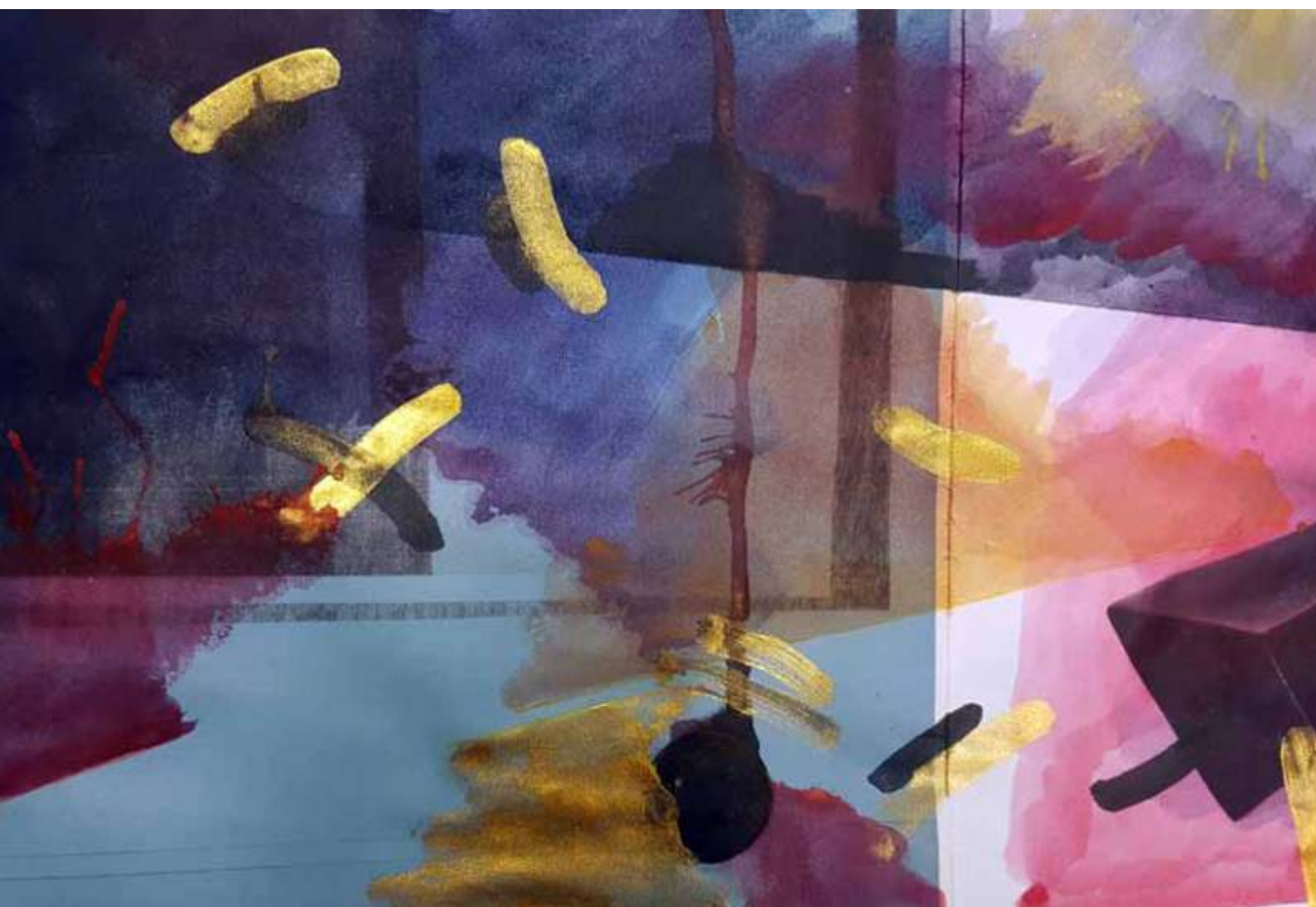


BORISS SILIVERSTOVS

PĒTĪJUMS
1 / 2019

**ASV IEKŠZEMES KOPPRODUKTA PIEAUGUMA TEMPA ĪSTERMIŅA
PROGNOŽU PRECIZITĀTES NOVĒRTĒJUMS REĀLAJĀ LAIKĀ:
IZAUGSMES UN LEJUPSLĪDES NOZĪMĪGUMS**



SATURS

KOPSAVILKUMS	3
1. IEVADS	4
2. DATI	6
3. A. KARJERO, T. E. KLĀRKA UN M. MARČELLINO (2)	
EKONOMETRISKAIS MODELIS	8
3.1. Vispārējā struktūra	10
3.2. Apriorie sadalījumi	11
3.3. Modeļu specififikācijas	11
4. VĒRTĒŠANAS METRIKA	12
5. REZULTĀTI	14
5.1. Punkta prognozes	14
5.2. Blīvuma prognozes	16
5.3. Stohastiskā svārstīguma ietekme	18
6. SECINĀJUMI	20
PIELIKUMS	23
A. Etalonmodeļu salīdzinošā prognozētspēja	25
B. Modelis ar vienu rādītāju	28
C. SIM modeļu kombinācijas	34
D. Stohastiskā svārstīguma ietekme uz prognožu precizitāti	39
Kopsavilkums	42
LITERATŪRA	43

SAĪSINĀJUMI

ALS – vidējais logaritmiskais vērtējums (*average logarithmic score*)
 ALSD – vidējā logaritmiskā vērtējuma starpība (*average logarithmic score difference*)
 AR – autoregresija
 ASV – Amerikas Savienotās Valstis
 CCM – (*Carriero, Clark, Marcellino*)
 CDF-EW – blīvuma prognozes kombinācija ar vienādu svērumu (*combination density forecasts – equal weighting*)
 CDF-RW – blīvuma prognozes kombinācija ar rekursīvu svērumu (*combination density forecasts – recursive weighting*)
 CSLSD – logaritmiskā vērtējuma starpības kumulētā summa (*cumulated sum of logarithmic score difference*)
 CSSFED – prognožu kļūdu kvadrātiskās summas kumulētā starpība (*cumulated squared sum of forecast error difference*)
 IKP – iekšzemes kopprodukts
 FO – prognozes brīdis (*forecast origin*)
 NBER – Nacionālais ekonomisko pētījumu birojs (*National Bureau of Economic Research*)
 OLS – mazāko kvadrātu metode (*ordinary least squares*)
 RMSFE – kvadrātsakne no vidējās kvadrātiskās prognozes kļūdas (*root mean squared forecast error*)
 RRMSFE – relatīvā kvadrātsakne no vidējās kvadrātiskās prognozes kļūdas (*relative root mean squared forecast error*)
 RW – gadījuma klejošana (*random walk*)
 SIM – modelis ar vienu rādītāju (*single-indicator model*)
 SV – stohastiskais svārstīgums (*stochastic volatility*)

KOPSAVILKUMS

Šajā pētījumā tiek vēlreiz izvērtēta A. Karjero (*A. Carriero*), T. E. Klārka (*T. E. Clark*) un M. Marčellino (*M. Marcellino*) (2) ieteiktā Beijesa jauktās frekvences modeļa prognozētspēja saistībā ar IKP pieauguma tempa punkta un blīvuma prognozēm, izmantojot ASV makroekonomiskos datus. Saskaņā ar M. Šovē (*M. Chauvet*) un S. Poteru (*S. Potter*) (4) tiek izvērtēta modeļa prognozēšanas precizitāte salīdzinājumā ar viendimensijas AR(2) modeli atsevišķi ekspansijas un recesijas periodiem, kā tas noteikts NBER ekonomiskās attīstības cikla hronoloģijā, nevis paļaujoties uz prognožu precizitātes salīdzinājumu visā prognožu izlasē, kas aptver laikposmu no 1985. gada 1. ceturkšņa līdz 2011. gada 3. ceturksnim. Konstatēts, ka lielākā daļa pierādījumu par labu sarežģītākam modelim salīdzinājumā ar vienkāršo etalonmodeli balstās uz samērā nedaudziem recesijas periodos (īpaši Lielās recesijas laikā) veiktiem vērojumiem. Turpretī ekspansijas periodos prognozēšanas precizitātes palielināšanās salīdzinājumā ar etalonmodeli labākajā gadījumā ir ļoti pieticīga. Tas nozīmē, ka modeļu relatīvā prognozētspēja mainās līdz ar ekonomiskās attīstības cikla posmiem. Šā fakta ignorēšana rada izkropļotu priekšstatu, t.i., sarežģītākā modeļa relatīvā prognozētspēja salīdzinājumā ar visvienkāršākā etalonmodeļa prognozētspēju ekspansijas periodos tiek novērtēta par augstu, bet recesijas laikā – par zemu.

