt IKP izaugsmes tempa ātro novērtējumu.

Šajā pētījumā veikts IKP prognozēšanas modeļu novērtējums vienam un diviem ceturkšņiem uz priekšu un salīdzināta modeļu prognozētspējas precizitāte. Analīze ļauj labāk saprast, kurš ekonometriskais modelis ir visprecīzākais un kuru modeli varētu izmantot kā galveno īstermiņa prognozēšanā. Pētījumā aplūkoti vairāki viendimensijas un daudzdimensiju ekonometriskie modeļi.

IKP prognožu novērtējums šajā pētījumā tiek veikts reālajā laikā. Tas nozīmē, ka, aprēķinot IKP prognozi katrā periodā, tiek izmantots attiecīgā perioda IKP publiskojums, kas bija pieejams analīzes veikšanai pagātnē. IKP laukrinda pakļauta metodoloģiskām pārmaiņām, pārskatīšanai un korekcijām. IKP izaugsmes tempa profils laika gaitā mainās. Tāpēc prognozētājs, izmantojot dažādu pagātnes IKP datu publiskojumus, specifiskā laika brīdī var iegūt divas atšķirīgas IKP prognozes. Lai no tā izvairītos, pētījumā izveidota Latvijas IKP un tā komponentu reālā laika datubāze. Tiek veikts ārpusizlases prognozēšanas novērtējums, un tas nozīmē, ka aptuveni puse pieejamo pilnas izlases datu tiek rezervēta, lai veiktu novērtējumu, bet otra datu izlases puse tiek izmantota, lai novērtētu ekonometrisko modeļu prognozēšanas precizitāti. Pieņemsim, ka 2004. gada janvārī IKP prognoze tiek iegūta no datiem, kas bija pieejami tikai līdz 2004. gada janvārim. Pēc tam, katrā nākamajā mēnesī pievienojot jaunus datus, aprēķina un saglabā prognozes, un tad tās salīdzina ar iznākumu. Tas ļauj aprēķināt katra individuālā modeļa prognozēšanas kļūdas un novērtēt tā prognozētspējas precizitāti.

Papildus pētījumā veikta paplašināta analīze, ieviešot vairāku modeļu dezagregētas prognozes. Dezagregēta prognoze nozīmē, ka IKP pieauguma prognoze tiek aprēķināta netieši, t.i., vispirms aprēķinot IKP atsevišķu komponentu prognozi un pēc tam šīs prognozes agregējot. Teorētiski netiešu prognožu veidošanas metode ir precīzāka par tiešo prognožu veidošanas metodi, jo tajā ietverta plašāka informācija par tautsaimniecības struktūru, tāpēc iespējams iegūt augstāku precizitāti. Tomēr empīriski nav skaidrs, kura pieeja ir precīzāka tikai tāpēc, ka vienas pieejas novērtēšanas kļūdas bijušas lielākas nekā otras pieejas kļūdas. Ja agregētajam modelim būs iespējams atrast vienādojuma ciešo sakarību, bet dažiem IKP komponentiem būs vāji cieša vienādojuma sakarība, tam novērtēšanas kļūda pieaugs. Pētījumā veikta divu IKP agregēšanas "no apakšas uz augšu" paņēmienu, t.i., agregēšanas no izlietojuma puses un agregēšanas no ražošanas puses, analīze. Izmantoti standarta IKP komponenti, ko publicē CSP. Taču ražošanas puses analīzē pētījumā apvienotas dažas tautsaimniecības sadaļas, lai samazinātu novērtēšanas kļūdas, kas rodas grūti prognozējamo tautsaimniecības nozaru dēļ.

Izveidojot IKP prognožu pūli, tiek vērtēts, vai situācija patiešām ir neskaidra, kad, piemēram, iegūtas divas vienlīdz precīzas prognozes, un kura prognoze jāizvēlas.

Ar dažādiem modeļiem iegūtu prognožu precizitātes analīze rāda, ka dažādos periodos ekonometrisko modeļu prognozētspēja var atšķirties. Tā var būt atkarīga no prognozēšanas horizonta un tautsaimniecības ekonomiskās attīstības cikla. Tas nozīmē, ka neviens ekonometriskais modelis nav pilnīgs visos laikos. Pētījumā

parādīts, ka katras individuālas prognozes lietderīgumu var uzlabot, veidojot prognožu kombinācijas, un ka uzlabojumi dažādos prognožu periodos un prognožu svēršanas shēmās ir samērā stabili.

1. IEVADS

Aktuālajai informācijai par norisēm tautsaimniecībā ir ļoti liela nozīme ekonomiskās politikas analīzē un lēmumu pieņemšanā. Lai atbilstīgi varētu novērtēt operatīvu informāciju un pieņemt pareizus un efektīvus politikas lēmumus, tautsaimniecības politikas veidotājiem un uzņēmējiem ir būtiski pazīt ekonomisko vidi, kurā tie darbojas.

Šajā pētījumā izveidoti un novērtēti statistiskie modeļi, kurus izmanto Latvijas IKP prognozēšanā. Lai piemērotā veidā apstrādātu jaunāko publicēto īstermiņa prognožu iegūšanai nepieciešamo statistisko informāciju, izmantoti dažādi ekonometriskie paņēmieni. Individuālo statistisko modeļu sniegums novērtēts ar ārpusizlases prognožu novērtēšanas metodi, to salīdzinot ar standarta paraugmodeļa sniegumu. Turklāt šajā pētījumā aplūkota arī dezagregētu modeļu prognozētspēja un iegūtas individuālu modeļu prognožu kombinācijas.

Pētījumā novērtētas IKP reālā laika prognozes. Izveidota IKP ceturkšņa datu reālā laika datubāze, kurā iekļauti IKP un tā komponentu vēsturiskie mēneša publiskojumi no izlietojuma puses un ražošanas puses, kurus sākotnēji publicēja CSP. Reālā laika datubāze izmantota prognožu iegūšanā, lai ņemtu vērā IKP datu korekcijas. Reālā laika datu izmantošanas nozīme makroekonomisko mainīgo prognozēšanā vai monetārās politikas rezultātu analīzē uzsvērtā vairāku autoru pētījumos (sk., piemēram, F. K. Dībolda (*F. X. Diebold*) un G. D. Rūdebuša (*G. D. Rudebusch*) (30), D. Kraušora (*D. Croushore*) un T. Starka (*T. Stark*) (23; 24), A. Orfanida (*A. Orphanides*) (53) u.c. darbus).

Veikts daudz pētījumu un izstrādāts liels metožu skaits IKP īstermiņa prognožu iegūšanai (sk. R. Indženito (*R. Ingenito*) un B. Trehans (*B. Trehan*) (43), G. Rinstlers (*G. Rünstler*) un F. Sedijo (*F. Sédillot*) (54), Dž. H. Stoks (*J. H. Stock*) un M. V. Votsons (*M. W. Watson*) (68), M. Forni (*M. Forni*), M. Alēns (*M. Hallin*), M. Lipi (*M. Lippi*) u.c. (36), Ž. Buavēns (*J. Boivin*) un S. Nga (*S. Ng*) (15), Ž. Bajs (*J. Bai*) un S. Nga (7), M. P. Klementss (*M. P. Clements*) un A. B. Galvana (*A. B. Galvão*) (21), M. Banbura (*M. Bańbura*), D. Džannone (*D. Giannone*), L. Reihlina (*L. Reichlin*) (8), V. Kuzins (*V. Kuzin*), M. Marčellino (*M. Marcellino*), K. Šūmahers (*C. Schumacher*) (47), M. Banbura un M. Modunjo (*M. Modugno*) (9)). Šajā darbā izpēte sākas ar vienkāršākajiem viendimensijas modeļiem, pēc tam pārejot pie daudzdimensijas modeļiem – tilta, VAR un faktoru modeļiem. Daļēji tiek izmantoti arī K. Beņkovska (12) un V. Ajevskā un G. Dāvidsona (3) pētījumi par Latvijas IKP prognozēšanu, veicot jaunāku un progresīvāku empīrisko analīzi.

Šajā pētījumā analīze paplašināta, modelējot IKP "no apakšas uz augšu" jeb ar dezagregēšanas metodi. Izstrādāti vairāki apakšmodeļi, lai prognozētu atsevišķus IKP komponentus no izlietojuma puses un ražošanas puses un veiktu to tālāku agregēšanu IKP prognozes iegūšanai netiešā veidā. Empīriskās liecības norāda uz neviennozīmīgiem rezultātiem par to, vai labāka ir dezagregēšanas vai agregēšanas pieeja (M. Marčellino, Dž. H. Stoks un M. V. Votsons (51), A. Bafidži (*A. Baffigi*), R. Golinelli (*R. Golinelli*), Dž. Paridži (*G. Parigi*) (5), K. Hubriha (*K. Hubrich*) (42),

E. Hāna (*E. Hahn*) un F. Skudelni (*F. Skudelny*) (38), A. Bessonovs (13), D. F. Hendrijs (*D. F. Hendry*) un K. Hubriha (41)).

Pētījumā secināts, ka iegūto modeļu prognožu vidū bieži dominē no izlietojuma puses un ražošanas puses agregētas vai dezagregētas faktoru modeļu prognozes. Turklāt analīze atklāj, ka gan dezagregētie, gan agregētie modeļi sniedz vienlīdz apmierinošu prognožu precizitāti, lai gan rezultāti nav pilnībā vienojošīgi. Turklāt var secināt, ka prognožu kombinācijas salīdzinājumā ar individuāliem prognozēšanas modeļiem nodrošina augstāku prognožu precizitāti, un to var uzskatīt par labāku metodi galaproгноzes izvēles procesā.

Pētījums strukturēts šādi. Pētījumā izmantotā datu kopa aplūkota 2. nodaļā. 3. nodaļā sniegts statistisko modeļu un to specifiskāciju pārskats. Pētījumā īstenotā dezagregēšanas pieeja analizēta 4. nodaļā. Prognožu kombināciju pieeja iztirzāta 5. nodaļā. Prognožu novērtēšanas rezultāti sniegti 6. nodaļā, bet 7. nodaļa ietver secinājumus.

2. DATI

Pētījumā izveidota Latvijas IKP reālā laika datubāze. Tā ļauj ņemt vērā laika gaitā koriģētos IKP datus. Reālā laika IKP datu vēsturiskie publiskojumi apkopoti par periodu no 2004. gada marta līdz 2014. gada maijam. Tādējādi pieejami ceturkšņa IKP datu publiskojumi par 123 mēnešiem. Tas ļauj novērtēt IKP ārpusizlases prognozes no 2004. gada 1. ceturkšņa līdz 2013. gada 4. ceturksnim, kopumā 40 ceturkšņu IKP prognozes. Tehniski šāda reālā laika datubāze nozīmē, ka katrā ārpusizlases iterācijas solī izmantots kāds attiecīgs IKP datu publiskojums, t.i., attiecīgajā mēnesī pieejamie IKP dati.

Tāpat kā agregētajam IKP, pētījumā apkopoti arī IKP komponentu vēsturiskie datu publiskojumi no izlietojuma puses un ražošanas puses, lai izveidotu aplēses no dezagregācijas perspektīvas. Izmantoti raksturīgie IKP komponenti, par kuriem datus publicē CSP. Izlietojuma pusē iekļauts privātais patēriņš (*C*), valdības patēriņš (*G*), kopējā kapitāla veidošana (*I*), eksports (*X*) un imports (*M*). IKP ražošanas puses komponenti ietver NACE 1.1. red. 17 sadaļas un NACE 2. red. 17 sadaļas (detalizētu aprakstu sk. P2. tabulā).

Prognozēšanas nolūkā izmantoti sezonāli izlīdzināti dati. Pētījumā izmantoti CSP publicētie sezonāli izlīdzinātie dati par IKP un tā komponentiem. Diemžēl vēsturisko publiskojumu laikrindām pirms 2008. gada nav pieejami sezonāli izlīdzināti dati par izlietojuma puses un ražošanas puses komponentiem, tāpēc tie sezonāli izlīdzināti ar X-12-ARIMA metodi ar noklusējuma iestatījumiem.

Latvijas IKP prognozēšanai pētījumā izmantota plaša mēneša makroekonomisko rādītāju datubāze. Tomēr salīdzinājumā ar IKP reālā laika datubāzi mēneša mainīgo datubāze tiek apkopota pseidoreālajā laikā. Pseidoreālā laika datu kopa nozīmē to, ka vēsturisko publiskojumu laikrindas no jauna izveidotas, izmantojot datu kopas pēdējo publiskojumu.

Faktoru modelim – vienam no šajā pētījumā aplūkotajiem individuālajiem modeļiem – saskaņā ar definīciju nepieciešami vairāki skaidrojošie mainīgie, lai iegūtu latentos faktorus un pēc tam aprēķinātu prognozi. Tomēr nepastāv formāli šā modeļa skaidrojošo mainīgo izvēles kritēriji. Pēc optimalitātes principa tiek savākti

dati par galvenajiem tautsaimniecības aspektiem (sk. 1. tabulu), un kategoriju sadalījumu veic līdz pirmajam dezagregācijas līmenim. Datubāzē iekļauti 187 mēneša mainīgie par uzņēmumu un patērētāju apsekojumu rezultātiem, rūpniecisko ražošanu, mazumtirdzniecību, patēriņa cenu indeksiem, ražotāju cenu indeksiem, ārējo tirdzniecību, darba tirgu, monetāro statistiku, valūtas kursu un procentu likmēm, maksājumu bilanci un fiskālo statistiku (detalizētu aprakstu sk. P1. tabulā).

1. tabula

Mēneša mainīgo datubāzes raksturojums

Kategorija	Mainīgo skaits	Kategorija	Mainīgo skaits
Apsekojumi	48	Procentu likmes	4
Rūpniecība	22	Valūtas kursi	4
Mazumtirdzniecība	16	Monetārā statistika	9
SPCI	13	Fiskālā statistika	9
RCI	11	Maksājumu bilance	7
Ārējā tirdzniecība	40	Cits	4
KOPĀ			187

Mēneša mainīgie sniegti par periodu no 1996. gada janvāra līdz 2014. gada janvārim. Vairākums datu laikrindu ir sezonāli izlīdzinātas ar X-12-ARIMA metodi, specifikācijas nosakot ar noklusējuma iestatījumiem, izņemot procentu likmes un valūtas kursus, kā arī iestāžu jau sezonāli izlīdzinātās publicētās laikrindas. Datus pārveido tā, lai tie būtu stacionāri, t.i., vairākums datu ir logaritmēti un diferencēti, bet datiem ar negatīvām vērtībām aprēķina pirmās kārtas diferenci. Turklāt faktoru modeļa datus pirms faktoru novērtēšanas normalizē, lai novērstu mainīgo skalu starpību.

3. METODOLOĢIJAS JAUTĀJUMI

3.1. Reālā laika prognozes koncepcija

Daudzos pētījumos pierādīts, ka reālā laika dati ir būtiski svarīgi gan monetārās politikas analīzē, gan prognozēšanā. F. K. Dībolds un G. D. Rūdebušs (30) sniedz piemēru, kurā uzsvērtā reālā laika datu nozīme. Viņi parāda, ka apsteidzošo rādītāju indekss nodrošina daudz sliktāku rūpnieciskās ražošanas prognožu precizitāti reālajā laikā nekā indekss, kurš iegūts ar koriģētiem jeb pēdējā publiskojuma datiem. D. Kraušors un T. Starks (23) konstruē ASV reālā laika datubāzi un pēta IKP vēsturisko publiskojumu korekcijas. Viņu sniegtajā piemērā redzams, ka datu korekcijas dēļ var iegūt būtiski atšķirīgas prognozes atkarībā no tā, vai veido reālā laika prognozes vai izmanto pēdējā publiskojuma datus. D. Kraušors un T. Starks (24) rada jaunu metodi un parāda, kā datu pārmaiņas, t.i., dažādi vēsturiskie publiskojumi, ietekmē prognozes. Viņi secina, ka ar dažādām vēsturisko publiskojumu laikrindām iegūtu prognožu diapazons ir milzīgs un datu korekcijas ir viens no galvenajiem neprecizitātes avotiem, kas tiek ignorēts gandrīz visos prognožu nenoteiktības aprēķinos. A. Orfanidis (53) pētījis datu informatīvo saturu reālajā laikā, īstenojot un interpretējot vienkāršas monetārās politikas likumības. Viņš parāda, ka monetārās politikas ieteikumi, kuru pamatā ir reālā laika dati, būtiski atšķiras no situācijas, kurā izmanto koriģētos datus. Pētnieks norāda, ka tāpēc politikas reakcijas funkcijas, kurās izmantoti koriģētie dati, var maldinoši raksturot

vēsturiski īstenotu politiku, kā arī radīt sajukumu veiktos monetārās politikas lēmumos reālajā laikā. D. Kraušors (22) izsaka spriedumu, ka vairākumā pētījumu secināts, ka reālā laika prognozētspēja ir daudz sliktāka par prognozētspēju, ja tiek izmantoti koriģētie dati. Tas, visticamāk, ir tāpēc, ka datu korekcijām ir tendence laika gaitā korelēt.