Atslēgvārdi: uz tagadni vērstās prognozes, jauktās frekvences dati, reālā laika dati, ekonomiskās attīstības cikls

JEL kodi: C22, C53

Pētījuma izstrādes procesā tika izmantoti Tallinas Tehnoloģiju universitātes Ekonomikas un finanšu fakultātes (Igaunija) semināra, 18. IWH-CIREQ-GW makroekonometriskā darbsemināra "Jauktās frekvences dati makroekonometrijā un finansēs" (Halle, Vācija), 22. gadskārtējās konferences par makroekonomisko analīzi un starptautiskajām finansēm (Retimna, Grieķija), 1. Baltijas ekonomikas konferences (Viļņa, Lietuva), kā arī 1. Vīnes darbsemināra par ekonomiskajām prognozēm 2018. gadā (Austrija) dalībnieku komentāri. Visi aprēķini veikti, izmantojot R un RcppArmadillo. Pētījuma autors – Latvijas Bankas Monetārās politikas pārvaldes galvenais ekonometrists un Šveices Ekonomikas institūta KOF (ETH Cīrihē) zinātniskais līdzstrādnieks – uzņemas atbildību par pieļautajām kļūdām un neprecizitātēm.

Pētījumā pausts tikai tā autora viedoklis, un tas ne vienmēr atspoguļo Latvijas Bankas oficiālo viedokli.
Boriss Siliverstovs: Latvijas Banka, K. Valdemāra iela 2A, Rīga, LV-1050, Latvija; e-pasta adrese: Boriss.Siliverstovs@bank.lv; KOF Swiss Economic Institute at ETH Zurich, 8092 Zurich, Switzerland.

1. IEVADS

Nesen tapušajā Ekonomiskās prognozēšanas rokasgrāmatā M. Šovē un S. Poters (4) snieguši visaptverošu pārskatu par vairāku modernu ekonometrisku modeļu prognozētspēju, izmantojot reālā laika datu laikrindu kopumus. Šie modeļi ietver viendimensijas lineāro autoregresīvo otrās kārtas modeli (AR(2)), viendimensijas nelineāro modeli, kurā ņemts vērā kumulatīvais recesijas dziļums (CDR) un Markova pārslēgšanas dinamika, dinamisko stohastisko vispārējā līdzsvara (DSGE) modeli, Beijesa un neBeijesa vektoru autoregresijas (BVAR un VAR) modeļus, kā arī dinamiskā faktora modeli ar Markova pārslēgšanu (AR-DFMS). Papildus šo ekonometrisku modeļu prognozēm analīzē ietvertas arī uz apsekojumiem balstītās *Blue Chip* prognozes.

M. Šovē un S. Poters (4), pievēršoties ceturkšņa IKP pieauguma tempam ASV, novērtēja šo modeļu prognozēšanas precizitāti ne tikai pilnai izlasei (no 1992. gada 1. ceturksņa līdz 2010. gada 4. ceturksnim), bet arī ekspansijas un recesijas periodu apakšizlasēm saskaņā ar NBER ekonomiskās attīstības cikla hronoloģiju. Viņu galvenais secinājums ir šāds: modernu modeļu prognozētspēja mainās līdz ar ekonomiskās attīstības cikla posmiem. Recesijas un ekspansijas periodos absolūtais prognožu kļūdu lielums parasti ir lielāks. Intrigējošāk ir tas, ka ekspansijas periodos visi aplūkotie sarežģītie modeļi uzrādīja vidēju prognožu precizitāti, kas labākajā gadījumā salīdzināma ar etalonmodeļa AR(2) precizitāti. Pie tāda paša rezultāta nonāca arī profesionāli prognozētāji.¹

Neraugoties uz skaidri izklāstītajiem rezultātiem, M. Šovē un S. Potera (4) ieteikumam par modeļu absolūtās un relatīvās prognozētspējas norādīšanu atsevišķi recesijas un ekspansijas periodiem makroekonomiskās prognozēšanas literatūrā līdz šim nav pievērsta pietiekama uzmanība. Jaunāko pētījumu autori turpina sniegt prognožu salīdzinājumu rezultātus par visu prognožu novērtējuma periodu (piemēram, sk. F. Šorfheide (*F. Schorfheide*) un D. Songs (*D. Song*) (23), H. H. Kims (*H. H. Kim*) un N. R. Svonsons (*N. R. Swanson*) (17)) vai labākajā gadījumā par apakšperiodiem, kas beidzas vai pat sākas tieši pirms Lielās recesijas (piemēram, A. Karjero, T. E. Klārks un M. Marčellino (2), K. Foroni (*C. Foroni*), M. Marčellino un K. Šūmahers (*C. Schumacher*), (10) D. Džannone (*D. Giannone*), F. Monti (*F. Monti*) un L. Reihlina (*L. Reichlin*) (14)). Tādējādi šie pētījumi, šķiet, slēpj konkurējošo modeļu prognozētspējas atšķirības recesijas un ekspansijas periodos, kas varētu novest pie kļūdainiem secinājumiem par šo modeļu prioritāti, balstoties uz to relatīvo prognozētspēju.

Šajā pētījumā tiek noskaidrots, vai M. Šovē un S. Potera (4) secinājumus par prognozēšanas modeļiem, kuros ietverti regulāri (reizi ceturksnī) atlasīti mainīgie, var vispārināt attiecībā uz modeļiem, kuros iekļauti neregulāri iegūti ekonomiskie mainīgie. Kopš Ē. Gisela (*E. Ghysels*), P. Santas-Klāras (*P. Santa-Clara*) un R. Valkanova (*R. Valkanov*) (12) un Ē. Gisela, A. Siņko (*A. Sinko*) un R. Valkanova (13) sākotnējo darbu publicēšanas jauktas frekvences modeļi prognozētāju aprindās ieguvuši milzīgu popularitāti, un oriģinālo modeļu specifikācijām ierosinātas daudzas un dažādas pārmaiņas (sk. arī B. Siliverstovs (24), A. Karjero, T. E. Klārks un M. Marčellino (2), K. Foroni, M. Marčellino un K. Šūmahers (10), F. Šorfheide un

¹ Līdzīgi kā M. Šovē un S. Poters (4), arī A. Karjero, T. E. Klārks un M. Marčellino (2), R. M. Edža (*R. M. Edge*), M. T. Kailijs (*M. T. Kiley*) un Ž. F. Laforts (*J-P. Laforge*) (8), B. Siliverstovs (24) un daudzi citi savos pētījumos par etalonmodeļi izvēlējušies AR(2) modeļi.