Apkopojot IKP reālā laika datu laikrindas, turpmākā ārpusizlases prognozēšana notiek šādi. Pieņemsim, ka IKP dati publicēti 2013. gada septembrī un pēdējais faktiskais IKP novērojums attiecas uz 2013. gada 2. ceturksni (sk. 2. tabulu).

2. tabula

Prognožu savlaicīgums

Prognozes datums	2013. g. sept.	2013. g. okt.	2013. g. nov.	2013. g. dec.	2014. g. janv.	2014. g. febr.
IKP dati līdz	2013. g. 2. cet.	2013. g. 2. cet.	2013. g. 2. cet.	2013. g. 3. cet.	2013. g. 3. cet.	2013. g. 3. cet.
Vienu ceturksni uz priekšu	1. mēnesis	2. mēnesis	3. mēnesis	1. mēnesis	2. mēnesis	3. mēnesis
Divus ceturkšņus uz priekšu	2013. g. 3. cet.	2013. g. 3. cet.	2013. g. 3. cet.	2013. g. 4. cet.	2013. g. 4. cet.	2013. g. 4. cet.
Divus ceturkšņus uz priekšu	2013. g. 4. cet.	2013. g. 4. cet.	2013. g. 4. cet.	2014. g. 1. cet.	2014. g. 1. cet.	2014. g. 1. cet.

Izmantojot 2013. gada septembra datus, aprēķina ārpusizlases prognozes vienu vai divus periodus uz priekšu, t.i., attiecīgi 2013. gada 3. ceturksnim un 2013. gada 4. ceturksnim, nosakot, ka septembris ir pirmais prognožu veikšanas mēnesis. Tādējādi oktobrī un novembrī (t.i., attiecīgi 2. un 3. mēnesī) iespējams veikt prognozes 2013. gada 3. ceturksnim un 2013. gada 4. ceturksnim, līdz 2013. gada decembrim, kad kļūst pieejami jaunie IKP dati. Rekursīvi virzoties atpakaļ un novērtējot ārpusizlases prognozes periodam no 2004. gada 1. ceturkšņa līdz 2013. gada 1. ceturksnim, tiek aprēķinātas prognozes vienu un divus ceturkšņus uz priekšu trijos secīgajos mēnešos. Jāņem vērā, ka katrā nākamajā mēnesī ir lielāks mēneša informācijas apjoms nekā iepriekšējā mēnesī, un tas, iespējams, var paaugstināt prognozes precizitāti.

Tātad statistikas iestādes publisko visus mēneša mainīgo datus ar zināmu novēlošanos vai pēc individuāla publiskošanas plāna pēc pārskata mēneša beigām. Tāpēc jebkurā laikposmā datu panelis nenovēršami ir nesabalansēts vai nepilnīgs (*ragged edge of data*) (sk. 3. tabulu).

3. tabula

Atsevišķu mēneša rādītāju savlaicīgums 2014. gada 4. februāra datu kopā

Datums/ mainīgais	ESI	Ražošana	Mazum- tirdzniecība	Nominālais eksports	SPCI	Naudas pie- dāvājums M3
2013. g. nov.	✓	✓	✓	✓	✓	✓
2013. g. dec.	✓	✓	✓	n.a.	✓	✓
2014. g. janv.	✓	n.a.	n.a.	n.a.	n.a.	n.a.
2014. g. febr.	n.a.	n.a.	n.a.	n.a.	n.a.	n.a.

Piezīmes. Ar ✓ atzīmēti publicētie novērojumi; n.a. (*not available*) – nav pieejams. Tas norāda, ka 2014. gada 4. februārī novērojumi vēl nebija publicēti.

Avoti: CSP, Eurostat un Latvijas Banka.

Pētījumi liecina, ka ir svarīgi izmantot jaunāko statistisko informāciju, lai iegūtu precīzākas prognozes (sk. M. Banbura un G. Rinstlers (10) un M. Banbura un

M. Modunjo (9)). Lai aizpildītu datu kopas trūkstošos novērojumus, iegūtu līdzsvarotu datu paneli un ņemtu vērā visu savlaicīgi pieejamo informāciju, šajā pētījumā izmantots gaidu maksimizēšanas (EM) algoritms. Pētījuma autors ievērojis Dž. H. Stoka un M. V. Votsona priekšlikumu (68) un savienojis (*stacked*) laikrindu vektoru X_t ar tās lagiem, šādā veidā iegūstot galvenās komponentes no savienotās datu kopas (detalizētākus datus sk. P1. tabulā). Novērtētie statistiskie faktori F_t var ietvert dinamiskos faktorus f_t , tāpēc datu kopā X_t var būt iekļautas laikrindas ar lagiem.

Veicot reālā laika eksperimentus un novērtējot ārpusizlases prognozes, jāpatur prātā tas informācijas daudzums, kas tika publicēts katrā laikposmā pagātnē. 3. tabulā sniegtais mēneša mainīgo savlaicīgums norāda uz informācijas apjomu, kāds bija pieejams 2014. gada 4. februārī. Šī informācija izmantota, lai prognozētu IKP 2014. gada februārī. 3. tabulā redzams, ka jaunākais pieejamais novērojums ESI indeksam pieejams par janvāri. Lai veidotos līdzsvarots datu panelis, pārējiem mainīgajiem trūkst viena vai divu novērojumu par iepriekšējiem mēnešiem. Pārzinot oficiālo iestāžu statistiskās informācijas publiskošanas sistematisko periodiskumu, var pieņemt, ka līdzīgs nesabalansēts jeb nepilnīgs datu kopums novērojams jebkuram iepriekšējam mēnesim. Piemēram, lai konstruētu 2014. gada 4. janvāra datu kopu, tiek saglabāts tāds pats nesabalansēts datu kopums kā 2014. gada 4. februārī, tikai pieņemot, ka katram mainīgajam ir par vienu novērojumu mazāk. Tādējādi, lai izveidotu datubāzes vēsturiskos publiskojumus, tiek veikta nesabalansētās datubāzes pēdējā publiskojuma datu simulācija un iegūti pseidoreālā laika mēneša mainīgo mēnešu publiskojumi. Tā tiek panākts, ka ārpusizlases prognožu novērtēšanā tiek izmantota tikai laikus pieejama pagātnes statistiskā informācija. Pēc tam visas datu kopas vēsturiskie mēneša datu publiskojumi tiek sezonāli izlīdzināti un novērtēti ar EM algoritmu, lai veidotu sabalansētu datu paneli.

3.2. Agregēta un dezagregēta pieeja

Šajā pētījumā veiktā analīze paplašināta, modelējot IKP netiešā jeb dezagregētā veidā. Dezagregētas IKP prognozes nozīmē, ka tiek veidotas prognozes par atsevišķiem IKP komponentiem, un pēc tam tās tiek agregētas, tādējādi kopējo IKP prognozi iegūstot netieši.

Teorētiski atsevišķu IKP komponentu prognozēšana un prognožu agregēšana ir efektīvāka par tiešā veidā iegūtu prognozi. To nosaka vismaz tas, ka no komponentiem veidotā svērtā prognoze izmanto plašāku informāciju nekā tiešā prognoze (H. Litkepols (*H. Lütkepohl*) (50)). Dezagregētos komponentus var prognozēt daudz precīzāk nekā agregētos mainīgos, izmantojot šim komponentam piemērotus skaidrojošus mainīgos, jo dažādu dezagregēto komponentu specifiskācija var atšķirties. Cits arguments par labu dezagregēšanas pieejai attiecas uz dezagregētu mainīgo prognožu kļūdām, kuras var daļēji izslēgt, tādējādi iegūstot precīzākas agregēto mainīgo prognozes (K. Hubriha (42)).

Tomēr empīriskās liecības nav viennozīmīgas attiecībā uz to, vai dezagregēta pieeja precīzāka par agregētu pieeju. M. Marčellino, Dž. H. Stoks un M. V. Votsons (51) pētījuši dezagregētu pieeju eiro zonas valstīs. Viņi uzskata, ka ar katrai valstij raksturīgiem modeļiem iegūtu prognožu pūls sniedz labākus rezultātus nekā eiro zonas prognozes, kas iegūtas, izmantojot agregētus datus. A. Bafidži, R. Golinelli un Dž. Paridži (5) tāpat secina, ka eiro zonas IKP prognozes ir precīzākas, agregējot

valstu prognozes. Taču viņi arī secina, ka IKP komponentu dezagregācija un prognozēšana varētu būt mazāk efektīva, lai iegūtu eiro zonas IKP prognozi. E. Hāna un F. Skudelni (38) konstruē daudzus tilta modeļus eiro zonas IKP ražošanas puses komponentu novērtēšanai, lai noteiktu vienādojumus ar labāko rezultātu. Viņu iegūtie rezultāti liecina, ka salīdzinājumā ar paraugmodeļiem precīzāku rezultātu var iegūt ar dezagregētiem modeļiem. Taču par etalonmodeļiem izmanto tikai viendimensijas modeļus, nevis vienādojumus ar skaidrojošiem mainīgajiem, un tas nozīmē, ka dezagregētie modeļi varētu būt novērtēti par augstu. A. Bessonovs (13) secina, ka Latvijas IKP dezagregētās prognozes (no ražošanas puses vai izlietojuma puses) varētu būt tikpat precīzas kā tieši veidotās prognozes. A. Espasa (*A. Espasa*), E. Senra (*E. Senra*) un R. Albasete (*R. Albasete*) (33) veic inflācijas dezagregētu prognožu analīzi gan valstu, gan komponentu dalījumā. Viņi secina, ka prognozes, kas dezagregētas komponentu dalījumā, ir precīzākas par agregētajām prognozēm, taču prognozes, kas dezagregētas valstu dalījumā, ir mazāk precīzas. Vairāki K. Hubrihas (42) un D. F. Hendrija un K. Hubrihas (40; 41) pētījumi liecina, ka dezagregācija ne vienmēr palīdz precīzāk prognozēt inflāciju eiro zonā un ASV. Šo autoru teorētiskie un empīriskie pētījumi norāda, ka, prognozējot agregēto laikrindu ar dažādām dezagregācijas pieejām, nepareizai specifikācijai un novērtēšanas nenoteiktībai ir svarīga loma relatīvajā prognožu precizitātē. D. F. Hendrijs un K. Hubriha (41) uzskata, ka komponentu prognožu agregēšana ir vismaz tikpat precīza, kā tieši prognozējot agregēto laikrindu, ja zināms datu ģenerēšanas process (*data generating process*; DGP). Turpretī, ja DGP nav zināms, tā īpašības nosaka, vai dezagregēto prognožu kombinācija uzlabo agregētās prognozes precizitāti. Tādējādi jautājums par to, vai dezagregēta pieeja ir precīzāka par agregētu pieeju, ir pilnībā empīriska.

Lai noskaidrotu, vai dezagregēšana uzlabo prognožu precizitāti, šajā pētījumā IKP modelēts netieši, izmantojot divas pieejas – no izlietojuma puses un no ražošanas puses. IKP prognozi no izlietojuma puses iegūst, modelējot piecus komponentus. Turklāt kopējā kapitāla veidošana nav sadalīta apakškomponentos, t.i., kopējā pamatkapitāla veidošanā un krājumu pārmaiņās. Varētu iebilst, ka būtu saprātīgi modelēt krājumu pārmaiņas atsevišķi to ļoti lielo svārstību dēļ. Tomēr ir grūti atrast skaidrojošos mainīgos, kas parādītu krājumu pārmaiņu attīstību. Turklāt tām ir lielāks īpatsvars Latvijas IKP (reālajā izteiksmē) salīdzinājumā, piemēram, ar eiro zonas IKP. Krājumu pārmaiņu vēsturiskais devums Latvijas IKP vidēji ir 3.3% (eiro zonā – 0.4%). Krājumu pārmaiņu prognozēšanas kļūdas var samazināt kopējā IKP precizitāti, tādējādi raidot nepareizu signālu par dezagregēšanas metodes no izlietojuma puses prognozētspēju.

IKP prognozi no ražošanas puses iegūst, modelējot NACE 1.1. red. un NACE 2. red. saimniecisko darbību statistiskās klasifikācijas septiņas apvienotas sadaļas. IKP dati tiek ņemti atbilstoši abām klasifikācijām tāpēc, ka 2011. gada septembrī tika veiktas NACE klasifikācijas metodoloģiskas strukturālās pārmaiņas. Tāpēc abu redakciju sadaļas nav savstarpēji savietojamas, tādējādi liedzot novērtēt izvēlēta perioda ārpusizlases prognozes. Tomēr šajā pētījumā nesavietojamības problēma atrisināta, modelējot apvienotas sadaļas, kas ir ļoti līdzīgas abās klasifikācijās (sk. 4. tabulu).

4. tabula

NACE 1.1. red. un NACE 2. red. apvienotās saimnieciskās darbības sadaļas (iekavās norādīta attiecīgās saimnieciskās darbības sadaļas procentuālā daļa IKP 2010. gadā)

Apvienotās saimnieciskās darbības sadaļas	NACE 1.1. red.	NACE 2. red.
Primārais sektors	A + B (3.9)	A (3.9)
Rūpniecība	C + D + E (14.9)	B + C + D + E (16.3)
Būvniecība	F (4.6)	F (6.0)
Vairumtirdzniecība un mazumtirdzniecība, viesnīcas un restorāni, transports un uzglabāšana	G + H + I (31.8)	G + H + I (33.2)
Sabiedriskie pakalpojumi	L + M + N (11.6)	O + P + Q (10.6)
Komerpcakalpojumi	J + K + O (25.6)	J + K + L + M + N + R + S + T + U (22.7)
Neto nodokļi	D21 – D31 (7.5)	D21 – D31 (7.4)

Piezīmes. Sekciju apzīmējuma burti NACE 1.1. red. un NACE 2. red. atšķiras. Sīkāku informāciju sk. (34).

Apvienotās saimnieciskās darbības sadaļas ir šādas: a) lauksaimniecība, mežsaimniecība, zivsaimniecība (primārais sektors); b) ieguves rūpniecība un karjeru izstrāde, apstrādes rūpniecība, elektroenerģija, gāzes apgāde, siltumapgāde un gaisa kondicionēšana (rūpniecība); c) būvniecība; d) vairumtirdzniecība un mazumtirdzniecība, transports un uzglabāšana, izmitināšana un ēdināšanas pakalpojumi; e) valsts pārvalde un aizsardzība, obligātā sociālā apdrošināšana, izglītība un veselība un sociālā aprūpe (sabiedriskie pakalpojumi); f) informācijas un komunikācijas pakalpojumi, finanšu un apdrošināšanas darbības, profesionālie, zinātniskie un tehniskie pakalpojumi; administratīvo un apkalpojošo dienestu darbība; citi pakalpojumi, māksla, izklaide un atpūta (komerpcakalpojumi); g) produktu nodokļi bez produktu subsīdijām (neto nodokļi). Tādējādi iegūtas septiņas dezagregētas IKP saimnieciskās darbības sadaļas (komponenti), un 4. tabulā sniegts samazināts apvienoto saimnieciskās darbības sadaļu skaits, kas ļauj veikt nepārtrauktu reālā laika IKP prognozēšanu no ražošanas puses, izmantojot abas (NACE 1.1. red. un NACE 2. red.) klasifikācijas.

4. EKONOMETRISKIE MODEĻI

Šajā nodaļā aplūkoti pētījumā iekļautie ekonometriskie modeļi. Latvijas IKP prognozes iegūtas, izmantojot īstermiņa prognozēšanai raksturīgākās ekonometriskās metodes, t.i., autoregresijas, tilta, vektoru autoregresijas un Beijesa vektoru autoregresijas modeļus.

Modeļu klāsts paplašināts, un izveidotas autoregresijas, tilta un faktoru modeļu dezagregētās versijas. Dezagregētus modeļus konstruē tāpēc, lai varētu prognozēt atsevišķus IKP komponentus gan no izlietojuma puses, gan ražošanas puses. Izmantojot plašāku statistisko informāciju, pētīts, vai dezagregētie modeļi ir noderīgi prognozēšanas procesā saistībā ar prognozes precizitāti.

4.1. Viendimensijas modeļi

4.1.1. Gadījuma klejošanas modelis

Pats vienkāršākais ir gadījuma klejošanas (*random walk*) modelis. Tajā pieņemts, ka attiecīgais mainīgais ir nemainīgs. To izsaka šādi:

$$y_t = y_{t-1} + \varepsilon_t \quad [1],$$

kur y_t ir reālā IKP gada pieauguma temps.

Gadījuma klejošanas modeļa prognozi h soli uz priekšu raksta šādi:

$$\hat{y}_{t+h|t} = y_t \quad [2],$$

kur $\hat{y}_{t+h|t}$ ir reālā IKP gada pieauguma tempa h soļa prognoze, izmantojot līdz laikam t pieejamo informāciju.

Raksturīgi, ka salīdzinājumā ar citiem ekonometriskajiem modeļiem gadījuma klejošanas modeli uzskata par paraugmodeli tāpēc, ka ar to iespējams iegūt vienkāršāko un vieglāk veidojamo prognozi, izmantojot minimālu informācijas apjomu.

4.1.2. Autoregresijas modeļi

Autoregresijas (AR) modeļi ir vienkāršākais viendimensijas modeļu veids. Tos ir viegli konstruēt un izmantot ekonomiskajā prognozēšanā. To pamatprincips ir atrast labāko piemērotāko datu laicrindu modeli, kurā novērojumi ir atkarīgi no pagātnes novērojumiem. To vispārīgā formā raksta šādi:

$$y_t = c + \sum_{i=1}^p \varphi_i y_{t-i} + \varepsilon_t \quad [3],$$

kur y_t ir reālā IKP ceturkšņa pieauguma temps, φ_i un c – novērtējamie koeficienti, p – AR locekļu skaits un $\varepsilon_t \sim i. i. d. N(0, \sigma^2)$.

Rekursīvi tiek veikta [3] vienādojuma iterācija, un prognozi iegūst šādi:

$$\hat{y}_{t+h|t} = \hat{c} + \sum_{i=1}^p \hat{\varphi}_i y_{t-i+h} \quad [4],$$

kur $\hat{y}_{t+h|t}$ ir reālā IKP ceturkšņa pieauguma tempa h soļa prognoze, izmantojot līdz laikam t pieejamo informāciju.

AR modeļa dezagregēto versiju iegūst, AR modeli izmantojot katram komponentam atsevišķi un pēc tam summējot visas prognozes, tādējādi veidojot dezagregētu IKP prognozi. Novēloto vērtību struktūru gan agregētajam AR modelim, gan dezagregēto komponentu AR modelim izvēlas automātiski katram ārpusizlases periodam saskaņā ar Švarca informācijas kritēriju (*Schwarz information criterion*; SIC).

4.2. Daudzdimensiju modeļi

4.2.1. Tilta modeļi

Tautsaimniecības dalībnieki un prognozētāji jaunāko ekonomiskās aktivitātes norišu novērtējumā pievērš uzmanību tiem ekonomiskās konjunktūras rādītājiem, kuri kļūst pieejami daudz ātrāk nekā oficiālie IKP dati un tiek publicēti ar mēneša regularitāti.

Parasti tie ir rūpnieciskās ražošanas apjoma, reālā mazumtirdzniecības apgrozījuma, uzņēmēju un patērētāju apsekojumu, finanšu norišu dati un citi rādītāji. Tādējādi šos mēneša rādītājus, tos sasaistot ar IKP ceturkšņa pieauguma aplēsēm, var izmantot prognozēšanas modeli.

Tilta modeļi tiek veiksmīgi izmantoti attīstīto valstu ekonomiskās darbības prognozēšanā (sk. R. Indženito un B. Trehana (43), G. Rinstlera un F. Sedijo (54), A. Bafidži, R. Golinelli un Dž. Paridži (5), M. Dironas (*M. Diron*) (31) pētījumus). Tilta modeļus izmantojis arī K. Beņkovskis (12), prognozējot Latvijas IKP izaugsmes tempu.

G. Rinstlers un F. Sedijo (54) secināja, ka salīdzinājumā ar tradicionālo ARIMA modeli ar tilta modeli iegūto prognožu kvalitāte ir būtiski labāka. A. Bafidži, R. Golinelli un Dž. Paridži (5) norāda, ka ar tilta modeli iegūtie rezultāti vienmēr ir precīzāki par rezultātiem, kas iegūti ar viendimensijas modeļiem, ja par prognozējamo periodu pieejami mēneša rādītāju vismaz dažu mēnešu novērojumi. M. Dirona (31) izmanto tilta modeļus un pretstatā reālā laika eksperimentiem novērtē pseidoreālā laika informāciju, kā arī četru iespējamo mērījumu – modeļa specifiskācijas, mēneša rādītāju kļūdainas ekstrapolācijas, mēneša datu korekcijas un IKP korekcijas – kļūdu relatīvo nozīmi prognozēšanas procesā.

Tilta modelis aplūkots šādā izteiksmē:

$$y_t^Q = \mu + \sum_{i=1}^p \varphi_i y_{t-i}^Q + \sum_{j=1}^k \delta_j x_{j,t}^Q + \varepsilon_t \quad [5],$$

kur y_t^Q ir reālā IKP ceturkšņa pieauguma temps, p apzīmē IKP pieauguma tempa lagu skaitu, $x_{j,t}^Q$ izsaka mēneša rādītāju μ ceturkšņa pieauguma tempu, φ_i un δ_j ir koeficienti, k – mēneša rādītāju skaits un $\varepsilon_t \sim i. i. d. N(0, \sigma^2)$.

Prognozi veic, izvēršot [5] vienādojumu un pieejamos un savlaicīgos mēneša rādītāju datus izmantojot šādi:

$$\hat{y}_{t+h|t}^Q = \mu + \sum_{i=1}^p \hat{\varphi}_i y_{t-i+h}^Q + \sum_{j=1}^k \delta_j x_{j,t+h}^Q \quad [6],$$

kur $\hat{y}_{t+h|t}^Q$ ir reālā IKP ceturkšņa pieauguma tempa h soļa prognoze, izmantojot informāciju līdz laika periodam t .

Mainīgā $x_{j,t}$ trūkstošos novērojumus attiecīgajā prognozēšanas periodā prognozē ar AR modeli. Katram mainīgajam automātiski tiek piemeklēts AR modelis atbilstoši SIC ar ne vairāk kā četriem lagiem:

$$x_{j,t}^M = \mu_j + \sum_{i=1}^p \alpha_i x_{j,t-i}^M + u_{j,t} \quad [7],$$

kur $x_{j,t}^M$ ir mainīgā j mēneša pieauguma temps, bet p – lagu skaits.

Mainīgo $x_{j,t}^M$ mēneša pieauguma temps attiecināts uz ceturkšņa pieauguma tempu, izmantojot pārveidojumu, ko ierosināja R. S. Mariāno (*R. S. Mariano*) un J. Murasava (*Y. Murasawa*) (52), katra ceturkšņa trešajā mēnesī:

$$x_t^Q = \frac{1}{3} x_t^M + \frac{2}{3} x_{t-1}^M + x_{t-2}^M + \frac{2}{3} x_{t-3}^M + \frac{1}{3} x_{t-4}^M \quad [8],$$

kur x_t^Q ir ceturkšņa pieauguma temps, x_t^M – mēneša pieauguma temps, $\tau = 1, \dots, \frac{T}{3}$; $t = 1, \dots, T$; τ un T apzīmē attiecīgi ceturkšņu un mēnešu skaitu.

Tilta modeļa īpašība liedz izmantot lielu skaitu skaidrojošo rādītāju. Raksturīgi, ka samērā īsas laikrindas un mazs brīvības pakāpju skaits ierobežo analīzi tikai nelielam mainīgo skaitam. Tāpēc, lai ar tilta modeli iegūtu efektīvu prognozi, būtiski lietot pašu svarīgāko informāciju. Pētījumā izvēlēti četri rādītāji, kas var vislabāk raksturot ekonomisko aktivitāti un ir laikus pieejami prognozēšanai. Tad agregēto IKP modelē šādi.

Agregētais IKP

$$IKP = f(IP, RS, M3, XG),$$

kur reālais rūpniecības produkcijas apjoms (IP), reālais mazumtirdzniecības apgrozījums (RS), naudas piedāvājums $M3$ ($M3$) un nominālais preču eksports (XG) ir skaidrojošie mainīgie.

Lai prognozētu katru IKP komponentu, tilta modelī izmantotajiem skaidrojošajiem mainīgajiem jābūt vismaz mēneša rādītājiem un jau laikus pieejamiem agras aplēses iegūšanai. Dezagregētajos modeļos izmanto papildu skaidrojošos mainīgos, un tas ir pamatoti un statistiski nozīmīgi, norādot pareizu virzienu. IKP komponentu tilta modeļi ir šādi:

IKP no izlietojuma puses

- Privātais patēriņš = $f(RS, MG)$
- Valdības patēriņš = $f(BEXP)$
- Kopējā kapitāla veidošana = $f(ESI)$
- Eksports = $f(XG, XS)$
- Imports = $f(MG, MS)$

IKP no ražošanas puses

- Primārais sektors = $f(CCI)$
- Rūpniecība = $f(IP, ICI)$
- Būvniecība = $f(BCI)$
- Tirdzniecība, transports, izmitināšana = $f(RS, PT, MG)$
- Sabiedriskie pakalpojumi = $f(M3)$
- Komercepakalpojumi = $f(M3)$
- Neto nodokļi = $f(CCI, RTCI)$,

kur IKP un tā komponenti ir reālā mazumtirdzniecības apgrozījuma (RS), reālā rūpniecības produkcijas apjoma (IP), nominālā preču importa (MG), nominālo budžeta izdevumu ($BEXP$), nominālā preču eksporta (XG), pakalpojumu eksporta (XS), pakalpojumu importa (MS), naudas piedāvājuma $M3$ ($M3$), kopējā ekonomiskā noskaņojuma rādītāja (ESI), ražotāju konfidences rādītāja (ICI), patērētāju konfidences rādītāja (CCI), būvniecības konfidences rādītāja (BCI), ostu apgrozījuma (PT) un mazumtirdzniecības konfidences rādītāja ($RTCI$) funkcijas.

Saskaņā ar K. Beņkovska (12) secinājumiem naudas piedāvājuma $M3$ mainīgo var labi izmantot IKP prognožu novērtējumā, tāpēc to lieto arī šajā pētījumā. Taču jāņem vērā, ka pēc pievienošanās eiro zonai Latvijas naudas piedāvājums $M3$ vairs nav savietojams ar iepriekš publicēto rādītāju. Tāpēc turpmāk IKP prognozēšanā empīriskiem mērķiem varētu izmantot kādu naudas piedāvājuma $M3$ aizstājēju, piemēram, pieprasījuma noguldījumus un noguldījumus ar noteiktu termiņu.

4.2.2. Faktoru modeļi

Pēdējos 20 gados pierādījies, ka faktoru modeļi ir ļoti efektīvi īstermiņa prognozēšanas un ekonomiskās analīzes rīki. Šajā laikā informācijas tehnoloģijas, skaitļošanas tehnika un mašīnmācīšanās ļoti strauji attīstījušies un uzlabojušies. Mūsdienu progresīvās metodes rada iespēju analizēt lielu skaitu mainīgo.

Pētījumos apgalvots, ka ar nelielu faktoru skaitu iespējams izskaidrot lielu daļu daudzu makroekonomisko mainīgo svārstību. Ja prognozētājiem izdodas precīzi novērtēt nenovērojamus faktorus, prognozēšanas uzdevums kļūst daudz vieglāks, jo N skaita mainīgo vietā iespējams darboties tikai ar dažiem r faktoriem ($r \ll N$).

Faktoru modeļu efektivitāte un izmantošanas metodes dažādās valstīs atšķiras, tomēr vairākums pētnieku uzsver to lietderību. Secinājumus par nozīmīgiem prognožu precizitātes uzlabojumiem, izmantojot galvenās komponentes, publicējuši M. Brisons (*M. Brisson*), B. Kempbels (*B. Campbell*) un Dž. V. Galbreits (*J. W. Galbraith*) (16) par Kanādu, M. Kamačo (*M. Camacho*) un I. Sančo (*I. Sancho*) (17) par Spāniju, A. H. J. Den Reijers (*A. H. J. den Reijer*) (26) par Nīderlandi, M. Šneiders (*M. Schneider*) un M. Špicers (*M. Spitzer*) (56) par Austriju, M. Sintani (*M. Shintani*) (59) par Japānu, B. Siliverstovs (*B. Siliverstovs*) un K. Holodiļins (*K. Kholodilin*) (60) par Vāciju, Dž. H. Stoks un M. V. Votsons (68) par ASV. Tomēr dažos pētījumos (piemēram, K. Šūmahera un K. Drēgera (*C. Dreger*) (58) un K. Šūmahera (57) par Vāciju un M. Dž. Artisa (*M. J. Artis*), A. Banerdži (*A. Banerjee*) un M. Marčellino (4) par Apvienoto Karalisti) uzsvērts, ka faktoru modeļi prognozēšanas procesam nav tik piemēroti. Savukārt V. Ajevskā un G. Dāvidsona pētījumā (3) par Latviju publicēti jaukti (jeb neviennozīmīgi) rezultāti.

Šajā pētījumā izmantots Dž. H. Stoka un M. V. Votsona (68) aproksimēts dinamisko faktoru modelis. Pieņemts, ka $F_t = (F_{1t}, F_{2t}, \dots, F_{rt})$ ir nenovērotu statistisku faktoru vektors, un atkarīgo mainīgo izsaka šādi:

$$y_t = \alpha + \sum_{i=1}^r \beta_i F_{it} + \sum_{j=1}^p \gamma_j y_{t-j} + \varepsilon_t \quad [9],$$

kur y_t ir reālā IKP ceturkšņa pieauguma temps, y_{t-j} ir j -tais reālā IKP ceturkšņa pieauguma lags, F_{it} ir i -tais faktors $i = 1, \dots, r$, α un β_i – novērtētie koeficienti, p apzīmē autoregresijas kārtu un $\varepsilon_t \sim i.i.d. N(0, \sigma^2)$. Tad dati X_t pieļauj šādu faktoru struktūru:

$$X_t = \Lambda F_t + u_t \quad [10],$$

kur $X_t = (X_{1t}, \dots, X_{Nt})'$ ir N mainīgo vektors laikā $t = 1, \dots, T$, F_t ir $r \times 1$ faktoru vektors, Λ ir $N \times r$ faktoru slodžu vektors, u_t – idiosinkrātiska kļūda, kas var būt korelēta laikrindās un vāji savstarpēji korelēta. [10] vienādojumu novērtē ar galveno komponentu metodi. Dž. H. Stoks un M. V. Votsons (69) atvasina nosacījumus, kādos galvenās komponentes konsekventi novērtē faktorus.

Pētījumā iegūtas prognozes h soļus uz priekšu, izmantojot tiešo daudzpakāpju metodi:

$$\hat{y}_{t+h|t} = \hat{\alpha} + \sum_{i=1}^r \hat{\beta}_{ih} F_{it} + \sum_{j=1}^p \hat{\gamma}_j y_{t-j+h} \quad [11],$$

kur $\hat{y}_{t+h|t}$ ir reālā IKP ceturkšņa izaugsmes h soļa prognoze un F_{it} – novērtētie faktori.

IKP komponentu prognozes novērtē šādi. Izmantojot visu datubāzi, novērtē kopējos faktorus [10] vienādojumā, veic IKP komponentu regresiju uz novērtētajiem faktoriem [9] vienādojumā, un [11] vienādojumā iegūst prognozes.

Šajā pētījumā empīriski izmanto vienu atkarīgā mainīgā lagu, lai uzturētu mērenu dinamiku. Tiek veikts Baja–Ngas (*Bai–Ng*) formālais statistiskais tests, lai noteiktu statisko faktoru skaitu (Ž. Bajs un S. Nga (6)). Faktoru skaits tiek novērtēts un izvēlēts katram ārpusizlases periodam automātiski.

4.2.3. Vektoru autoregresijas modeļi

K. A. Simsa (*C. A. Sims*) (61; 62) empīriskais ieguldījums ekonomiskajā analīzē veicināja to, ka vektoru autoregresijas modelis (VAR) kļuva ļoti populārs ekonomiskās sistēmas analīzē un prognozēšanā. K. A. Simss (61) uzskatīja, ka ar VAR tiek nodrošināta loģiska un uzticama pieeja datu raksturojumam, prognozēšanai un politikas analīzei.

Makroekonomiskajā prognozēšanā bieži izmanto neliela mēroga VAR modeļus. Piemēram, M. Marčellino, Dž. H. Stoks un M. V. Votsons (51) eiro zonas prognožu veidošanā izmanto VAR ar trim mainīgajiem. Prognozējot inflāciju, T. Jakobsons (*T. Jacobson*), P. Jansons (*P. Jansson*), A. Vedīns (*A. Vredin*) u.c. (44) lieto VAR modeli ar ilgtermiņa ierobežojumiem. K. A. Favero (*C. A. Favero*) un M. Marčellino (35) izmanto VAR modeli, lai prognozētu lielāko eiro zonas valstu fiskālos mainīgos. Dž. H. Stoks un M. V. Votsons (66) izmanto klasisko VAR modeļa veidu, veicot ASV tautsaimniecības triju mainīgo – inflācijas, bezdarba un procentu likmju – analīzi. Dž. Kapetanijs (*G. Kapetanios*), V. Labhards (*V. Labhard*) un S. Praiss (*S. Price*) (45) IKP un inflāciju prognozē arī ar VAR modeļiem. G. Rinstlers, K. Barhumi (*K. Barhoumi*), S. Benks (*S. Benk*) u.c. (55) veic plašu īstermiņa prognozēšanas analīzi un novērtē vairākus īstermiņa prognozēšanas modeļus, t.sk. VAR modeļus, deviņām ES valstīm un eiro zonai.