D. Songs (23), P. Gerēns (P. Guérin) un M. Marčellino (16), M. Marčellino un K. Šūmahers (19); pārskatu sk. K. Foroni un M. Marčellino (9). Tomēr saskaņā ar šā pētījuma autora rīcībā esošo informāciju jautājums par jauktās frekvences modeļu salīdzinošo prognozētspēju ekonomiskās izaugsmes un lejupslīdes periodos līdz šim nav sistemātiski risināts. Autors ar šo pētījumu vēlas mazināt literatūrā sastopamās nepilnības, sniedzot par šo tēmu detalizētus empīriskus pierādījumus.

Šajā nolūkā ASV IKP kāpuma prognozēšanai tiek izmantots A. Karjero, T. E. Klārka un M. Marčellino (2) ierosinātais Beijesa jauktās frekvences modelis ar stohastisko svārstīgumu, izmantojot 12 visrūpīgāk uzraudzītos ekonomiskos/finanšu rādītājus. Konkurējošu modeļu prognozētspējas asimetrijas pārbaudes nozīmīguma uzsveršanai šā pētījuma izvēle nav gluži nejauša. Pirmkārt, A. Karjero, T. E. Klārka un M. Marčellino (2) ekonometriskais modelis apvieno jaunākos datu laikrindu ekonometrijas sasniegumus, tādējādi to var lietot ikdienas prognozēšanas vajadzībām iestādēs, piemēram, centrālajās bankās. Šie sasniegumi ietver neliela apjoma jauktās frekvences datu kopu apstrādi, vienkāršu un ātru parametru novērtēšanu, izmantojot Beijesa modeli, ārpus izlases perioda modeļa novērtēšanu gan pēc punkta, gan blīvuma prognožu precizitātes un (visbeidzot, taču ne mazāk svarīgi) kļūdas locekļa stohastiskā svārstīguma iekļaušanu. Pēdējam aspektam salīdzinājumā ar homoskedastisku inovāciju modeļiem ir ļoti svarīga nozīme ASV makroekonomisko datu laikrindu blīvuma prognožu uzlabošanā (T. E. Klārks (5)).

Otrkārt, A. Karjero, T. E. Klārka un M. Marčellino (2) datu kopa ietver vēsturisku reālā laika datu laikrindu kopumus par katru mēnesi (no 1985. gada janvāra līdz 2011. gada oktobrim), tādējādi izvairoties no iebildumiem par pseidoreālā laika datu kopu izmantošanu modeļu novērtēšanā (D. Kraušors (*D. Croushore*) un T. Starks (*T. Stark*) (7; 6)). Vēl svarīgāk ir tas, ka saskaņā ar vispārpieņemto praksi A. Karjero, T. E. Klārks un M. Marčellino (2) novērtē sava modeļa prognozētspēju visā prognozes izlasē (no 1985. gada 1. ceturkšņa līdz 2011. gada 3. ceturksnim), kā arī apakšizlasē (no 1985. gada 1. ceturkšņa līdz 2008. gada 1. ceturksnim), kas beidzas pirms Lielās recesijas. Izmantojot minēto apakšizlasi, autori izslēdz vienu no trijiem NBER noteiktajiem recesijas periodiem, savukārt pilnajā izlasē iekļauti visi trīs recesijas periodi. Kopumā A. Karjero, T. E. Klārka un M. Marčellino (2) pētījumā minētie rezultāti izmantojami kā labi dokumentēts un ticams etalons, ar kuru šā pētījuma autors var salīdzināt savus iegūtos rezultātus.

Galvenos pētījuma secinājumus var apkopot šādi. Pirmkārt, šajā pētījumā, līdzīgi kā M. Šovē un S. Potera (4) darbā, dokumentēta asimetriskā prognozētspēja ekspansijas un recesijas periodos. Šajā gadījumā asimetrija gan pakāpeniski izzūd, jo prognožu periods saīsinās un uzkrājas vairāk no mēneša rādītājiem gūtas informācijas par pārskata ceturksni. Jāpiebilst, ka šis secinājums attiecas ne tikai uz punkta, bet arī uz blīvuma prognozēm.

Otrkārt, lai gan uz vispilnīgākās informācijas kopām balstītu modeļu prognozēšanas precizitātes atšķirības ekspansijas un recesijas periodos galu galā izzūd, prognozētspējas atšķirības salīdzinājumā ar etalonmodeli joprojām saglabājas. Tāpat kā M. Šovē un S. Potera (4) darbā arī šajā pētījumā secināts, ka ekspansijas periodos viendimensijas autoregresīvais etalonmodelis nodrošina prognozēšanas precizitāti, kas salīdzināma ar sarežģītāku daudzdimensiju modeļu prognozēšanas precizitāti. Tikai samērā nedaudzi recesiju periodos veiktie vērojumi liecina, ka šie modeļi salīdzinājumā ar etalonmodeļiem var ievērojami uzlabot prognožu precizitāti.

Šī reģistrētā relatīvās prognozētspējas asimetrija visos ekonomiskās attīstības cikla posmos spēcīgi ietekmē asimetriju ignorējošo pētījumu sniegto vēstījumu. Tādējādi šajos pētījumos izvēlēto modeļu prognozētspēja salīdzinājumā ar visvienkāršāko etalonmodeļu prognozētspēju ekspansijas periodos ievērojami pārvērtēta un līdz ar to recesiju laikā novērtēta par zemu. Tāpēc uzņēmējdarbības analītiķi, politikas veidotāji vai citas šo modeļu sniegtajās prognozēs ieinteresētās personas saņem neobjektīvu modeļu prognozēšanas precizitātes novērtējumu.

Pārējā pētījuma uzbūve ir šāda. Nākamajā nodaļā ietverts datu kopas apraksts. 3. nodaļā aplūkots pētījumā izmantotais ekonometriskais modelis. 4. nodaļā autors iepazīstina ar prognozēšanas modeļu prognozētspējas novērtēšanai izmantoto novērtēšanas metriku. 5. nodaļā sniegti rezultāti. Pamattekstā iekļautos rezultātus papildina plašs pielikums, kurā pārbaudīta iegūto rezultātu noturība, izvērtējot alternatīvu etalonmodeļu, SIM modeļu un to kombināciju prognozētspēju. Pēdējā nodaļā apkopoti secinājumi un ieskicētas darba turpināšanas iespējas.

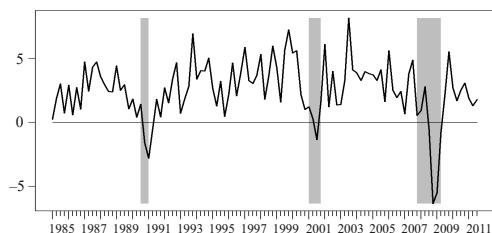
2. DATI

Šajā pētījumā izmantoti A. Karjero, T. E. Klārka un M. Marčellino (2) izveidotie reālā laika datu laikrindu kopumi. Tajos ietverti ceturkšņa IKP dati, kā arī 12 rūpīgi monitorēti mēneša rādītāji ASV tautsaimniecības perspektīvas novērtēšanai. Datu kopa organizēta tā, lai tā atspoguļotu gan ceturkšņa IKP datu, gan katra mēneša mainīgo vēsturisko pieejamību par katru mēnesi no 1985. gada janvāra līdz 2011. gada oktobrim. Šos mēneša datu laikrindu kopumus izmanto ASV IKP kāpuma prognozēm par katru ceturksni no 1985. gada 1. ceturkšņa līdz 2011. gada 3. ceturksnim.