Šajā pētījumā pieņemts, ka y_t ir mainīgo vektors $n \times 1$ laikā t . Tāpēc y_t dinamiku var izteikt ar Gausa autoregresijas modeļa p -to kārtu šādi:

$$y_t = c + \Phi_1 y_{t-1} + \Phi_2 y_{t-2} + \dots + \Phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t \quad [12],$$

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

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

$$E(\varepsilon_t) = 0$$

kur y_t ir interesējošo mainīgo vektors, Φ_i – koeficientu matricas un $i = 1, \dots, p$, $\varepsilon_t \sim N(0, \Omega)$. VAR forma bez problēmām ļauj iegūt prognozes, veicot [12] vienādojuma iterāciju h soļus uz priekšu:

$$\hat{y}_{t+h|t} = \hat{c} + \hat{\Phi}_1 y_{t-1+h} + \hat{\Phi}_2 y_{t-2+h} + \dots + \hat{\Phi}_p y_{t-p+h} \quad [13],$$

kur $\hat{y}_{t+h|t}$ ir mainīgo vektora prognoze h soļus uz priekšu.

VAR standarta modelis parasti sastāv no trim mainīgajiem, kas raksturo galvenās ekonomiskās norises – reālo ekonomisko aktivitāti, inflāciju un procentu likmes. Šajā pētījumā VAR sastāv no četriem mainīgajiem, aptverot reālo IKP, SPCI, 3 mēnešu EURIBOR un, ņemot vērā Latvijas tautsaimniecības īpatnības, arī VAR paplašinājumu – naudas piedāvājumu M3, tādējādi izveidojot t.s. monetāro VAR. VAR p lagu kārtu izvēlas ar SIC. Tomēr lagu skaits šajā pētījumā ierobežots līdz $p_{max} = 4$.

4.2.4. Beijesa vektoru autoregresijas modeļi

Uzskata, ka Beijesa vektoru autoregresijas modeļi (BVAR) salīdzinājumā ar VAR modeļiem sniedz daudz precīzākus rezultātus. Beijesa novērtējums palīdz izvairīties no pārāk liela parametru skaita problēmas un ļauj pētniekiem modelī izmantot lielāku skaitu mainīgo. Latvijas makroekonomisko mainīgo datu laikrindas ir samērā īsas, tāpēc, šķiet, izdevīgi izmantot VAR modeli ar Beijesa pieeju.

Lielu ieguldījumu BVAR modeļu attīstībā un to izmantošanā makroekonomiskajā prognozēšanā snieguši T. Douns (*T. Doan*), R. Littermens (*R. Litterman*) un K. A. Simss (32) un R. Littermens (49). Jaunākie pētījumi par BVAR modeļiem (sk. M. Banburas, D. Džannones un L. Reihlinas (8), K. Blora (*C. Bloor*) un T. Metjūsona (*T. Matheson*) (14), G. Kūpa (*G. Koop*) (46) darbus) parāda, kā ar Beijesa pieeju VAR modeļos iespējams izmantot lielu skaitu mainīgo.

BVAR modeli raksta šādi:

$$y_t = c + B_1 y_{t-1} + B_2 y_{t-2} + \dots + B_p y_{t-p} + v_t \quad [14],$$

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

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

$$E(v_t) = 0$$

kur y_t ir mainīgā vektors $n \times 1$ laikā $t = 1, \dots, T$ un $\{c, B_1, \dots, B_p, \Sigma\}$ ir modeļa parametri. Modeļa koeficientus apvieno vienā vektorā $\theta = \{c, B_1, \dots, B_p\}'$; tādā gadījumā aprioro informāciju sniedz $p(\theta) \sim N(\theta_0, \Sigma_0)$, kur θ_0 ir vidējais un Σ_0 – diagonāla dispersijas matrica. BVAR prognozes iegūst analogiski, veicot [14] vienādojuma iterāciju h soļus uz priekšu:

$$\hat{y}_{t+h|t} = \hat{c} + \hat{B}_1 y_{t-1+h} + \hat{B}_2 y_{t-2+h} + \dots + \hat{B}_p y_{t-p+h} \quad [15],$$

kur $\hat{y}_{t+h|t}$ ir mainīgo vektora prognoze h soļus uz priekšu.

Pētījumā izmantoti tie paši četri mainīgie, kas VAR modelī, t.i., reālais IKP, pamata SPCI, 3 mēnešu EURIBOR un naudas piedāvājums M3. Lai novērtētu modeli, pieejamas vairākas aprioro vērtību identifikācijas shēmas (sk. T. Douna, R. Littermena un K. A. Simsa (32), E. M. Līpera (*E. M. Leeper*), K. A. Simsa un T. Dža (*T. Zha*) (48), K. A. Simsa un T. Dža (64), M. Banburas, D. Džanones un L. Reihlinas (8) pētījumus). Izmantotas vienkāršākās Minesotas jeb Littermena apriorās vērtības (R. L. Littermens (49)) ar pieņēmumu, ka katrs y_t elements pakļauts AR(1) procesam, bet aprioro vērtību dispersija ir diagonāla un atkarīga no hiperparametriem. Pieņemts, ka kļūdu kovariācijas matrica Σ ir zināma, tomēr to var aizstāt ar novērtētu kļūdu kovariācijas matricu $\hat{\Sigma}$. Hiperparametri ir atkarīgi no trim

parametriem – λ_1 , kas nosaka aprioro vērtību dispersiju savu mainīgo lagiem, λ_2 nosaka aprioro vērtību dispersiju to mainīgo, kuri nav atkarīgie mainīgie, lagiem, un λ_3 nosaka lagu dispersijas relatīvo ciešumu (*relative tightness*), izņemot pirmo lagu. Lai identificētu šā pētījuma BVAR modeli, noteikti četri lagi. Lai saglabātu modeļa vienkāršo uzbūvi, pētījumā pieņēmumos par apriorajām vērtībām noteiktas literatūrā bieži minētās vērtības, t.i., $\lambda_1 = 0.2$, $\lambda_2 = 0.5$ un $\lambda_3 = 1$ (sk. F. Kanovas (F. Canova) (18), R. Litermena (49), D. Kapetanija, V. Labharda un S. Praisa (45) pētījumu). Jāatzīst, ka labāko aprioro vērtību atlasī var veikt ar režģa meklēšanu (*grid searching*) parametru telpā, pēc tam attiecīgi novērtējot prognozes.

5. PROGNOŽU KOMBINĀCIJAS

Vienā no agrāk veiktajiem pētījumiem Dž. M. Beitss (*J. M. Bates*) un K. V. Dž. Greindžers (*C. W. J. Granger*) (11) uzsver prognožu kombināciju nozīmi. Viena mainīgā prognožu divas dažādas kopas (iegūtas ar dažādiem modeļiem) var sniegt zināmu neatkarīgu informāciju, kas nosaka, ka attiecīgās prognožu kombinācijas MSE ir mazāka par jebkuras oriģinālās prognozes kļūdu. Prognožu kombinācijas pieeju uzskata par ļoti efektīvu veidu stabila prognožu rezultātu iegūšanai. Kopš tā laika gan zinātnieki, gan praktiķi prognožu kombinācijām pievērsuši lielu uzmanību. R. T. Klemens (*R. T. Clemen*) (19) sagatavojis plašu literatūras apskatu par prognožu kombinācijām.

Tā kā empīriskajā literatūrā bieži tiek norādīts, ka prognožu kombinācija caurmērā nodrošina precīzāku prognozi, svarīgi izprast precīzāku rezultātu noteicējēcēloņus. Pirmkārt, informācijas kopas, kuras izmanto prognožu veidošanai, pamatmodeļos var atšķirties. R. T. Klemens (20) norāda, ka, jo lielāks pamatmodeļu informācijas kopu savstarpējais pārklājums, jo mazāka prognožu kombināciju izmantošanas lietderība. Taču Dž. H. Stoks un M. V. Votsons (66) veido prognozes, izmantojot lielu skaitu viendimensijas modeļu, un empīriski parāda, ka prognožu kombinācijas tomēr sniedz lielāku precizitāti nekā individuālas prognozes, kas ir vienādi svērtas, balstās uz MSE vai svērtas ar mediānu. Šāds secinājums ir pārsteidzošs, jo kombinēto prognožu informācijas kopas ir vienādas.

Otrkārt, D. F. Hendrijs un M. P. Klementss (39), M. Ajolfi (*M. Aiolfi*) un E. Timermans (*E. Timmermann*) (2), kā arī M. Ajolfi, K. Kapistrans (*C. Capistrán*) un E. Timermans (1) uzsver, ka strukturālās pārmaiņas atsevišķos modeļus ietekmē atšķirīgi, tādējādi, iespējams, izdevīgi izmantot prognožu kombinācijas. D. F. Hendrijs un M. P. Klementss (39) gan analītiski, gan ar Montekarlo simulācijām pierāda, ka kombinētās prognozes var novērst zināmās deterministiskās pārbīdes problēmu DGP. M. Ajolfi, K. Kapistrans un E. Timermans (1) novērtē dažādas prognožu kombināciju shēmas nejaušu pārbīžu gadījumā un veic Montekarlo izpēti vienkārša faktoru modeļa kontekstā. Šie autori pēta prognožu kombināciju strukturālo pārmaiņu apstākļos un secina, ka prognožu kombinācijas uzlabojumu nevar pilnībā izskaidrot ar stabila faktoru struktūru. Turpretī, ja pieļauj faktoru slodžu strukturālas pārmaiņas vai faktoru dinamikas strukturālas pārmaiņas, prognožu kombināciju precizitāte uzlabojas salīdzinājumā ar labāko vienkāršo modeli.

Treškārt, atsevišķos modeļus var ietekmēt nepareiza specifikācija. R. T. Klemens (20) uzskata, ka pati ideja par prognožu kombinācijām pauž implicētu pieņēmumu, ka pamatā esošo procesu nevar identificēt. Tāpēc iespējama pamatā esošā modeļa, parametru novērtējumu un ģenerēto prognožu nepareiza specifikācija. Dž. H. Stoks

un M. V. Votsons (70) pēta produkcijas izlaides pieauguma kombinētās prognozes septiņās OECD valstīs, par katru valsti iegūstot 73 prognozes, kas balstās uz atsevišķiem datiem. Viņi norāda, ka atsevišķo modeļu rezultāti nav stabili ekonomisko šoku vai politikas īpatnību dēļ; tomēr pētnieki secina, ka vienkāršo kombināciju prognozes ir stabilas un precīzākas par viendimensijas AR etalonmodeļu prognozēm.

Daudzi pētījumi veltīti prognožu svēršanas shēmām. Dž. M. Beitss un K. V. Dž. Greindžers (11), K. V. Dž. Greindžers un R. Ramanatans (*R. Ramanathan*) (37), F. K. Dībolds un P. Pauli (*P. Pauly*) (28; 29), Dž. H. Stoks un M. V. Votsons (66; 70) izmanto lineāras un laikā mainīgas metodes, lai novērtētu prognožu svarus. M. Ajolfi, K. Kapistrans un E. Timermans (1) un citi autori norāda, ka vienkāršu vidēju prognozi ir neparasti grūti pārspēt. Dž. H. Stoks un M. V. Votsons (70) uzsver, ka visvienkāršākās metodes ar mazākajām MSFE ir kombinēšanas metodes ar vienādiem vai gandrīz vienādiem svāriem, kas maz mainās laika gaitā. Dž. Smits (*J. Smith*) un K. F. Voliss (*K. F. Wallis*) (65) noskaidro iemeslus, kāpēc vienkāršu vidēju kombināciju var labi izmantot salīdzinājumā ar citām svēršanas shēmām, un norāda, ka, izmantojot vienādus vai gandrīz vienādus optimālos kombināciju svarus, vienkāršā vidējā prognoze ir precīzāka vismaz tāpēc, ka nav nepieciešams novērtēt svarus. Turklāt šie autori iesaka ignorēt prognožu kļūdu kovariāciju, aprēķinot kombinējamās svarus, ko ieteica Dž. M. Beitss un K. V. Dž. Greindžers (11).

Atsevišķo prognožu svērtais vidējais ir prognožu kombināciju metodes standarta pieeja. Kombinētu prognozi var iegūt, piemērojot īpašu svaru shēmu, kuras standarta formu izsaka šādi:

$$y_{t+h|t}^c = \sum_{i=1}^n w_{i,t+h|t} y_{i,t+h|t} \quad [16],$$

kur $y_{t+h|t}^c$ ir kombinētā prognoze, $y_{i,t+h|t}$ ir individuāla prognoze laikā t uz priekšu h periodam un $w_{i,t+h|t}$ ir modeļa i svāri laikā t uz priekšu h periodam.

Šajā pētījumā aplūktas vairākas prognožu kombinēšanas metodes. Svarus izsaka šādā vispārīgā formā:

$$w_{i,t+h|t} = m_{i,t+h|t}^{-1} / \sum_{j=1}^n m_{j,t+h|t}^{-1}; \quad [17],$$

kur $m_{i,t+h|t}$ vienāds ar:

$$m_{i,t+h|t} = 1, \text{ visiem } i = 1, \dots, n; - \text{vienkāršais vidējais} \quad [17.a],$$

$$m_{i,t+h|t} = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{s=t+1}^T (y_s - y_{s|s-h})^2} - \text{pilnas izlases RMSFE svāri} \quad [17.b],$$

$$m_{i,t+h|t} = \sqrt{\frac{1}{v} \sum_{s=t-v+1}^t (y_s - y_{s|s-h})^2} - \text{rekursīvie RMSFE svāri} \quad [17.c],$$

$$m_{i,t+h|t} = \frac{1}{T} \sum_{s=t+1}^T (y_s - y_{s|s-h})^2 - \text{pilnas izlases MSFE svāri} \quad [17.d],$$

$$m_{i,t+h|t} = \frac{1}{v} \sum_{s=t-v+1}^t (y_s - y_{s|s-h})^2 - \text{rekursīvie MSFE svāri} \quad [17.e],$$

$$m_{i,t+h|t} = R_{i,T} - \text{pilnas izlases ranga svāri} \quad [17.f],$$

$$m_{i,t+h|t} = R_{i,t,t-h} - \text{rekursīvie ranga svāri} \quad [17.g],$$

kur v ir iepriekšējo periodu paplašināšanas logs.

Pētījumā izmantoti vienkāršā vidējā svāri, RMSFE, MSFE un ranga svāri. Triju pēdējo svaru shēmas novērtē pilnam ārpusizlases periodam un rekursīvi. Kvadrātiskās formas dēļ MSFE prognozēšanas kļūda salīdzinājumā ar RMSFE ir vairāk atkarīga no atsevišķo prognožu kļūdām. Tomēr pilnas izlases svarus pārbauda attiecībā pret rekursīvajiem svāriem, vēsturiskajiem rezultātiem nosakot rekursīvos svarus. Ranga svaros izmanto i -tā modeļa h perioda rezultātus. Modelim ar vismazāko RMSFE piešķir 1. rangu, otram labākajam – 2. rangu utt. Uzskata, ka salīdzinājumā ar iepriekš izmantotajām svaru shēmām šajā kombinācijā netiek ņemta vērā prognožu kļūdu korelācija.

6. EMPĪRISKIE REZULTĀTI

6.1. Modelēšanas jautājumi

Parasti prognozes precizitāti mēra ar zaudējumu funkciju. Ir vairāki veidi, kā izteikt prognozes precizitāti (sk., piemēram, J. G. De Gojera (*J. G. De Gooijer*) un R. Dž. Haindmena (*R. J. Hyndman*) (25) pētījumu). Lai aplūkotu ekonometrisko modeļu prognozētspēju, empīriskajā literatūrā pieņemts izmantot RMSFE zaudējumu funkciju:

$$RMSFE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - y_i^f)^2} \quad [18],$$

kur y_i ir faktiskā realizācija, y_i^f – prognozētā vērtība un N – ārpusizlases prognožu skaits.

Intuitīvā izpratne par RMSFE ir vienkārša. Šī kļūda parāda prognožu vidējo novirzi no faktiskajiem novērojumiem, un to izsaka tādās pašās vienībās kā analizētos mainīgos. RMSFE jēdziens ir cieši saistīts ar priekšstatu par standartkļūdu, tāpēc intuitīvi saprotams.

Pētījumā prognožu kļūdas dotas ceturkšņa IKP gada pieauguma tempa izteiksmē. Tomēr jāatzīmē, ka statistiskie modeļi sniedz ceturkšņa pieauguma tempa rādītājus salīdzinājumā ar iepriekšējo ceturksni. Ceturkšņa pieauguma temps tiek konvertēts gada pieauguma tempā un salīdzināts ar rezultātiem. Šādas tempa pārveidošanas iemesls ir Latvijas IKP ceturkšņa pieauguma tempa (sezonāli izlīdzinātā) lielās datu korekcijas starp datu publikojumiem laicrindu sezonālo korekciju novērtējuma dēļ. Rezultātā prognozes precizitātes rādītājs ietvertu nevis modeļa kļūdas, bet lielu daļu faktisko datu mērījumu kļūdu.

6.2. Individuālo prognožu novērtējums

Pētījumā rekursīvi aplūkoti ārpusizlases statistiskie modeļi, kas tika izmantoti no 2004. gada 1. ceturkšņa līdz 2013. gada 4. ceturksnim, kopumā novērtējot 40 ceturkšņus. Zīmīgi, ka datubāzē iekļauti IKP datu mēnešu vēsturiskie publikojumi, un tas nozīmē, ka iespējams veidot prognozes katru mēnesi. Dažādu modeļu prognožu precizitātes rezultāti apkopoti 5. tabulā. Kopumā novērtētas 12 modeļu prognozes, t.sk. sešas agregētu modeļu prognozes un sešas prognozes, izmantojot modeļus no izlietojuma puses un ražošanas puses. Prognozes iegūst par pirmo mēnesi pēc jaunu IKP datu publikojuma vienu un divus ceturkšņus uz priekšu (sk. 2. tabulu), un RMSFE aprēķina IKP datu pirmajam publikojumam. Pēc tam RMSFE salīdzina ar rezultātu, kas iegūts ar gadījuma klejošanas modeli, t.i.,

aprēķina relatīvo RMSFE. Ja iegūtā vērtība ir lielāka (mazāka) par 1, attiecīgais modelis ir mazāk precīzs (precīzāks) par gadījuma klejošanas modeli. Tāpēc 5. tabulas 1. rindā sniegtais gadījuma klejošanas modeļa relatīvās RMSFE novērtējums ir vienāds ar 1. Relatīvā RMSFE nodrošina iespēju salīdzināt ar dažādiem modeļiem iegūtu prognožu precizitāti.

Prognozes kvalitāti var ietekmēt ekonomiskās attīstības cikla pārmaiņas, un modeļa darbība var būt atkarīga no attiecīgā brīža situācijas tautsaimniecībā. Nopietnu strukturālo pārmaiņu apstākļos būtu nepareizi paļauties tikai uz pilnas izlases rezultātiem, tāpēc šajā pētījumā viss ārpusizlases periods sadalīts vairākās daļās. Turklāt tiek izslēgti arī netipiskie gadījumi (*outliers*; t.s. izlēcēji), jo tie būtiski kropļo prognožu precizitātes salīdzināšanu. Ņemot vērā neseno finanšu krīzi, pētījumā analizēti pieci periodi. Pirmais RMSFE novērtējums attiecas uz pilnu izlasi periodā no 2004. gada 1. ceturkšņa līdz 2013. gada 4. ceturksnim, otrais novērtējums ir par pilnu izlases periodu, izņemot 2010. gada 1. ceturksni¹. Tad pilnas izlases periods sadalīts pirmskrīzes periodā (2004. gada 1. ceturksnis–2007. gada 4. ceturksnis), krīzes periodā (2008. gada 1. ceturksnis–2009. gada 4. ceturksnis) un pēckrīzes periodā (2010. gada 2. ceturksnis–2013. gada 4. ceturksnis).

5. tabula

Relatīvās RMSFE rezultāti statistisko modeļu kopai

MODELIS	Vienu ceturksni uz priekšu					Divus ceturkšņus uz priekšu				
	Pilna izlase 2004. g. 1. cet.–2013. g. 4. cet.	Pilna izlase ¹ , izņemot 2010. g. 1. cet.	Pirmskrīzes periods 2004. g. 1. cet.–2007. g. 4. cet.	Krīzes periods 2008. g. 1. cet.–2009. g. 4. cet.	Pēckrīzes periods 2010. g. 2. cet.–2013. g. 4. cet.	Pilna izlase 2004. g. 1. cet.–2013. g. 4. cet.	Pilna izlase ¹ , izņemot 2010. g. 1. un 2. cet.	Pirmskrīzes periods 2004. g. 1. cet.–2007. g. 4. cet.	Krīzes periods 2008. g. 1. cet.–2009. g. 4. cet.	Pēckrīzes periods 2010. g. 3. cet.–2013. g. 4. cet.
RW	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
AR	0.98	1.18	0.90	1.38	0.70	1.01	1.24	1.02	1.37	0.68
BM	0.78	0.94	0.91	1.03	0.67	0.81	0.99	0.99	1.06	0.92
FM	0.76	0.91	1.03	0.95	0.67	0.76	0.92	1.01	0.95	0.81
VAR	0.95	1.15	0.97	1.30	0.77	0.97	1.20	1.04	1.31	1.03
BVAR	0.94	1.13	0.99	1.29	0.69	0.99	1.20	1.04	1.33	0.82
AR_EXP	1.11	1.27	1.15	1.33	1.16	1.19	1.34	1.59	1.42	1.18
BM_EXP	0.98	1.19	1.14	1.30	0.85	0.96	1.18	0.69	1.30	1.12
FM_EXP	0.78	0.94	0.98	1.04	0.55	0.75	0.91	0.78	1.00	0.69
AR_OUT	1.31	1.59	1.08	1.91	0.69	1.26	1.55	1.44	1.72	0.63
BM_OUT	0.83	1.00	1.15	1.07	0.60	0.89	1.07	1.13	1.15	0.70
FM_OUT	0.79	0.95	0.95	1.04	0.65	0.82	1.01	1.23	1.04	0.90
Vidējais	0.93	1.10	1.02	1.22	0.75	0.95	1.14	1.08	1.22	0.87

Piezīmes. Modeļu apzīmējumu saīsinājumi: RW – gadījuma klejošanas modelis, AR – autoregresijas modelis, BM – tilta modelis, FM – faktoru modelis, VAR – vektoru autoregresijas modelis,

¹ 2010. gada 1. ceturkšņa novērtējums izslēgts no pilnās izlases tāpēc, ka gadījuma klejošanas paraugmodelī radās nozīmīgs netipisks gadījums. Tā kā paraugmodelis parādās visās relatīvajās RMSFE, šis netipiskais gadījums spēcīgi ietekmē un kropļo prognožu salīdzinājumu. Netipiskais gadījums rodas galvenokārt IKP bāzes efektu ietekmē un neatbilst ekonomiskās darbības krasai pārmaiņai. Šis efekts ietekmē arī prognozes divus ceturkšņus uz priekšu, tāpēc šīm prognozēm no izlases izslēgti 2010. gada 1. un 2. ceturkšņa novērtējumi.

BVAR – Beijesa vektoru autoregresijas modelis, EXP – dezagregētais modelis no izlietojuma puses, OUT – attiecīgais modelis no ražošanas puses. Pelēki tonētas RMSFE, kas mazākas par 1, t.i., prognozes precizitāte ir lielāka nekā RW modelim; cipari treknrakstā apzīmē lielāko precizitātes pieaugumu attiecīgajā periodā.

5. tabulā sniegtās relatīvās RMSFE rāda, ka visā izlases periodā (2004. gada 1. ceturksnis–2013. gada 4. ceturksnis) lielākā daļa modeļu abos prognozēšanas periodos sniedz precīzāku prognozi nekā vienkāršais gadījuma klejošanas paraugmodelis, prognozes precizitātei pieaugot aptuveni no 2% (AR un BM_EXP) līdz 24% (FM). Taču, ja izslēdz netipiskos gadījumus (tie būtiski kropļo gadījuma klejošanas modeļa izlases kļūdas), tikai dažu modeļu rezultāti pārspēj gadījuma klejošanas modeļa rādītājus, un tie ir faktoru modeļi un tilta modeļi ar precizitātes uzlabojumiem abos prognozēšanas periodos attiecīgi par 5–9% un 1–6%.

Pirmskrīzes, krīzes un pēckrīzes periodu rezultāti ir neviendabīgi un atšķirīgi. Ar AR un tilta modeli aprēķinot pirmskrīzes perioda prognozi vienu periodu uz priekšu, salīdzinājumā ar paraugmodeli iegūst par 9–10% precīzāku prognozi, un tā ir precīzākā šā perioda prognoze. Nākamie precizitātes ziņā ir faktoru modeļi no ražošanas puses un izlietojuma puses (2–5%) un VAR modeļi (1–3%). Taču, šajā periodā prognozējot divus ceturkšņus uz priekšu, iegūst citus rezultātus. Labākā prognozētspēja ir tilta modelim no izlietojuma puses (precizitātes uzlabojums par 31% salīdzinājumā ar paraugmodeli) un faktoru modelim no izlietojuma puses (precizitātes uzlabojums par 22% salīdzinājumā ar paraugmodeli). Finanšu krīzes laikā, kas nozīmīgi ietekmēja ekonomisko aktivitāti, gandrīz nevienam statistiskajam modelim neizdevās pārspēt paraugmodeļa rezultātus. Šādus vājus modeļu rezultātus krīzes periodā noteica tas, ka visi apskatāmie modeļi ir lineāri un tiem ir tendence atgriezties pie izlases raksturīgās tendences. Finanšu krīzes attīstības apstākļos, kas, lietojot statistisko terminoloģiju, notika nelineāri, ar gadījuma klejošanas modeli iegūtās prognozes bija optimālas vismaz tāpēc, ka bija konstantas (*flat*). Faktoru modelis, kas abos prognozēšanas periodos bija par 5% precīzāks par gadījuma klejošanas modeli, ir izņēmums. Domājams, ka faktoru modelī ietvertais lielais statistiskās informācijas apjoms paver iespēju aprēķināt precīzāku prognozi. Faktoru modelis no izlietojuma puses un ražošanas puses apstiprina šādu pieņēmumu, jo sniedz gadījuma klejošanas modelim precizitātes ziņā tuvu rezultātu, bet nepārspēj to.

Pretstatā pirmskrīzes un krīzes periodam pēckrīzes periodu ar tam raksturīgo stabilo un ilgtspējīgo ekonomisko vidi zināmā mērā var uzskatīt par laiku, kas patiesi apliecina modeļu darbību. Būtībā gandrīz visu modeļu rezultāti ir nozīmīgi labāki par paraugmodeļa rādītājiem. Veidojot prognozi vienam ceturksnim uz priekšu, prognozes precizitātes uzlabojumi ir diapazonā no 15% (tilta modelis no izlietojuma puses) līdz 45% (faktoru modelis no izlietojuma puses), bet, veidojot prognozi diviem ceturkšņiem uz priekšu, – no 17% (tilta modelis no ražošanas puses) līdz 40% (faktoru modelis no izlietojuma puses).

Dezagregēto modeļu rezultāti nav viennozīmīgi. Šo modeļu veiktspeja ir heterogēna, rezultātam mainoties no pavisam vāja (AR modelis no izlietojuma puses) līdz vislabākajam (faktoru modelis no izlietojuma puses). Lai gan ar tilta modeli un faktoru modeli iegūtie rezultāti (no izlietojuma puses un ražošanas puses) salīdzinājumā ar paraugmodeli liecina par mēreniem precizitātes uzlabojumiem gan pilnai izlasei, gan abos prognozēšanas periodos, šo modeļu dezagregētās prognozes dažādos laikposmos sniedz būtiski atšķirīgus darbības rezultātus. Faktoru modelis

(no izlietojuma puses) būtībā ir precīzāks par paraugmodeli visos novērotajos periodos, izņemot finanšu krīzes laiku. Savukārt faktoru modeļa (no ražošanas puses) prognozes ir līdzīgas, tomēr tās ir sliktākas krīzes un pirmskrīzes periodam, veidojot prognozi divus periodus uz priekšu. No izlietojuma puses investīcijas ir komponents, kam raksturīga lielākā prognožu kļūda, jo tām trūkst efektīvu apsteidzošo mēneša rādītāju un jau pēc būtības piemīt liels svārstīgums. Runājot par komponentiem no ražošanas puses, lielākās prognožu kļūdas ir būvniecības un neto nodokļu prognozēm to pašu iemeslu dēļ. Faktiski ar šo IKP komponentu precīzāku kalibrēšanu potenciāli iespējams iegūt lielākus precizitātes uzlabojumus. Tas norāda, ka skaidrojošo mainīgo izvēle var būtiski ietekmēt prognozēšanas rezultātu, un tāpēc tas ir svarīgs uzdevums. Kopumā rezultāti liecina, ka dezagregēto modeļu veikspēja ir atkarīga no modeļa un dezagregācijas veida, kā arī no prognozēšanas perioda.

Individuālo prognožu lietderību var uzlabot, tās kombinējot. Pētījumā aplūkoti septiņi svaru veidi individuālo prognožu kombinēšanai, t.i., vienādi svāri jeb vienkāršais vidējais, uz RMSFE un MSFE balstītie svāri, kā arī svāri, kuri balstīti uz modeļu ranžēšanu. RMSFE, MSFE un ranga svaru shēmas novērtētas, izmantojot pilnas ārpusizlases (pilna izlase) un rekursīvo (rekursīvs) paņēmieni, un tas nozīmē, ka svaru pamatā ir tikai modeļu vēsturiskā veikspēja. Kombinēto prognožu rezultātu apkopojums sniegts 6. tabulā. Skaitļi doti relatīvā izteiksmē attiecībā pret gadījuma klejošanas modeli.

6. tabulā sniegtie visu prognožu svaru shēmu rezultāti ir vidēji par 20% precīzāki nekā ar gadījuma klejošanas modeli iegūtie, prognozējot vienu ceturksni uz priekšu, un par 18% precīzāki prognozēm divus ceturksņus uz priekšu. Tomēr, ja no paraugmodeļa tiek izslēgti netipiskie gadījumi, rezultāti liecina par pieticīgāku prognožu precizitātes uzlabojumu. Gandrīz visas kombinētās prognozes vienu ceturksni uz priekšu vidēji ir par 3% precīzākas nekā paraugmodeļa prognozes, taču, prognozējot divus ceturksņus uz priekšu, tikai pilnas izlases ranga svaru shēmas prognožu precizitāte ir labāka par paraugmodeļa prognožu precizitāti. 6. tabulā redzams, ka šāds pieticīgs rezultāts rodas tāpēc, ka ar kombinētajām prognozēm nav iespējams iegūt precizitātes uzlabojumus finanšu krīzes periodā, jo ar individuālajiem modeļiem iegūtās prognozes konstanti tiek novērtētas par augstu. Kombinējot prognozes, kuru svāri nav negatīvi (un to summa ir 1), nevar panākt prognozes faktisku īstenošanos, kas reti atbilst individuālo prognožu diapazonam. Savukārt pirmskrīzes un pēckrīzes perioda prognožu rezultāti ir daudz precīzāki par paraugmodeļa prognozēm visām svaru shēmām.

6. tabula

Relatīvā RMSFE rezultāti prognožu kombinācijām

Svaru shēma	Vienu ceturksni uz priekšu					Divus ceturksņus uz priekšu				
	Pilna izlase	Pilna izlase ² , izņemot 2010. g. 1. cet.	Pirms-krīzes periods 2004. g. 1. cet.– 2007. g. 4. cet.	Krīzes periods 2008. g. 1. cet.– 2009. g. 4. cet.	Pēckrīzes periods 2010. g. 2. cet.– 2013. g. 4. cet.	Pilna izlase	Pilna izlase ² , izņemot 2010. g. 1. un 2. cet.	Pirms-krīzes periods 2004. g. 1. cet.– 2007. g. 4. cet.	Krīzes periods 2008. g. 1. cet.– 2009. g. 4. cet.	Pēckrīzes periods 2010. g. 3. cet.– 2013. g. 4. cet.
Vienkāršais vidējais	0.83	1.00	0.90	1.15	0.53	0.85	1.05	0.89	1.17	0.59
RMSFE (pilna izlase)	0.81	0.98	0.91	1.12	0.52	0.83	1.03	0.89	1.14	0.59
RMSFE (rekursīvs)	0.82	0.99	0.90	1.13	0.52	0.85	1.04	0.84	1.15	0.59
MSFE (pilna izlase)	0.79	0.96	0.91	1.09	0.51	0.81	1.00	0.89	1.11	0.60
MSFE (rekursīvs)	0.81	0.97	0.91	1.11	0.51	0.83	1.03	0.79	1.13	0.60
RANK (pilna izlase)	0.77	0.93	0.94	1.04	0.52	0.77	0.96	0.84	1.05	0.63
RANK (rekursīvs)	0.80	0.96	0.95	1.08	0.53	0.81	1.00	0.74	1.10	0.63
<i>Vidējais</i>	<i>0.80</i>	<i>0.97</i>	<i>0.92</i>	<i>1.10</i>	<i>0.52</i>	<i>0.82</i>	<i>1.02</i>	<i>0.84</i>	<i>1.12</i>	<i>0.61</i>

Piezīmes. Pelēki tonētas RMSFE, kas mazākas par 1, t.i., prognožu precizitāte ir lielāka nekā gadījuma klejošanas modelim; cipari treknrakstā apzīmē lielāko precizitātes pieaugumu attiecīgajā periodā.