ASV IKP dati par ceturksni $t - 1$ tiek publicēti trijos sekojošos publiskojumos (sākotnējais, otrais un pēdējais) nākamā ceturkšņa t katra mēneša beigās. Šā pētījuma autors tāpat kā A. Karjero, T. E. Klārks un M. Marčellino (2) ekonometriskos modeļu prognozēšanas precizitāti novērtē, izmantojot IKP datu otro publiskojumu (sk. 1. att.). Saskaņā ar NBER ekonomiskās attīstības cikla hronoloģiju ēnotās joslas atbilst trijiem recesijas periodiem: no 1990. gada 3. ceturkšņa līdz 1991. gada 1. ceturksnim (trīs ceturkšņi), no 2001. gada 1. ceturkšņa līdz 2001. gada 4. ceturksnim (četri ceturkšņi) un no 2007. gada 4. ceturkšņa līdz 2009. gada 2. ceturksnim (septiņi ceturkšņi). Tādējādi prognožu novērtēšanas 107 ceturkšņu izlasē ietilpst 14 recesijas periodu un 93 ekspansijas periodi.

1. attēls

ASV ceturkšņa IKP pieaugums (otrais datu publiskojums)



Mēneša dati ietver uzņēmējdarbības tendenču apsekojumus (ISM, SUPDEL, ORDERS), darba tirgus apstākļus (EMPLOY, CLAIMS), ražošanu (IP, HOURS), kā arī tautsaimniecības patēriņa (RSALES) rādītājus, mājokļus (HS) un finanšu (SP500, TBILL, TBOND) tirgus. Šos rādītājus raksturo to publiskošanas laiks, t.i., vai to iepriekšējo mēnešu vērtības tiek publicētas pašreizējā mēneša 1. vai 2. nedēļā (sk. 1. tabulu). Mēneša rādītāju publiskošanas laika atšķirības būtiski ietekmē prognozēšanas modeļu specifiskāciju prognožu brīžos. 2. attēlā atspoguļotas datu laikrindu kopuma (2011. gada oktobris) mēneša rādītāju laikrindas un recesijas periodi.

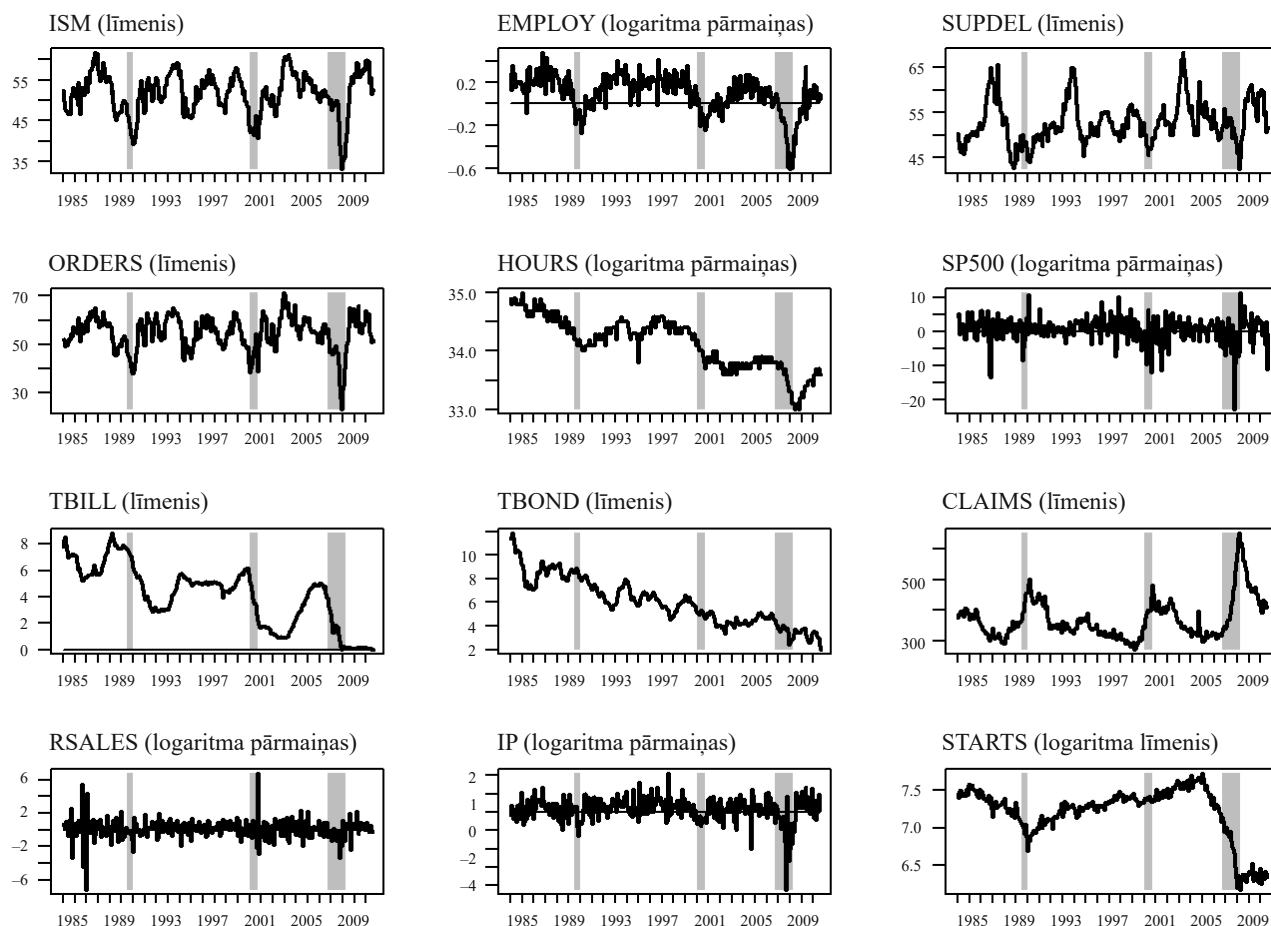
1. tabula
Mēneša rādītāji

Nosaukums	Apraksts (transformācija)	Publiskošanas laiks ¹
ISM	Apstrādes rūpniecības (līmenis) ISM indekss (vispārējais)	1. nedēļa
EMPLOY	Algota nodarbinātība (logaritma pārmaiņas)	1. nedēļa
SUPDEL	Piegādātāju piegādes laika ISM indekss (līmenis)	1. nedēļa
ORDERS	Pasūtījumu ISM indekss (līmenis)	1. nedēļa
HOURS	Ražošanā iesaistīto darbinieku vidēji nedēļā nostrādāto stundu skaits (logaritma pārmaiņas)	1. nedēļa
SP500	S & P 500 indekss (logaritma pārmaiņas)	1. nedēļa
TBILL	Valdības 3 mēnešu parādzīmju procentu likme (līmenis)	1. nedēļa
TBOND	Valdības 10 gadu obligāciju peļņas likme (līmenis)	1. nedēļa
CLAIMS	Jaunas prasības bezdarba apdrošināšanai (līmenis)	2. nedēļa
RSALES	Reālā mazumtirdzniecība (logaritma pārmaiņas)	2. nedēļa
IP	Rūpnieciskā ražošana (logaritma pārmaiņas)	2. nedēļa
STARTS	Uzsāktā mājokļu būvniecība (logaritma līmenis)	2. nedēļa

¹ Vērojums par iepriekšējo mēnesi publicēts pašreizējā mēneša 1. vai 2. nedēļā.

2. attēls

Dati: mēneša rādītāji, datu laukrindu kopums no 2011. gada oktobra (prognozes izlase)



3. A. KARJERO, T. E. KLĀRKA UN M. MARČELLINO (2) EKONOMETRISKAIS MODELIS

3. attēlā sniegta vispārēja informācija par prognozēšanas ietvaru. ASV IKP kāpuma prognozes tiek sagatavotas par katru ceturksni četros secīgos prognozes brīžos (FO1, FO2, FO3, FO4) laikposmā no 1985. gada 1. ceturkšņa līdz 2011. gada 3. ceturksnim. FO1, FO2 un FO3 norāda attiecīgi ceturkšņa t 1., 2. un 3. mēneša 1. nedēļas beigas un FO4 – ceturkšņa $t + 1$ 1. mēneša 1. nedēļas beigas. Atbilstoši pārējai literatūrai prognozes brīžos FO1–FO3 veiktās prognozes sauc par "uz tagadni vērstām prognozēm", t.i., prognozes, kas veiktas par pašreizējo brīdi vai ceturksni, un FO4 prognozes brīdī veiktās prognozes – par "uz pagātni vērstām prognozēm", t.i., retrospektīvas prognozes vai tādas, kas veiktas (īsi) pēc mērķceturkšņa beigām.

3. attēls

Datu publicēšanas laiks un modeļu specifikācijas

		FO1									FO2									FO3									FO4															
		Mērk-ceturksnis									Mērk-ceturksnis									Mērk-ceturksnis									Mērk-ceturksnis															
		Ceturksnis	t-3			t-2			t-1			t			t-2			t-1			t			t-2			t-1			t			t-2			t-1			t			t+1		
		Mēnesis	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)						
Modelis	Rādītājs																																											
AR(2)	IKP																																											
	IKP																																											
	ISM																																											
	EMPLOY																																											
	IP																																											
	RSALES																																											
	STARTS																																											
CCM-LRG	IKP																																											
	ISM																																											
	EMPLOY																																											
	IP																																											
	RSALES																																											
	STARTS																																											
	SUPDEL																																											
	ORDERS																																											
	HOURS																																											
	CLAIMS																																											
	SP500																																											
	TBILL																																											
TBOND																																												

Prognozes tiek rekursīvi sagatavotas katru mēnesi, izmantojot pieaugošu informācijas kopu. 3. attēlā datu pieejamības katrā prognozes brīdī attēlošanai izmantota pelēka krāsa.² Piemēram, prognozes brīdī FO1 konkrētā ceturksnī t vērtības līdz iepriekšējā ceturksņa $t - 1$ 3. mēnesim pieejamas par attiecīgā mēneša 1. nedēļā publicētajiem mainīgajiem: ISM, SUPDEL, ORDERS, EMPLOY, HOURS, SP500, TBILL un TBOND. Attiecībā uz pārējiem četriem mainīgajiem (CLAIMS, RSALES, IP, HS), kas publicēti attiecīgā mēneša 2. nedēļā, prognozētajam pieejamas tikai vērtības līdz ceturksņa $t - 1$ 2. mēnesim. Nākamajā prognozes brīdī FO2 datu pieejamība pagarināta par vienu mēnesi. Tas nozīmē, ka attiecīgi tiek publicēti ceturksņa t 1. mēnesī un ceturksņa $t - 1$ 3. mēnesī veiktie vērojumi par pirmo un otro mainīgo grupu (saskaņā ar publicēšanas nedēļu). Tādējādi datu par katru atlikušo prognozes brīdī pieejamība attiecībā uz visiem mēneša mainīgajiem palielinās par vienu mēnesi.

Līdzīgi kā gadījumā ar mēneša mainīgajiem 3. attēlā atspoguļota IKP datu pieejamība katrā prognozes brīdī. Prognozes brīdī FO1 ceturksnī t IKP dati pieejami līdz ceturksnim $t - 2$. Nākamajā prognozes brīdī FO2 pirmo reizi tiek publicēta oficiālā IKP aplēse par ceturksni $t - 1$, kam seko otrais un trešais publicējums par to pašu ceturksni $t - 1$ attiecīgi prognozes brīdī FO3 un FO4.

Pirmā novērtētā izlase prognozes brīdī FO1 aptver laikposmu no 1970. gada 1. ceturksņa līdz 1984. gada 3. ceturksnim un prognozes brīdī FO2–FO4 – no 1970. gada 1. ceturksņa līdz 1984. gada 4. ceturksnim, atspoguļot IKP datu laikrindu kopumu publikācijas nobīdi reālajā laikā. Izmantojot pieejamos datus, prognoze par 1985. gada 1. ceturksni veikta katrā prognozes brīdī (FO1–FO4). Pēc tam novērtējamā izlase tiek palielināta par vienu ceturksni (1985. gada 1. ceturksni) un veiktas prognozes par 1985. gada 2. ceturksni. Šādā veidā process tiek turpināts, kamēr

² Tiek nodalītas tukšās rūtiņas un rūtiņas ar krustiņiem – visas pelēki iekrāsotas. Rūtiņas ar krustiņiem aplūkotas 3.3. apakšnodaļā.

prognožu novērtēšanas izlasē veiktas prognozes par pēdējo ceturksni (2011. gada 3. ceturksni).

3.1. Vispārējā struktūra

Šajā nodaļā aplūkots A. Karjero, T. E. Klārka un M. Marčellino (2) ekonometriskais modelis. Tā kā šā pētījuma autors vēlas replicēt minēto autoru pētījuma rezultātus, visas modeļu specifikācijas un regulēšanas parametra vērtības saglabātas atbilstoši oriģinālajam pētījumam. Ekonometriskajam modelim ir šāda specifikācija:

$$y_t = X'_{m,t} \beta_m + \varepsilon_{m,t}, \quad (1)$$

$$\varepsilon_{m,t} = \kappa_{m,t}^{0.5} \varepsilon_{m,t}, \varepsilon_{m,t} \sim NIID(0,1) \quad (2)$$

$$\ln \kappa_{m,t} = \ln \kappa_{m,t-1} + v_{m,t}, v_{m,t} \sim NIID(0, \phi_m) \quad (3)$$

Kondicionālo vidējo modelē kā vektorā $X_{m,t}$. apkopoto skaidrojošo mainīgo lineāru funkciju. Apakšindekss $m = \{FO1, FO2, FO3, FO4\}$, kas atbilst vienam no prognozes brīžiem, liecina, ka katram prognozes brīdim ir konkrēts datu vektors $X_{m,t}$, kas atspoguļo datu publiskošanas laiku, kā jau minēts 2. nodaļā. Kopumā vektors $X_{m,t}$ ietver konstanti, atkarīgā mainīgā nobīdes, kā arī sākotnējo mēneša rādītāju ceturkšņa vērtības, lai mainīgie gan regresijas vienādojuma kreisajā, gan labajā pusē būtu par katru ceturksni. Sākotnējo mēneša rādītāju pārveidošana par ceturkšņa rādītājiem paveikta, izmantojot izlaisto novērojumu izlases metodi. Piemēram, mēneša mainīgais w_t tiek pārveidots par ceturkšņa mainīgo, izmantojot novērojumu izlases metodi katram trešajam w_t vērojumam tā, lai visi vērojumi, kas attiecas uz katra ceturkšņa 1., 2. un 3. mēnesi, attiecīgi tiek vākti trijās ceturkšņa laikrindās $w_t^{(1)}, w_t^{(2)}, w_t^{(3)}$, kur augšraksti (i) ar $i = 1, 2, 3$ apzīmē ceturkšņa t 1., 2. un 3. mēnesi.