Aplūkojot svaru shēmas, ne zaudējuma funkciju (MSFE salīdzinājumā ar RMSFE), ne rekursīvo izlašu salīdzinājums ar pilnas izlases shēmām neliecina par to, ka ar kādu attiecīgu metodi iegūtu prognožu precizitāte ir daudz labāka. Pārsteidzoši, ka mērenie rezultāti ir vienkāršā vidējā metodei svaru shēmu ietvaros. Tomēr šāda prognožu kombinēšanas stratēģija ļauj iegūt apmierinošus rezultātus un ir individuālo prognožu saraksta augšgalā, neraugoties uz tās vienkāršo īstenošanu. Uz modeļa rangū balstītu svaru veikspēja salīdzinājumā ar citām kombinēšanas shēmām neatklāj būtiskus uzlabojumus, tomēr norāda uz kļūdu lieluma nozīmi, kas ietekmē kombinēto prognozi. Kopumā rezultāti liecina, ka salīdzinājumā ar jebkuru individuālu modeli prognožu kombinēšana stabili nodrošina lielāku prognožu precizitāti un atklāj optimālo prognozētājam pieejamo stratēģiju. Iespējams, ka kombinētās prognozes paaugstina noturību pret individuālo modeļu parametru nestabilitāti un nepareizu specifiskāciju, tādējādi uzlabojot prognozētspēju un prognožu precizitāti.

² Sk. 1. zemsvītras piezīmi.

7. SECINĀJUMI

Šajā pētījumā veikts prognožu novērtējums, lai noteiktu individuālo statistisko modeļu veikspēju ar ārpusizlases prognozēšanas metodi, un rezultāti salīdzināti ar paraugmodeļi.

Kopumā iegūti dažādi rezultāti. Taču tie ļauj izteikt dažus secinājumus. Pirmkārt, ar agregētiem vai dezagregētiem faktoru modeļiem no izlietojuma puses un ražošanas puses iegūtās prognozes dominē precizitātes ziņā pār citu individuālo modeļu sniegumu.

Otrkārt, atšķirīgie ar dezagregācijas pieeju iegūtie rezultāti neatklāj skaidri izteiktas īpašības. Dezagregēto modeļu rezultāti ir atkarīgi no modeļa veida, dezagregācijas paņēmiena un prognozes perioda. Tomēr dezagregētie modeļi var sniegt būtiskus prognozēšanas precizitātes uzlabojumus. IKP komponentu labāka kalibrēšana potenciāli var veicināt lielāku prognožu ticamības uzlabojumu un norāda uz skaidrojošo mainīgo atlases nozīmi. Tomēr IKP modelēšana dezagregētā veidā ir laba agregētas pieejas alternatīva, un to var izmantot prognozēšanā.

Treškārt, pētījuma rezultāti rāda, ka, kombinējot un sverot individuālas prognozes, var uzlabot prognožu precizitāti salīdzinājumā ar paraugmodeļi. Prognožu kombinēšana salīdzinājumā ar individuāli veidotām prognozēm veicina lielāku precizitāti un uzskatāma par stabilu galaprognozes izvēles metodi.

Šajā pētījumā aplūkotos modeļu veidus varētu izvērst ar vairākiem citiem modeļiem, piemēram, analīzē iekļaujot dinamiskos faktoru modeļus, modeļus ar laikā mainīgiem parametriem un nelineārus modeļus – Markova pārslēgšanas (*Markov switching*) vai sliekšņa modeļus (*threshold models*). Ņemot vērā neseno finanšu krīzi, kas ietekmēja Latvijas tautsaimniecību, attīstību un spēku, nelineāro modeļu prognozēšanas rezultāti varētu raisīt interesi. Tāpat pētījums būtu vēl nozīmīgāks, ja tiktu salīdzināti citu Baltijas valstu (Lietuvas un Igaunijas) modeļu snieguma rezultāti, tomēr pagaidām, cik zināms, šāds pētījums vēl nav veikts.

PIELIKUMS

Pl. tabula

Makroekonomisko mainīgo datu kopa

Nr. p.k.	Mainīgais	Forma	Avots	Pārveidojums
1.	Uzņēmēju un patērētāju apsekojumi Kopējā noskaņojuma rādītājs	s.i.	ECFIN	$\Delta \log$
2.	Rūpniecības apsekojums Konfidences rādītājs	s.i.	ECFIN	Δ
3.	Pēdējo mēnešu ražošanas tendence	s.i.	ECFIN	Δ
4.	Pasūtījumu līmeņa novērtējums	s.i.	ECFIN	Δ
5.	Eksporta pasūtījumu līmeņa novērtējums	s.i.	ECFIN	Δ
6.	Gatavās produkcijas krājumu novērtējums	s.i.	ECFIN	Δ
7.	Ražošanas gaidas turpmākajiem mēnešiem	s.i.	ECFIN	Δ
8.	Pārdošanas cenas gaidas turpmākajiem mēnešiem	s.i.	ECFIN	Δ
9.	Nodarbinātības gaidas turpmākajiem mēnešiem	s.i.	ECFIN	Δ
10.	Pakalpojumu apsekojums Konfidences rādītājs	s.i.	ECFIN	Δ
11.	Uzņēmējdarbības situācijas attīstība trijos iepriekšējos mēnešos	s.i.	ECFIN	Δ
12.	Pieprasījuma attīstība trijos iepriekšējos mēnešos	s.i.	ECFIN	Δ
13.	Pieprasījuma gaidas trim turpmākajiem mēnešiem	s.i.	ECFIN	Δ
14.	Nodarbinātības attīstība trijos iepriekšējos mēnešos	s.i.	ECFIN	Δ
15.	Nodarbinātības gaidas trim turpmākajiem mēnešiem	s.i.	ECFIN	Δ
16.	Cenu gaidas trim turpmākajiem mēnešiem	s.i.	ECFIN	Δ
17.	Patērētāju apsekojums Konfidences rādītājs	s.i.	ECFIN	Δ
18.	Finanšu situācija 12 iepriekšējos mēnešos	s.i.	ECFIN	Δ
19.	Finanšu situācija 12 turpmākajos mēnešos	s.i.	ECFIN	Δ
20.	Vispārējā ekonomiskā situācija 12 iepriekšējos mēnešos	s.i.	ECFIN	Δ
21.	Vispārējā ekonomiskā situācija 12 turpmākajos mēnešos	s.i.	ECFIN	Δ
22.	Cenu tendences 12 iepriekšējos mēnešos	s.i.	ECFIN	Δ
23.	Cenu tendences 12 turpmākajos mēnešos	s.i.	ECFIN	Δ
24.	Bezdarba gaidas 12 turpmākajiem mēnešiem	s.i.	ECFIN	Δ
25.	Lielākie iepirkumi pašlaik	s.i.	ECFIN	Δ
26.	Lielākie iepirkumi 12 turpmākajos mēnešos	s.i.	ECFIN	Δ
27.	Uzkrājumi pašlaik	s.i.	ECFIN	Δ
28.	Uzkrājumi 12 turpmākajos mēnešos	s.i.	ECFIN	Δ
29.	Mājsaimniecību finanšu situācijas paziņojums	s.i.	ECFIN	Δ
30.	Mazumtirdzniecības apsekojums Konfidences rādītājs	s.i.	ECFIN	Δ
31.	Uzņēmējdarbības aktivitātes (pārdošanas) attīstība trijos iepriekšējos mēnešos	s.i.	ECFIN	Δ
32.	Esošo krājumu apjoms	s.i.	ECFIN	Δ
33.	Pasūtījumu gaidas trim turpmākajiem mēnešiem	s.i.	ECFIN	Δ
34.	Uzņēmējdarbības aktivitātes gaidas trim turpmākajiem mēnešiem	s.i.	ECFIN	Δ
35.	Nodarbinātības gaidas trim turpmākajiem mēnešiem	s.i.	ECFIN	Δ
36.	Cenu gaidas trim turpmākajiem mēnešiem	s.i.	ECFIN	Δ

Nr. p.k.	Mainīgais	Forma	Avots	Pārveidojums
	Būvniecības apsekojums			
37.	Konfidences rādītājs	s.i.	ECFIN	Δ
38.	Būvniecības aktivitātes attīstība trijos iepriekšējos mēnešos	s.i.	ECFIN	Δ
	Galvenie būvniecības aktivitāti ierobežojošie faktori			
39.	Nav (%)	s.i.	ECFIN	Δ
40.	Nepietiekams pieprasījums (%)	s.i.	ECFIN	Δ
41.	Klimatiskie apstākļi (%)	s.i.	ECFIN	Δ
42.	Darbaspēka trūkums (%)	s.i.	ECFIN	Δ
43.	Materiālu un/vai iekārtu trūkums (%)	s.i.	ECFIN	Δ
44.	Citi faktori (%)	s.i.	ECFIN	Δ
45.	Finanšu ierobežojumi (%)	s.i.	ECFIN	Δ
46.	Kopējo esošo pasūtījumu attīstība	s.i.	ECFIN	Δ
47.	Nodarbinātības gaidas trim turpmākajiem mēnešiem	s.i.	ECFIN	Δ
48.	Cenu gaidas trijos nākamajos mēnešos	s.i.	ECFIN	Δ
	Rūpniecība (indekss: 2010. g. = 100)			
49.	Ieguves rūpniecība un karjeru izstrāde	d.i.	Eurostat	Δlog
50.	Ieguves rūpniecība un karjeru izstrāde; apstrādes rūpniecība; elektroenerģija, gāzes apgāde, siltumapgāde un gaisa kondicionēšana	d.i.	Eurostat	Δlog
51.	Apstrādes rūpniecība	d.i.	Eurostat	Δlog
52.	Pārtikas produktu ražošana	d.i.	Eurostat	Δlog
53.	Dzērienu ražošana	d.i.	Eurostat	Δlog
54.	Tekstilmateriālu ražošana	d.i.	Eurostat	Δlog
55.	Apģērbu ražošana	d.i.	Eurostat	Δlog
56.	Koksnes, koka un korķa izstrādājumu, izņemot mēbeles; salmu un pīto izstrādājumu ražošana	d.i.	Eurostat	Δlog
57.	Papīra un papīra izstrādājumu ražošana	d.i.	Eurostat	Δlog
58.	Poligrāfija un ierakstu reproducēšana	d.i.	Eurostat	Δlog
59.	Ķīmisko vielu un ķīmisko produktu ražošana	d.i.	Eurostat	Δlog
60.	Gumijas un plastmasas izstrādājumu ražošana	d.i.	Eurostat	Δlog
61.	Nemetālisko minerālu izstrādājumu ražošana	d.i.	Eurostat	Δlog
62.	Metālu ražošana	d.i.	Eurostat	Δlog
63.	Gatavo metāla izstrādājumu ražošana, izņemot mašīnas un iekārtas	d.i.	Eurostat	Δlog
64.	Elektrisko iekārtu ražošana	d.i.	Eurostat	Δlog
65.	Citur neklasificētu iekārtu, mehānismu un darba mašīnu ražošana	d.i.	Eurostat	Δlog
66.	Automobiļu, piekabju un puspiekabju ražošana	d.i.	Eurostat	Δlog
67.	Citu transportlīdzekļu ražošana	d.i.	Eurostat	Δlog
68.	Mēbeļu ražošana	d.i.	Eurostat	Δlog
69.	Cita veida ražošana	d.i.	Eurostat	Δlog
70.	Elektroenerģija, gāzes apgāde, siltumapgāde un gaisa kondicionēšana	d.i.	Eurostat	Δlog
	Vairumtirdzniecības un mazumtirdzniecības pārdošanas apgrozījums un apjoms (indekss: 2010. g. = 100)			
71.	Mazumtirdzniecība, izņemot automobiļu un motociklu pārdošanu	s.i.	Eurostat	Δlog
72.	Pārtikas produktu, dzērienu un tabakas izstrādājumu mazumtirdzniecība	s.i.	Eurostat	Δlog
73.	Nepārtikas preču (t.sk. degvielas) mazumtirdzniecība	s.i.	Eurostat	Δlog
74.	Nepārtikas preču (izņemot degvielu) mazumtirdzniecība	s.i.	Eurostat	Δlog
75.	Tekstilpreču, apģērba, apavu un ādas izstrādājumu mazumtirdzniecība specializētos veikalos	s.i.	Eurostat	Δlog

Nr. p.k.	Mainīgais	Forma	Avots	Pārveidojums
76.	Farmaceutisko izstrādājumu (aptiekas), medicīnas un ortopēdisko preču, kosmētikas un tualetes piederumu mazumtirdzniecība specializētos veikalos	s.i.	<i>Eurostat</i>	Δlog
77.	Informācijas un komunikācijas iekārtu, citu sadzīves iekārtu (izņemot tekstilpreces), kultūras un atpūtas preču u.c. mazumtirdzniecība specializētos veikalos	s.i.	<i>Eurostat</i>	Δlog
78.	Datoru, to perifēro iekārtu un programmatūras, telekomunikācijas iekārtu u.c. mazumtirdzniecība specializētos veikalos	s.i.	<i>Eurostat</i>	Δlog
79.	Audio un video iekārtu, metālizstrādājumu, krāsu un stikla, sadzīves elektroiekārtu u.c. mazumtirdzniecība specializētos veikalos	s.i.	<i>Eurostat</i>	Δlog
80.	Mazumtirdzniecība, izņemot automobiļu, motociklu un degvielas tirdzniecību	s.i.	<i>Eurostat</i>	Δlog
81.	Mazumtirdzniecība nespecializētos veikalos	s.i.	<i>Eurostat</i>	Δlog
82.	Mazumtirdzniecība nespecializētos veikalos ar pārsvarā pārtikas preču, dzērienu un tabakas izstrādājumu tirdzniecību	s.i.	<i>Eurostat</i>	Δlog
83.	Citu preču mazumtirdzniecība nespecializētos veikalos	s.i.	<i>Eurostat</i>	Δlog
84.	Pārtikas preču, dzērienu un tabakas izstrādājumu mazumtirdzniecība specializētos veikalos	s.i.	<i>Eurostat</i>	Δlog
85.	Automobiļu degvielas mazumtirdzniecība specializētos veikalos	s.i.	<i>Eurostat</i>	Δlog
86.	Mazumtirdzniecība pa pastu vai interneta veikalos	s.i.	<i>Eurostat</i>	Δlog
SPCI (indekss: 2005. g. = 100)				
87.	Visu preču un pakalpojumu SPCI	s.n.	<i>Eurostat</i>	Δlog
88.	Pārtikas preces un bezalkoholiskie dzērieni	s.n.	<i>Eurostat</i>	Δlog
89.	Alkoholiskie dzērieni, tabakas izstrādājumi, narkotikas	s.n.	<i>Eurostat</i>	Δlog
90.	Apģērbi un apavi	s.n.	<i>Eurostat</i>	Δlog
91.	Mājoklis, ūdens, elektroenerģija, gāze un cits kurināmais	s.n.	<i>Eurostat</i>	Δlog
92.	Mājokļa iekārta, mājturības piederumi un mājas uzkopšana	s.n.	<i>Eurostat</i>	Δlog
93.	Veselība	s.n.	<i>Eurostat</i>	Δlog
94.	Transports	s.n.	<i>Eurostat</i>	Δlog
95.	Komunikācijas pakalpojumi	s.n.	<i>Eurostat</i>	Δlog
96.	Atpūta un kultūra	s.n.	<i>Eurostat</i>	Δlog
97.	Izglītība	s.n.	<i>Eurostat</i>	Δlog
98.	Viesnīcas un restorāni	s.n.	<i>Eurostat</i>	Δlog
99.	Dažādas preces un pakalpojumi	s.n.	<i>Eurostat</i>	Δlog
Ražotāju cenas rūpniecībā (indekss: 2010. g. = 100)				
100.	Ieguves rūpniecība un karjeru izstrāde	s.n.	<i>Eurostat</i>	Δlog
101.	Ieguves rūpniecība un karjeru izstrāde; apstrādes rūpniecība; elektroenerģija, gāzes apgāde, siltumapgāde un gaisa kondicionēšana	s.n.	<i>Eurostat</i>	Δlog
102.	Apstrādes rūpniecība	s.n.	<i>Eurostat</i>	Δlog
103.	Elektroenerģija, gāzes apgāde, siltumapgāde un gaisa kondicionēšana	s.n.	<i>Eurostat</i>	Δlog
104.	Ūdens ieguve, attīrīšana un apgāde	s.n.	<i>Eurostat</i>	Δlog
105.	MIG – kapitālpreces	s.n.	<i>Eurostat</i>	Δlog
106.	MIG – patēriņa preces	s.n.	<i>Eurostat</i>	Δlog
107.	MIG – ilglietojuma patēriņa preces	s.n.	<i>Eurostat</i>	Δlog
108.	MIG – starppatēriņa preces	s.n.	<i>Eurostat</i>	Δlog
109.	MIG – īslaicīga lietojuma patēriņa preces	s.n.	<i>Eurostat</i>	Δlog
110.	MIG – enerģija	s.n.	<i>Eurostat</i>	Δlog