Būtībā (1)–(3) vienādojumā izmantoto modeli var uzskatīt par K. Foroni, M. Marčellino un K. Šūmahera (10) U-MIDAS modeļa paplašinātu versiju, vismaz attiecībā uz šādiem diviem aspektiem. Pirmkārt, šajā gadījumā (1) vienādojumā iekļautajam kondicionālajam vidējam var būt patvaļīgs ar izlaisto novērojumu izlases metodi iegūto mēneša rādītāju skaits (maksimāli 12). Jāpiebilst, ka K. Foroni, M. Marčellino un K. Šūmahera (10) U-MIDAS modeļa sākotnējā specifikācija vienā reizē ļauj izmantot tikai vienu mēneša rādītāju kā vienkāršu Ē. Gisela, P. Santas-Klāras un R. Valkanova (12) nelineāro MIDAS modeļu vispārinājumu. Otrais nozīmīgais paplašinājums jauktās frekvences prognozēšanas modelī ievieš stohastisko svārstīgumu (sk. (2) un (3) vienādojumu). Tādējādi vispārpieņemtā veidā kļūdas locekļa $\varepsilon_{m,t}$ nosacīto dispersiju modelē kā laikā mainīgu stohastisko procesu. To var arī izslēgt, iegūstot modeli ar nemainīgām traucējumu svārstībām, tāpat kā oriģinālajās (U-)MIDAS modeļa specifikācijās.

Vairāku rādītāju iekļaušana modelī parasti rada parametru inflācijas problēmu, jo, izmantojot izlaisto novērojumu izlases metodi, viens augstas frekvences rādītājs tiek pārvērsts par p zemas frekvences regresoriem, kur p apzīmē frekvences neatbilstības parametru.³ Šādās situācijās K. Foroni, M. Marčellino un K. Šūmahera (10) ieteiktais U-MIDAS modeļa novērtējums, izmantojot OLS, ātri rada pārāk lielu atbilstību. Viens risinājums, ko modeļa parametru novērtēšanai, kā arī ārpus izlases perioda prognožu veikšanai iesaka A. Karjero, T. E. Klārks un M. Marčellino (2), ir Beijesa pieejas izmantošana. Papildus punkta prognozēm tiek noteiktas blīvuma prognozes

³ Mēneša un ceturkšņa datu gadījumā p vienāds ar trīs, tādējādi regresoru skaits faktiski trīskāršojas.

(kā Beijesa novērtējuma blakusprodukts), kurās ņemta vērā gan parametru novērtējuma nenoteiktība, gan (potenciāli) kļūdas locekļa laikā mainīgā novirze.

3.2. Apriorie sadalījumi

(1)–(3) vienādojuma modelī izmantoti parastie Minesotas apriorie sadalījumi uz koeficienta vektoru β_m , ko raksturo vidējā vērtība nulle un diagonāla kovariācijas matrica. Sašaurināšanas pakāpi kontrolē trīs hiperparametri: λ_1 nosaka kopējo sašaurināšanas līmeni, λ_2 nosaka mēneša mainīgo sašaurināšanas līmeni salīdzinājumā ar IKP mainīgā nobīdēm un λ_3 regulē sašaurināšanas līmeni, ko piemēro ilgākām regresoru nobīdēm. Apriorās kovariācijas matricas diagonālie ieraksti attiecībā uz β_m balstīti uz:

- saistībā ar konstanti $sd_{incpt} = 1000 * \sigma_{y_t}$;
- saistībā ar atkarīgā mainīgā iepriekšējo periodu vērtībām $sd_{y_{t-l}} = \frac{\lambda_1}{l^{\lambda_3}}$;
- saistībā ar mēneša rādītājiem $sd_{w_{t-l}^{(i)}} = \sigma_{y_t} / \sigma_{w_t^{(i)}} * (\lambda_1 \lambda_2) / l^{\lambda_3}$.

Vērtības σ_{y_t} un $\sigma_{w_t^{(i)}}$ noteiktas, izmantojot AR(4) modeļu regresijas standarta kļūdas, kuras attiecīgi piemēro atkarīgajiem un skaidrojošajiem mainīgajiem. Noteiktie hiperparametri ir $\lambda_1 = \lambda_2 = 0.2$ un $\lambda_3 = 1$, kas literatūrā nav nekas neparasts (sk. A. Karjero, T. E. Klārks un M. Marčellino (2) 845. lpp.).

Difūzijas aprioros sadalījumus nosaka modeļu ar nemainīgām traucējumu svārstībām kļūdas locekļa novirzei. Modeļiem ar stohastisko svārstīgumu svārstīguma komponentu apriorie sadalījumi nav atkarīgi no koeficienta vektora apriorajiem sadalījumiem β_m . ϕ apriorajam sadalījumam raksturīgas iezīmes ir vidējais, kas vienāds ar 0.035, un piecas brīvības pakāpes. Sākotnējās vērtības κ_0 apriorais sadalījums ir normāls $N(\ln \hat{\kappa}_0, 4)$, kur $\hat{\kappa}_0$ ir AR(4) modeļa regresijas standarta kļūda, kas pieskaņota IKP izaugsmei.

3.3. Modeļu specifikācijas

A. Karjero, T. E. Klārks un M. Marčellino (2) atkarībā no ietvertā mēneša rādītāju skaita izmanto divas modeļu specifikācijas: piecu un 12 rādītāju modeļus, kas attiecīgi apzīmēti kā CCM-SML un CCM-LRG. Šo modeļu prognozes salīdzinātas ar etalonmodeļa – viendimensijas AR(2) modeļa, kas neizmanto ārējo informāciju, bet tikai tā divas novēlotās vērtības, – prognozēm. 3. attēlā AR(2) modeļa specifikācija attēlota rūtiņās ar krustiņiem, kas aptver visu ceturksni. Tādējādi $X_{m,t}$ (1) vienādojumā jāsaprot kā

$$X_{FO1,t} = (1, y_{t-2}, y_{t-3})' \text{ un } X_{FO2,t} = X_{FO3,t} = X_{FO4,t} = (1, y_{t-1}, y_{t-2})'.^4$$

Tāpat arī 3. attēlā redzama CCM-SML un CCM-LRG modeļa specifikācija. Jānorāda, ka augstas frekvences ekonomisko/finansu rādītāju gadījumā katra rūtiņa ar krustiņu apzīmē mēneša vērtību, kas iegūta, izmantojot izlaisto novērojumu izlases metodi, atsevišķu ceturksņa laikrindu, kurā ietvertas tikai katra ceturksņa mēneša (i) vērtības, kur $i = 1, 2, 3$. Piemēram, CCM-SML modelī ir $RSales_{t-1}^{(1)}, STARTS_{t-1}^{(2)}, STARTS_{t-1}^{(1)}$ ar 14 regresoriem.

⁴ Jāpiebilst, ka katrā prognozes brīdī atkarīgā mainīgā novēlotās vērtības y_{t-i} attiecas uz dažādiem IKP datu laikrindu kopumiem. Vienkāršākas skaitļu un simbolu atspoguļošanas labad šie apzīmējumi netiek izmantoti.

$$X_{FO1,t} = (1, y_{t-2}, ISM_{t-1}^{(3)}, ISM_{t-1}^{(2)}, ISM_{t-1}^{(1)}, EMPLOY_{t-1}^{(3)}, \\ EMPLOY_{t-1}^{(2)}, EMPLOY_{t-1}^{(1)}, IP_{t-1}^{(2)}, IP_{t-1}^{(1)}, RSALES_{t-1}^{(2)},$$

Nākamajā prognozes brīdī vektoram $X_{FO2,t} = (1, y_{t-1}, ISM_t^{(1)}, EMPLOY_t^{(1)})'$ ir tikai četri regresori.⁵ Jāpiebilst, ka CCM-LRG modeļa vektora $X_{m,t}$ dimensija katrā prognozes brīdī (FO1–FO4) ir attiecīgi 34, 10, 22 un 34. Kā jau minēts, attiecībā uz makroekonometriskajā literatūrā parasti izmantoto konkrēto izlases lielumu šo U-MIDAS modeļu ar daudziem rādītājiem novērtējums, izmantojot OLS metodi, iespējams, negatīvi ietekmēs modeļu prognozētspēju. Proti, A. Karjero, T. E. Klārks un M. Marčellino ((2) 844. lpp.) min modeļu, kuri novērtēti bez sašaurināšanas, būtisku prognozēšanas precizitātes pasliktināšanos salīdzinājumā ar modeļiem, kuru novērtēšanā izmantota Beijesa sašaurināšana.

4. VĒRTĒŠANAS METRIKA

Atsevišķu modeļu prognožu precizitātes vērtēšanai izmantotā metrika punkta prognožu noteikšanai ir kvadrātsakne no vidējās kvadrātiskās prognozes kļūdas (RMSFE):

$$RMSFE = \sqrt{\frac{\sum_{t=\tau}^{\bar{\tau}} (y_t - \hat{y}_t)^2}{T}} \quad (4)$$

un blīvuma prognožu noteikšanai – vidējais logaritmiskais vērtējums (ALS):

$$ALS = \frac{\sum_{t=\tau}^{\bar{\tau}} LS(y_t)}{T} \quad (5),$$

kur T ir vērojumu skaits prognozes vērtēšanas izlasē $[T, \bar{\tau}]$, faktiskā realizētā vērtība apzīmēta ar y_t un modeļa prognoze – ar $\hat{y}_t$. Šis logaritmiskais vērtējums saskaņā ar T. Gneitingu (*T. Gneiting*) un M. Kacfusu (*M. Katzfuss*) (15) definēts kā blīvuma prognozes vērtības negatīvais logaritms realizētajā vērtībā

$$LS(y_t) = -\ln F_t(y_t) \quad (6).$$

Ņemot vērā, ka šī vērtēšanas metrika nav atkarīga no prognozes brīža, attiecīgais apakšindekss m tika izlaists.

Lai veiktu pārisku modeļu prognožu precizitātes salīdzināšanu, punkta un blīvuma prognozēm attiecīgi tiek izmantota relatīvā RMSFE (RRMSFE) un vidējā logaritmiskā vērtējuma starpība (ALSD). Katram 1. un 2. modeļa pārim RRMSFE un ALSD definē šādi:

$$RRMSFE_{2/1} = \frac{RMSFE_2 - RMSFE_1}{RMSFE_1} \quad (7)$$

$$ALSD_{2/1} = ALS_2 - ALS_1 \quad (8).$$

Ņemot vērā, ka RMSFE un ALSD ir negatīvi orientēti vērtējumi, t.i., to lielākas vērtības liecina par neprecīzākām punkta un blīvuma prognozēm, to

⁵ Izlaisto novērojumu izlases metodes izmantošanas rezultātā iegūto mēneša mainīgo lielāku nobīžu iekļaušanas sekas aplūkotas A. Karjero, T. E. Klārka un M. Marčellino (2) pētījumā (sk. A. Karjero, T. E. Klārks un M. Marčellino (1)). Tajā norādīts, ka salīdzinājumā ar mazākiem modeļiem to ietveršana rezultātus īpaši neietekmēja.

pozitīvās/negatīvās vērtības liecina, ka 2. modeļa prognozētspēja salīdzinājumā ar 1. modeļa prognozētspēju vidēji ir sliktāka/labāka.

Papildus novērtēšanas metrikai, kas balstīta uz prognozes vērtēšanas izlasē vidēji sadalītu prognozētspēju, tiek izmantoti šādi prognožu precizitātes rādītāji: I. Velha (*I. Welch*) un A. Gojāla (*A. Goyal*) (25) prognožu kļūdu kvadrātiskās summas kumulētā starpība (CSSFED) un logaritmiskā vērtējuma starpības kumulētā summa (CSLSD), kas pazīstama arī kā kumulatīvie logaritmiskie prognostiskie Beijesa faktori, kurus izmanto attiecīgi punkta un blīvuma prognožu rekursīvai novērtēšanai. Savukārt rekursīvās metrikas izmantošanas modeļu prognožu blīvuma salīdzināšanai priekšrocības jau uzsvēruši Dž. Geveks (*J. Geweke*) un Dž. Amizāno (*G. Amisano*) ((11) 220. lpp.), norādot, ka šāda modeļu salīdzināšana "(...) atklāj, kā atsevišķi vērojumi veicina pierādījumu rašanos par labu kāda konkrēta modeļa izvēlei. Piemēram, tā var liecināt, ka dažiem vērojumiem ir būtiska nozīme pierādījumu rašanā par labu kādam konkrētam modelim." Rekursīvās metrikas, piemēram, CSSFED, izmantošana punkta prognožu salīdzināšanai makroekonomikas prognozēšanas literatūrā joprojām ir reti sastopama.

Apzīmējot $e_{1,t}$ un $e_{2,t}$ attiecīgi kā 1. un 2. modeļa prognozes kļūdas periodā t , CSSFED aprēķina šādi:

$$CSSFED_{[\underline{t}, \bar{t}], 2/1} = \sum_{s=\underline{t}}^t (e_{2,s}^2 - e_{1,s}^2) \quad \text{ar} \quad t \in [\underline{t}, \bar{t}] \quad (9),$$

kur $[\underline{t}, \bar{t}]$ apzīmē prognozes vērtēšanas izlasi. CSLSD definēta šādi:

$$CSLSD_{[\underline{t}, \bar{t}], 2/1} = \sum_{s=\underline{t}}^t (LS_2(y_s) - LS_1(y_s)) \quad \text{ar} \quad t \in [\underline{t}, \bar{t}] \quad (10).$$

Prognožu precizitātes rekursīvie rādītāji sniedz modeļu prognozētspējas detalizētu analīzi par katru vērojumu, parādot relatīvās prognozētspējas attīstību laika gaitā. Tādējādi gan CSSFED, gan CSLSD sniedz kumulatīvo diferenciālu secību pretēji kopējo prognozētspējas rādītāju sniegtajam punkta vērtējumam. Rekursīvie rādītāji palīdz noteikt iemeslus, kāpēc prognozēšanas precizitātes ziņā viens modelis ir pārāks par otru. Piemēram, stabili augoša CSSFED_{2/1} liecina, ka laika gaitā 1. modeļa prognozēšanas priekšrocības salīdzinājumā ar 2. modeli lēnām palielinās, t.i., 2. modeļa kvadrātiskās kļūdas ir nedaudz, bet sistemātiski *lielākas* nekā 1. modeļa kvadrātiskās kļūdas. Attiecīgi CSLSD_{2/1} palielināšanās norādītu, ka 1. modeļa logaritmiskie vērtējumi ir nedaudz, bet sistemātiski *mazāki* nekā 2. modeļa logaritmiskie vērtējumi, liecinot par labu 1. modelim. Tādā pašā veidā stabili sarūkoša CSSFED/CSLSD sekvenca liecina par pretējo. CSSFED/CSLSD horizontāla sekvenca norāda, ka neviens no konkurējošajiem modeļiem nespēj sistemātiski veidot precīzākas prognozes.