Nr. p.k.	Mainīgais	Forma	Avots	Pārveidojums
	Ārējā tirdzniecība (tūkst. latu)			
111.	Eksports, kopā	s.n.	CSP	Δlog
112.	Dzīvi dzīvnieki un dzīvnieku produkti	s.n.	CSP	Δlog
113.	Augu valsts produkti	s.n.	CSP	Δlog
114.	Tauki un eļļas	s.n.	CSP	Δlog
115.	Pārtikas rūpniecības ražojumi, t.sk. alkoholiskie un bezalkoholiskie dzērieni un tabaka	s.n.	CSP	Δlog
116.	Minerālprodukti	s.n.	CSP	Δlog
117.	Ķīmiskās rūpniecības un tās saskarnozaru ražojumi	s.n.	CSP	Δlog
118.	Plastmasas un to izstrādājumi; kaučuks un tā izstrādājumi	s.n.	CSP	Δlog
119.	Jēlādas, ādas, kažokādas un to izstrādājumi	s.n.	CSP	Δlog
120.	Koks un koka izstrādājumi	s.n.	CSP	Δlog
121.	Papīra masa no koksnes; papīrs un kartons	s.n.	CSP	Δlog
122.	Tekstilmateriāli un tekstilizstrādājumi	s.n.	CSP	Δlog
123.	Apavi, cepures, lietussargi un citi priekšmeti	s.n.	CSP	Δlog
124.	Akmens, ģipša, cementa, stikla, keramikas izstrādājumi	s.n.	CSP	Δlog
125.	Dārgakmeņi un pusdārgakmeņi, dārgmetāli, ar dārgmetālu plakēti metāli un to izstrādājumi	s.n.	CSP	Δlog
126.	Parastie metāli un parasto metālu izstrādājumi	s.n.	CSP	Δlog
127.	Mehānismi un mehāniskas ierīces; elektroiekārtas	s.n.	CSP	Δlog
128.	Satiksmes līdzekļi	s.n.	CSP	Δlog
129.	Optiskās ierīces un aparātūra (t.sk. medicīniskā aparātūra); pulksteņi; mūzikas instrumenti	s.n.	CSP	Δlog
130.	Dažādi izstrādājumi	s.n.	CSP	Δlog
131.	Imports, kopā	s.n.	CSP	Δlog
132.	Dzīvi dzīvnieki; dzīvnieku izcelsmes produkti	s.n.	CSP	Δlog
133.	Augu valsts produkti	s.n.	CSP	Δlog
134.	Tauki un eļļas	s.n.	CSP	Δlog
135.	Pārtikas rūpniecības ražojumi, t.sk. alkoholiskie un bezalkoholiskie dzērieni un tabaka	s.n.	CSP	Δlog
136.	Minerālprodukti	s.n.	CSP	Δlog
137.	Ķīmiskās rūpniecības un tās saskarnozaru ražojumi	s.n.	CSP	Δlog
138.	Plastmasas un to izstrādājumi; kaučuks un tā izstrādājumi	s.n.	CSP	Δlog
139.	Jēlādas, ādas, kažokādas un to izstrādājumi	s.n.	CSP	Δlog
140.	Koks un koka izstrādājumi	s.n.	CSP	Δlog
141.	Papīra masa no koksnes; papīrs un kartons	s.n.	CSP	Δlog
142.	Tekstilmateriāli un tekstilizstrādājumi	s.n.	CSP	Δlog
143.	Apavi, cepures, lietussargi un citi priekšmeti	s.n.	CSP	Δlog
144.	Akmens, ģipša, cementa, stikla, keramikas izstrādājumi	s.n.	CSP	Δlog
145.	Dārgakmeņi un pusdārgakmeņi, dārgmetāli, ar dārgmetālu plakēti metāli un to izstrādājumi	s.n.	CSP	Δlog
146.	Parastie metāli un parasto metālu izstrādājumi	s.n.	CSP	Δlog
147.	Mehānismi un mehāniskas ierīces; elektroiekārtas	s.n.	CSP	Δlog
148.	Satiksmes līdzekļi	s.n.	CSP	Δlog
149.	Optiskās ierīces un aparātūra (t.sk. medicīniskā aparātūra); pulksteņi; mūzikas instrumenti	s.n.	CSP	Δlog
150.	Dažādi izstrādājumi	s.n.	CSP	Δlog

Nr. p.k.	Mainīgais	Forma	Avots	Pārveidojums
	Procentu likmes			
151.	3 mēnešu EURIBOR (%)	s.n.	ECB	Δ
152.	6 mēnešu EURIBOR (%)	s.n.	ECB	Δ
153.	3 mēnešu RIGIBOR (%)	s.n.	Latvijas Banka	Δ
154.	6 mēnešu RIGIBOR (%)	s.n.	Latvijas Banka	Δ
	Valūtas kursi			
155.	NEK13 (1996. g. janv. = 100)	s.n.	<i>Eurostat</i>	Δlog
156.	REKCPI13 (1996. g. janv. = 100)	s.n.	<i>Eurostat</i>	Δlog
157.	REKPPI13 (1996. g. janv. = 100)	s.n.	<i>Eurostat</i>	Δlog
158.	EUR/USD	s.n.	<i>Eurostat</i>	Δlog
	Monetārā statistika (milj. latu)			
159.	Naudas piedāvājums M1	s.i.	Latvijas Banka	Δlog
160.	Naudas piedāvājums M2	s.i.	Latvijas Banka	Δlog
161.	Naudas piedāvājums M3	s.i.	Latvijas Banka	Δlog
162.	Kopējie rezidentu noguldījumi MFI (konsolidēti)	s.n.	Latvijas Banka	Δlog
163.	Centrālās valdības noguldījumi MFI	s.n.	Latvijas Banka	Δlog
164.	Citu rezidentu noguldījumi MFI	s.n.	Latvijas Banka	Δlog
165.	MFI aizdevumi visiem rezidentiem (konsolidēti)	s.n.	Latvijas Banka	Δlog
166.	MFI aizdevumi valdībai	s.n.	Latvijas Banka	Δlog
167.	MFI aizdevumi citiem rezidentiem	s.n.	Latvijas Banka	Δlog
	Fiskālais sektors (tūkst. latu)			
168.	Valdības nodokļu ieņēmumi	s.n.	VK	Δlog
169.	Iedzīvotāju ienākuma nodoklis	s.n.	VK	Δlog
170.	Uzņēmumu ienākuma nodoklis	s.n.	VK	Δlog
171.	Sociālās iemaksas	s.n.	VK	Δlog
172.	Nekustamā īpašuma nodoklis	s.n.	VK	Δlog
173.	Pievienotās vērtības nodoklis	s.n.	VK	Δlog
174.	Akcīzes nodoklis	s.n.	VK	Δlog
175.	Valdības izdevumi	s.n.	VK	Δlog
176.	Valdības budžeta balance	s.n.	VK	Δ
	Maksājumu balance (tūkst. latu)			
177.	Pakalpojumu eksports	s.n.	Latvijas Banka	Δlog
178.	Pakalpojumu imports	s.n.	Latvijas Banka	Δlog
179.	Neto ienākumi	s.n.	Latvijas Banka	Δ
180.	Neto pārvedumi	s.n.	Latvijas Banka	Δ
181.	Neto tiešās investīcijas	s.n.	Latvijas Banka	Δ
182.	Neto portfeļieguldījumi	s.n.	Latvijas Banka	Δ
183.	Neto citas investīcijas	s.n.	Latvijas Banka	Δ
	Citi dati			
184.	Bezdarba līmenis (%)	s.n.	NVA	Δ
185.	Brīvās darbvieta (tūkst.)	s.n.	NVA	Δlog
186.	Ostu apgrozījums (tūkst. tonnu)	s.n.	CSP	Δlog
187.	<i>Brent</i> naftas cena (latos)	s.n.	<i>Reuters</i>	Δlog

Piezīmes. S.i. – sezonāli izlīdzināti dati; s.n. – sezonāli neizlīdzināti dati; d.i. – atbilstoši darbadienu skaitam izlīdzināti dati; VK – Valsts kase; NVA – Nodarbinātības valsts aģentūra.

P2. tabula

NACE 1.1. red. un NACE 2. red.

NACE 1.1. red.		NACE 2. red.	
Sadaļa	Apraksts	Sadaļa	Apraksts
A	Lauksaimniecība, medniecība un mežsaimniecība	A	Lauksaimniecība, mežsaimniecība un zivsaimniecība
B	Zivsaimniecība	BDE	Ieguves rūpniecība un karjeru izstrāde; elektroenerģija, gāzes apgāde, siltumapgāde un gaisa kondicionēšana; ūdensapgāde, notekūdeņu, atkritumu apsaimniekošana un sanācija
C	Ieguves rūpniecība un karjeru izstrāde	C	Apstrādes rūpniecība
D	Apstrādes rūpniecība	F	Būvniecība
E	Elektroenerģija, gāzes un ūdens apgāde	G	Vairumtirdzniecība un mazumtirdzniecība; automobiļu un motociklu remonts
F	Būvniecība	H	Transports un uzglabāšana
G	Vairumtirdzniecība un mazumtirdzniecība; automobiļu, motociklu, individuālās lietošanas priekšmetu un sadzīves aparatūras un iekārtu remonts	I	Izmitināšana un ēdināšanas pakalpojumi
H	Viesnīcas un restorāni	J	Informācijas un komunikācijas pakalpojumi
I	Transports, glabāšana un sakari	K	Finanšu un apdrošināšanas darbības
J	Finanšu starpniecība	L	Operācijas ar nekustamo īpašumu
K	Operācijas ar nekustamo īpašumu, noma, datorpakalpojumi, zinātne un citi komercpakalpojumi	MNS	Profesionālie, zinātniskie un tehniskie pakalpojumi; administratīvo un apkalpojošo dienestu darbība; citi pakalpojumi
L	Valsts pārvalde un aizsardzība; obligātā sociālā apdrošināšana	O	Valsts pārvalde un aizsardzība; obligātā sociālā apdrošināšana
M	Izglītība	P	Izglītība
N	Veselība un sociālā aprūpe	Q	Veselība un sociālā aprūpe
O	Sabiedriskie, sociālie un individuālie pakalpojumi	R	Māksla, izklaide un atpūta
D21	Produktu nodokļi	D21	Produktu nodokļi
D31	Produktu subsīdijas	D31	Produktu subsīdijas

Piezīme. Saraksts nav pilnīgs, jo sniegtas tikai tās NACE sadaļas, ko publicē CSP. Pilnu NACE sadaļu sarakstu sk. (34).

P.1. Dž. H. Stoka un M. V. Votsona (67) ieteiktie EM algoritmi ar saliktām laukrindām

X_t savieno ar tā diviem lagiem.

Iegūst $\hat{X}_t$ datu kopu ar oriģināliem novērojumiem; ja netrūkst elementu, $\hat{X}_t = X_t$, un, ja trūkst elementu, $\hat{X}_t = 0$.

Novērtē faktoros F_t^0 kā datu kopas $\hat{X}_t$ pirmā r galvenās komponentes.

Iegūst $\hat{X}_t$ ar netrūkstošajiem elementiem, t.i., $\hat{X}_t = X_t$, un trūkstošajiem elementiem, t.i., $\hat{X}_t = \hat{A}^{f_0} \hat{F}_t^0$.

Novērtē F_t^1 kā $\hat{X}_t$ pirmā r galvenās komponentes.

Atkārtoti veic 4. soli, F_t^0 vietā izmantojot F_t^1 .

EM algoritmā izmanto divus faktorus ($r = 2$) un savienoto X_t . Veicot minētā algoritma soļu iterāciju, iegūst trūkstošo vērtību stabilu novērtējumu. Jāatzīmē, ka iterācijas mehānisms neietekmē netrūkstošās vērtības. Tās saglabājas nemainīgas visā iterācijas procesā. Plašāku informāciju par vispārējiem risinājumiem ar EM algoritmiem sk. A. P. Dempstera (*A. P. Dempster*), N. M. Lērda (*N. M. Laird*) un D. B. Rubina (*D. B. Rubin*) darbā (27).

P3.1. tabula

AR modeļu RMSFE rezultāti

	Vienu ceturksni uz priekšu			Divus ceturkšņus uz priekšu		
	1.	2.	3.	1.	2.	3.
AR						
p = 1	2.92	2.89	2.88	5.22	5.49	5.50
p = 2	2.98	2.94	2.93	5.35	5.60	5.60
p = 3	3.00	2.95	2.94	5.48	5.72	5.72
p = 4	3.10	3.04	3.03	5.74	5.84	5.84
AR_EXP						
p = 1	2.73	2.63	2.60	5.07	5.16	5.15
p = 2	2.69	2.67	2.65	4.97	4.96	4.94
p = 3	2.93	2.95	2.94	5.33	5.38	5.36
p = 4	3.12	3.14	3.12	5.68	5.75	5.72
AR_OUT						
p = 1	3.42	3.35	3.34	5.89	6.08	6.08
p = 2	3.80	3.73	3.72	6.33	6.53	6.53
p = 3	3.77	3.71	3.69	6.20	6.39	6.39
p = 4	4.04	3.97	3.95	6.91	7.10	7.09

Piezīmes. 1., 2. un 3. ir attiecīgie mēneši pēc IKP datu publicēšanas. Modeļu apzīmējumi: AR – agregētais autoregresijas modelis, AR_EXP – autoregresijas modelis no izlietojuma puses, AR_OUT – autoregresijas modelis no ražošanas puses, p – atkarīgā mainīgā lagu skaits.

P3.2. tabula

Tilta modeļa RMSFE rezultāti

	Vienu ceturksni uz priekšu			Divus ceturkšņus uz priekšu		
	1.	2.	3.	1.	2.	3.
BM						
p = 1	2.34	2.24	2.24	4.25	4.25	4.31
p = 2	2.32	2.26	2.28	4.27	4.31	4.43
p = 3	2.36	2.33	2.35	4.48	4.48	4.61
p = 4	2.40	2.38	2.41	4.59	4.66	4.84
BM_EXP						
p = 1	2.94	2.88	2.86	5.01	4.29	4.75
p = 2	3.20	3.02	3.05	5.21	4.51	4.94
p = 3	3.42	3.34	3.34	5.19	4.58	4.99
p = 4	3.41	3.16	3.24	5.06	4.44	4.86
BM_OUT						
p = 1	2.50	2.45	2.32	4.66	4.50	4.32
p = 2	2.79	2.70	2.57	5.48	5.19	5.03
p = 3	2.77	2.68	2.56	5.44	5.19	5.05
p = 4	2.89	2.82	2.69	6.00	5.77	5.59

Piezīmes. 1., 2. un 3. ir attiecīgie mēneši pēc IKP datu publiskošanas. Modeļu apzīmējumi: BM – agregēts tilta modelis, BM_EXP – tilta modelis no izlietojuma puses, BM_OUT – tilta modelis no ražošanas puses, p – atkarīgā mainīgā lagu skaits. Dezagregētajiem modeļiem lagu skaits piemērots attiecīgās dezagregētās pieejas katram komponentam.

P3.3. tabula

Faktoru modeļa RMSFE rezultāti

	Vienu ceturksni uz priekšu			Divus ceturkšņus uz priekšu		
	1.	2.	3.	1.	2.	3.
FM, $p = 1$						
$m = 0, r = 1$	2.21	2.20	2.09	3.79	3.88	3.76
$m = 0, r = 2$	2.26	2.15	2.14	3.97	3.97	3.95
$m = 0, r = 3$	2.29	1.97	2.10	3.97	3.98	4.02
$m = 0, r = 4$	2.04	2.00	2.03	3.78	3.73	3.73
$m = 1, r = 1$	2.21	2.21	2.12	3.84	3.97	3.92
$m = 1, r = 2$	2.25	2.12	2.10	4.10	4.13	4.13
$m = 1, r = 3$	2.28	1.81	2.02	4.25	4.02	4.26
$m = 1, r = 4$	1.91	1.93	1.78	3.76	3.47	3.52
FM_EXP, $p = 1$						
$m = 0, r = 1$	2.29	2.26	2.19	3.92	3.87	3.70
$m = 0, r = 2$	2.35	2.24	2.24	3.95	3.77	3.70
$m = 0, r = 3$	2.38	2.16	2.34	3.96	4.20	3.79
$m = 0, r = 4$	2.13	2.08	2.05	4.01	4.06	3.77
$m = 1, r = 1$	2.24	2.12	2.13	3.96	3.91	3.77
$m = 1, r = 2$	2.42	2.15	2.25	4.01	3.74	3.52
$m = 1, r = 3$	2.40	2.14	2.26	4.18	4.27	3.97
$m = 1, r = 4$	2.30	2.52	2.20	3.91	3.86	3.58
FM_OUT, $p = 1$						
$m = 0, r = 1$	2.35	2.37	2.25	4.20	4.34	4.13
$m = 0, r = 2$	2.36	2.29	2.26	4.31	4.31	4.27
$m = 0, r = 3$	2.31	2.42	2.17	4.04	4.59	4.15
$m = 0, r = 4$	2.44	2.94	2.81	3.90	4.35	4.20
$m = 1, r = 1$	2.13	2.17	2.17	4.00	4.29	4.17
$m = 1, r = 2$	2.21	2.10	2.14	4.28	4.28	4.20
$m = 1, r = 3$	2.15	2.12	1.91	4.16	4.30	4.19
$m = 1, r = 4$	2.36	3.08	2.45	3.79	3.80	3.66

Piezīmes. 1., 2. un 3. ir attiecīgie mēneši pēc IKP datu publicēšanas. Modeļu apzīmējumi: FM – agregēts faktoru modelis, FM_EXP – faktoru modelis no izlietojuma puses, FM_OUT – faktoru modelis no ražošanas puses. Dezagregētajiem modeļiem lagu skaits piemērots attiecīgās dezagregētās pieejas katram komponentam. r ir faktoru skaits, m – faktoru lagu skaits, p – atkarīgā mainīgā lagu skaits.

*P3.4. tabula***VAR modeļu RMSFE rezultāti**

	Vienu ceturksni uz priekšu			Divus ceturkšņus uz priekšu		
VAR	1.	2.	3.	1.	2.	3.
p = 1	2.86	2.78	2.77	5.07	5.20	5.20
p = 2	2.95	2.84	2.86	5.28	5.33	5.35
p = 3	3.13	3.05	3.05	5.43	5.62	5.65
p = 4	3.50	3.46	3.45	5.62	5.45	5.46

Piezīme. 1., 2. un 3. ir attiecīgie mēneši pēc IKP datu publiskošanas, p – lagu skaits.

*P3.5. tabula***BVAR modeļu RMSFE rezultāti**

	Vienu ceturksni uz priekšu			Divus ceturkšņus uz priekšu		
BVAR	1.	2.	3.	1.	2.	3.
p = 1	2.84	2.81	2.79	5.09	5.36	5.36
p = 2	2.86	2.81	2.80	5.19	5.40	5.40
p = 3	2.85	2.81	2.80	5.18	5.41	5.41
p = 4	2.86	2.81	2.80	5.20	5.42	5.42

Piezīme. 1., 2. un 3. ir attiecīgie mēneši pēc IKP datu publiskošanas, p – lagu skaits.

LITERATŪRA

1. AIOLFI, Marco, CAPISTRÁN, Carlos, TIMMERMAN, Allan. Forecast Combinations. *No: The Oxford Handbook of Economic Forecasting*. Ed. by M. Clements and D. Hendry, 2011, pp. 355–388.
2. AIOLFI, Marco, TIMMERMAN, Allan. Persistence of Forecasting Performance and Conditional Combination Strategies. *Journal of Econometrics*, vol. 135, issues 1–2, November–December 2006, pp. 31–53.
3. AJEVSKIS, Viktors, DĀVIDSON, Gundars. *Dinamisko faktoru modeļu lietojums Latvijas iekšzemes kopprodukta prognozēšanā*. Rīga : Latvijas Banka, 2008. Pētījums 2/2008. 25 lpp.
4. ARTIS, Michael J., BANERJEE, Anindya, MARCELLINO, Massimiliano. Factor Forecasts for the UK. *Journal of Forecasting*, vol. 24, issue 4, July 2005, pp. 279–298.
5. BAFFIGI, Alberto, GOLINELLI, Roberto, PARIGI, Giuseppe. Bridge Models to Forecast Euro Area GDP. *International Journal of Forecasting*, vol. 20, issue 3, July–September 2004, pp. 447–460.
6. BAI, Jushan, NG, Serena. Determining the Number of Factors in Approximate Factor Models. *Econometrica*, vol. 70, No. 1, January 2002, pp. 191–221.
7. BAI, Jushan, NG, Serena. Forecasting Economic Time Series Using Targeted Predictors. *Journal of Econometrics*, vol. 146, 2008, pp. 304–317.
8. BAÑBURA, Marta, GIANNONE, Domenico, REICHLIN, Lucrezia. Large Bayesian Vector Auto Regressions. *Journal of Applied Econometrics*, vol. 25, issue 1, January/February 2010, pp. 71–92.
9. BAÑBURA, Marta, MODUGNO, Michele. Maximum Likelihood Estimation of Factor Models on Data Sets with Arbitrary Pattern of Missing Data. *Journal of Applied Econometrics*, vol. 29, No. 1, 2014, pp. 133–160.
10. BAÑBURA, Marta, RÜNSTLER, Gerhard. 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*, vol. 27, issue 2, April–June 2011, pp. 333–346.
11. BATES, John M., GRANGER, Clive W. J. The Combination of Forecasts. *Operational Research Quarterly*, vol. 20, No. 4, December 1969, pp. 451–468.
12. BEŅKOVSKIS, Konstantīns. *Mēneša rādītāju izmantošana Latvijas reālā iekšzemes kopprodukta pieauguma īstermiņa prognozēšanā*. Rīga : Latvijas Banka, 2008. Pētījums 5/2008. 29 lpp.
13. BESSONOV, Andrejs. *Agregēta un dezagregēta faktoru modeļu pieeja IKP prognožu precizitātes mērīšanā*. Latvijas Universitātes Raksti, 758. sēj., 2010, 22.–33. lpp.
14. BLOOR, Chris, MATHESON, Troy. Real-Time Conditional Forecasts with Bayesian VARs: An Application to New Zealand. *The North American Journal of Economics and Finance*, vol. 22, issue 1, January 2011, pp. 26–42.

15. BOIVIN, Jean, NG, Serena. Are More Data Always Better for Factor Analysis? *Journal of Econometrics*, vol. 132, 2006, pp. 169–194.
16. BRISSON, Marc, CAMPBELL, Bryan, GALBRAITH, John W. Forecasting Some Low-Predictability Time Series Using Diffusion Indices. *Journal of Forecasting*, vol. 22, issues 6–7, September–November 2003, pp. 515–531.
17. CAMACHO, Maximo, SANCHO, Israel. Spanish Diffusion Indexes. *Spanish Economic Review*, vol. 5, issue 3, September 2003, pp. 173–203.
18. CANOVA, Fabio. *Methods for Applied Macroeconomic Research*. Princeton University Press, 2007. 512 p.
19. CLEMEN, Robert T. Combining Overlapping Information. *Management Science*, vol. 33, issue 3, 1987, pp. 373–380.
20. CLEMEN, Robert T. Combining Forecasts: A Review and Annotated Bibliography. *International Journal of Forecasting*, vol. 5, 1989, pp. 559–581.
21. CLEMENTS, Michael P., GALVÃO, Ana B. Forecasting US Output Growth Using Leading Indicators: An Appraisal Using MIDAS Models. *Journal of Applied Econometrics*, vol. 24, issue 7, November/December 2009, pp. 1187–1206.
22. CROUSHORE, Dean. Forecasting with Real-Time Data Vintages. *No: The Oxford Handbook of Economic Forecasting*. Ed. by M. Clements and D. Hendry, 2011, pp. 247–267.
23. CROUSHORE, Dean, STARK, Tom. Real-Time Data Set for Macroeconomists. *Journal of Econometrics*, vol. 105, November 2001, pp. 111–130.
24. CROUSHORE, Dean, STARK, Tom. Forecasting with a Real-Time Data Set for Macroeconomists. *Journal of Macroeconomics*, vol. 24, issue 4, December 2002, pp. 507–531.
25. DE GOOIJER, Jan G., HYNDMAN, Rob J. 25 Years of Time Series Forecasting. *International Journal of Forecasting*, vol. 22, 2006, pp. 443–473.
26. DEN REIJER, Ard H. J. *Forecasting Dutch GDP Using Large Scale Factor Models*. De Nederlandsche Bank Working Paper Series, No. 28/2005, February 2005. 37 p.
27. DEMPSTER, Arthur P., LAIRD, Nan M., RUBIN, Donald B. Maximum Likelihood from Incomplete Data via the EM Algorithm. *Journal of Royal Statistic Society*, vol. 39, No. 1, 1977, pp. 1–38.
28. DIEBOLD, Francis X., PAULY, Peter. Structural Change and the Combination of Forecasts. *Journal of Forecasting*, vol. 6, issue 1, 1987, pp. 21–40.
29. DIEBOLD, Francis X., PAULY, Peter. The Use of Prior Information in Forecast Combination. *International Journal of Forecasting*, vol. 6, 1990, pp. 503–508.
30. DIEBOLD, Francis X., RUDEBUSCH, Glenn D. Forecasting Output with the Composite Leading Index: A Real-Time Analysis. *Journal of American Statistical Association*, vol. 86, No. 415, September 1991, pp. 603–610.

31. DIRON, Marie. Short-Term Forecasts of Euro Area Real GDP Growth: An Assessment of Real-Time Performance Based on Vintage Data. *Journal of Forecasting*, vol. 27, issue 5, 2008, pp. 371–390.
32. DOAN, Thomas, LITTERMAN, Robert, SIMS, Christopher A. Forecasting and Conditional Projection Using Realistic Prior Distributions. *Econometric Reviews*, vol. 3, No. 1, January 1984, pp. 1–100.
33. ESPASA, Antoni, SENRA, Eva, ALBACETE, Rebeca. Forecasting Inflation in the European Monetary Union: A Disaggregated Approach by Countries and by Sectors. *European Journal of Finance*, vol. 8, issue 4, 2002, pp. 402–421.
34. Eurostat. NACE Rev. 2. *Statistical Classification of Economic Activities in the European Community*. Methodologies and Working Papers, 2008. 369 p.
35. FAVERO, Carlo A., MARCELLINO, Massimiliano. Modelling and Forecasting Fiscal Variables for the Euro Area. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, vol. 67, Issue Supplement s1, December 2005, pp. 755–783.
36. FORNI, Mario, HALLIN, Marc, LIPPI, Marco, REICHLIN, Lucrezia. The Generalized Dynamic Factor Model. One-Sided Estimation and Forecasting. *Journal of the American Statistical Association*, vol. 100, issue 471, 2005, pp. 830–840.
37. GRANGER, Clive W. J., RAMANATHAN, Ramu. Improved Methods of Combining Forecasts. *Journal of Forecasting*, vol. 3, issue 2, April/June 1984, pp. 197–204.
38. HAHN, Elke, SKUDELNY, Frauke. *Early Estimates of Euro Area Real GDP Growth. A Bottom up Approach from the Production Side*. European Central Bank Working Paper Series, No. 975, December 2008. 65 p.
39. HENDRY, David F., CLEMENTS, Michael P. Pooling of Forecasts. *Econometrics Journal*, vol. 7, issue 1, June 2004, pp. 1–31.
40. HENDRY, David F., HUBRICH, Kirstin. *Forecasting Economic Aggregates by Disaggregates*. European Central Bank Working Paper Series, No. 589, February 2006. 53 p.
41. HENDRY, David F., HUBRICH, Kirstin. Combining Disaggregate Forecasts or Combining Disaggregate Information to Forecast an Aggregate. *Journal of Business and Economic Statistics*, vol. 29, issue 2, 2011, pp. 216–227.
42. HUBRICH, Kirstin. Forecasting Euro Area Inflation: Does Aggregating Forecasts by HICP Component Improve Forecast Accuracy? *International Journal of Forecasting*, vol. 21, issue 1, January–March 2005, pp. 119–136.
43. INGENITO, Robert, TREHAN, Bharat. Using Monthly Data to Predict Quarterly Output. *Federal Reserve Bank of San Francisco Economic Review*, No. 3, 1996. 9 p.
44. JACOBSON, Tor, JANSSON, Per, VREDIN, Anders, WARNE, Anders. Monetary Policy Analysis and Inflation Targeting in a Small Open Economy: A VAR Approach. *Journal of Applied Econometrics*, vol. 16, issue 4, July/August 2001, pp. 487–520.

45. KAPETANIOS, George, LABHARD, Vincent, PRICE, Simon. Forecast Combination and the Bank of England's Suite of Statistical Forecasting Models. *Economic Modelling*, vol. 25, issue 4, July 2008, pp. 772–792.
46. KOOP, Gary. Forecasting with Medium and Large Bayesian VARS. *Journal of Applied Econometrics*, vol. 28, issue 2, March 2013, pp. 177–203.
47. KUZIN, Vladimir, MARCELLINO, Massimiliano, SCHUMACHER, Christian. MIDAS vs. Mixed-Frequency VAR: Nowcasting GDP in the Euro Area. *International Journal of Forecasting*, vol. 27, issue 2, 2011, pp. 529–542.
48. LEEPER, Eric M., SIMS, Christopher A., ZHA, Tao. *What Does Monetary Policy Do?* Brookings Papers on Economic Activity, vol. 27, issue 2, 1996. 78 p.
49. LITTERMAN, Robert. Forecasting with Bayesian Vector Autoregressions: Five Years of Experience. *Journal of Business and Economic Statistics*, vol. 4, No. 1, January 1986, pp. 25–38.
50. LÜTKEPOHL, Helmut. *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*. Berlin : Springer, 2005. 764 p.
51. MARCELLINO, Massimiliano, STOCK, James H., WATSON, Mark W. Macroeconomic Forecasting in the Euro Area: Country Specific Versus Area-Wide Information. *European Economic Review*, vol. 47, 2003. 18 p.
52. MARIANO, Roberto S., MURASAWA, Yasutomo. A New Coincident Index of Business Cycles Based on Monthly and Quarterly Series. *Journal of Applied Econometrics*, vol. 18, issue 4, July/August 2003, pp. 427–443.
53. ORPHANIDES, Athanasios. Monetary Policy Rules Based on Real-Time Data. *American Economic Review*, vol. 91, No. 4, September 2001, pp. 964–985.
54. RÜNSTLER, Gerhard, SÉDILLOT, Franck. *Short-Term Estimates of Euro Area Real GDP by Means of Monthly Data*. European Central Bank Working Paper Series, No. 276, September 2003. 34 p.
55. RÜNSTLER, Gerhard, BARHOUMI, Karim, BENK, Szilard, CRISTADORO, Riccardo, DEN REIJER, Ard, JAKAITIENE, Audronė, JELONEK, Piotr, RUA, António, RUTH, Karsten, VAN NIEUWENHUYZE, Christophe. Short-Term Forecasting of GDP Using Large Datasets: A Pseudo Real-Time Forecast Evaluation Exercise. *Journal of Forecasting*, vol. 28, issue 7, November 2009, pp. 595–611.
56. SCHNEIDER, Martin, SPITZER, Martin. *Forecasting Austrian GDP Using the Generalized Dynamic Factor Model*. Oesterreichische Nationalbank Working Paper Series, No. 89, 2004. 40 p.
57. SCHUMACHER, Christian. Forecasting German GDP Using Alternative Factor Models Based on Large Datasets. *Journal of Forecasting*, vol. 26, issue 4, July 2007, pp. 271–302.
58. SCHUMACHER, Christian, DREGER, Christian. Estimating Large-Scale Factor Models for Economic Activity in Germany: Do They Outperform Simpler Models? *Journal of Economics and Statistics*, vol. 224, issue 6, 2004, pp. 731–750.

59. SHINTANI, Mototsugu. Nonlinear Forecasting Analysis Using Diffusion Indexes: An Application to Japan. *Journal of Money, Credit and Banking*, vol. 37, No. 3, June 2005, pp. 517–538.
60. SILIVERSTOVŠ, Boriss, KHOLODILIN, Konstantin A. 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, vol. 16, issue 12, 2009, pp. 1249–1254.
61. SIMS, Christopher A. Macroeconomics and Reality. *Econometrica*, vol. 48, issue 1, 1980, pp. 1–48.
62. SIMS, Christopher A. Are Forecasting Models Usable for Policy Analysis? *Federal Reserve Bank of Minneapolis Quarterly Review*, vol. 10, No. 1, 1986, pp. 2–16.
63. SIMS, Christopher A. Interpreting the Macroeconomic Time Series Facts. The Effects of Monetary Policy. *European Economic Review*, vol. 36, 1992, pp. 975–1011.
64. SIMS, Christopher A., ZHA, Tao. Bayesian Methods for Dynamic Multivariate Models. *International Economic Review*, vol. 39, No. 4, November 1998, pp. 949–968.
65. SMITH, Jeremy, WALLIS, Kenneth F. A Simple Explanation of the Forecast Combination Puzzle. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, vol. 71, issue 3, June 2009, pp. 331–355.
66. STOCK, James H., WATSON, Mark W. A Comparison of Linear and Nonlinear Univariate Models for Forecasting Macroeconomic Time Series. *No: Cointegration, Causality, and Forecasting: A Festschrift in Honour of Clive W. J. Granger*. Ed. by R. F. Engle and H. White. Oxford University Press, 1999, pp. 1–44.
67. STOCK, James H., WATSON, Mark W. Vector Autoregressions. *Journal of Economic Perspectives*, vol. 15, issue 4, 2001, pp. 101–115.
68. STOCK, James H., WATSON, Mark W. Macroeconomic Forecasting Using Diffusion Indexes. *Journal of Business and Economic Statistics*, vol. 20, issue 2, 2002, pp. 147–162.
69. STOCK, James H., WATSON, Mark W. Forecasting Using Principal Components from a Large Number of Predictors. *Journal of the American Statistical Association*, vol. 97, No. 460, December 2002, pp. 1167–1179.
70. STOCK, James H., WATSON, Mark W. Combination Forecasts of Output Growth in a Seven-Country Data Set. *Journal of Forecasting*, vol. 23, issue 6, September 2004, pp. 405–430.