CSSFED/CSLSD var uzrādīt arī straujus lēcienus, kas liecina par to, ka konkrētā periodā t^* kvadrātiskās prognozes kļūdu/logaritmisko vērtējumu diferenciālis ir ievērojami lielāks nekā lielākajā daļā vērojumu. No prognozēšanas praktiķa viedokļa īpaši interesanti ir konstatēt šādus periodus, kad pēkšņi viena modeļa prognozēšanas precizitāte salīdzinājumā ar tā konkurentu pasliktinās. Salīdzinot modeļus pēc to vidējās prognozētspējas, šie periodi ir ļoti svarīgi prioritāro modeļu noteikšanai.

5. REZULTĀTI

5.1. Punkta prognozes

2. tabulā atspoguļoti etalonmodeļu un modeļu ar daudziem rādītājiem un nemainīgu svārstīgumu punkta prognozētspējas rezultāti. Šā pētījuma autors norāda RMSFE un RRMSFE visai izlasei, kā arī atsevišķi tās ekspansijas un recesijas apakšperiodiem. Jāpiebilst, ka CCM-SML un CCM-LRG (ar nemainīgu svārstīgumu) prognozēšanas precizitāte pilnai izlasei (sk. 2. tabulas augšējo daļu) ir salīdzināma ar atbilstošo modeļu *Small BMF* un *Large BMF* prognozēšanas precizitāti, kas atspoguļota A. Karjero, T. E. Klārka un M. Marčellino (2) pētījuma 2. tabulā (sk. 849. lpp.). Tāpat kā oriģinālajā pētījumā arī šā pētījuma autors ievērojis, ka, iekļaujot vairāk informācijas ar rādītājiem papildinātajos prognozēšanas modeļos, RMSFE vērtība pakāpeniski samazinās gan absolūtā izteiksmē, gan salīdzinājumā ar etalonmodeli AR(2). Piemēram, saskaņā ar mērījumiem, kas veikti ar RRMSFE, modeļi ar daudziem rādītājiem salīdzinājumā ar etalonmodeli pirmajā (FO1) un pēdējā (FO4) prognozes brīdī uzrāda RMSFE palielināšanos attiecīgi par 7% un 21–22%.

Tomēr šā pētījuma autors vēlas noskaidrot, vai šādi rosinoši pierādījumi par labu modeļiem ar daudziem rādītājiem saglabājas, ja prognozes vērtēšanas izlasi sadala recesijas un ekspansijas apakšperiodos. 2. tabulas vidējā un apakšējā daļā atspoguļotie dati par izaugsmes un lejupslīdes periodiem liecina, ka tas tā nav. Pirmkārt, norādītās etalonmodeļa RMSFE dažādos ekonomiskās attīstības cikla posmos ievērojami atšķiras. Recesijas periodos RMSFE ir vairāk nekā divas reizes lielākas nekā ekspansijas periodos.

2. tabula

Punkta prognožu precizitāte

	FO1	FO2	FO3	FO4	FO1	FO2	FO3	FO4
	RMSFE				RRMSFE _{L•/AR(2)} *			
Pilna izlase								
AR(2)	2.237	2.102	2.081	2.074				
CCM-SML	2.082	1.906	1.723	1.605	−0.069	−0.093	−0.172	−0.226
CM-LRG	2.074	1.831	1.693	1.622	−0.073	−0.129	−0.186	−0.218
Izaugsmes izlase								
AR(2)	1.710	1.705	1.692	1.691				
CCM-SML	1.731	1.669	1.647	1.567	0.013	−0.021	−0.027	−0.073
CM-LRG	1.696	1.678	1.708	1.631	−0.008	−0.016	0.009	−0.035
Lejupslīdes izlase								
AR(2)	4.339	3.802	3.751	3.72				
CCM-SML	3.636	3.042	2.160	1.835	−0.162	−0.200	−0.424	−0.508
CCM-LRG	3.709	2.630	1.590	1.556	−0.145	−0.308	−0.576	−0.582

* RRMSFE_{•/AR(2)} iekļautais simbols • apzīmē konkurējoša modeļa ar daudziem rādītājiem nosaukumu, t.i., CCM-SML vai CCM-LRG.

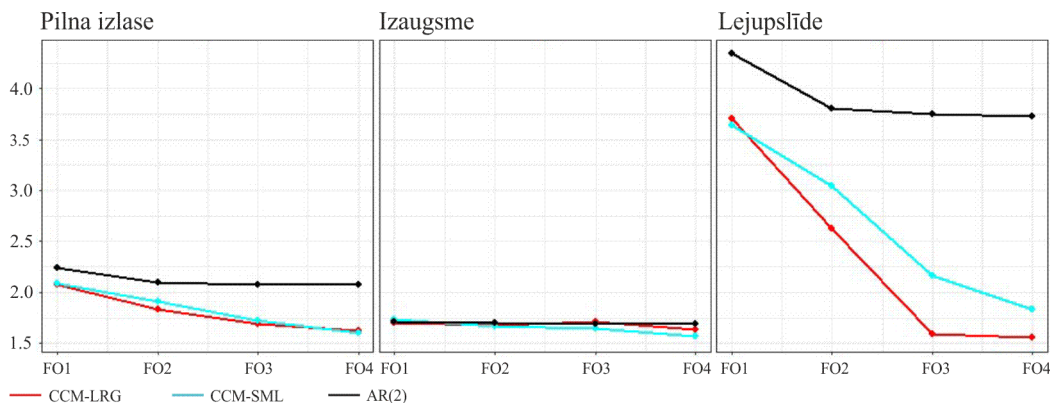
Otrkārt, līdzīga situācija vērojama attiecībā uz modeļiem ar daudziem rādītājiem, bet atšķirība starp konkrētam posmam atbilstošām RMSFE samazinās līdz ar prognozes brīdi (CCM-SML un CCM-LRG modelim visos prognozes brīžos), un CCM-LRG modelim tā izzūd prognozes brīžos FO3–FO4. Šis secinājums atbilst M. Šovē un S. Potera (4) secinājumam, ka makroekonometrisko modeļu prognozētspēja recesiju laikā būtiski pasliktinās. Tomēr šā pētījuma autors konstatējis, ka vismaz saistībā ar

aplūkotojumiem modeļiem tas attiecas uz modeļiem, kas balstīti uz daļēju informācijas kopu, t.i., viendimensijas etalonmodeļi, CCM-SML modeļi, kurā izmantoti tikai pieci no 12 pieejamajiem rādītājiem, un CCM-LRG modeļi ar visiem 12 rādītājiem, bet tikai pirmajos divos prognozes brīžos (FO1–FO2).

Treškārt, ar rādītājiem papildināto modeļu prognozētspējas asimetrija salīdzinājumā ar etalonmodeļi ir vēl spēcīgāka, kad to mēra relatīvajā izteiksmē. Saskaņā ar RRMSFE (kuras vērtība ir no –2.7% līdz 1.3%) mērījumiem agrākos prognozes brīžos (FO1–FO3) ekspansiju periodos atšķirība ir gandrīz nemanāma. Tikai prognozes brīdī FO4 CCM-SML modeļa RRMSFE sasniedz –7.3% un CCM-LRG modeļa RRMSFE –3.5%, liecinot par ievērojami mazākiem uzlabojumiem salīdzinājumā ar etalonmodeļi nekā visai izlasei. Vienlaikus NBER recesiju laikā ar rādītājiem papildināto modeļu prognozētspēja salīdzinājumā ar etalonmodeļi būtiski uzlabojas. Prognozes brīdī FO1 RRMSFE ir aptuveni –15%, CCM-SML un CCM-LRG modeļi sasniedzot vērā ņemamu rezultātu – attiecīgi –50.8% un –58.2%. 2. tabulā ietvertā informācija par RMSFE vizuāli atspoguļota 4. attēlā.

4. attēls

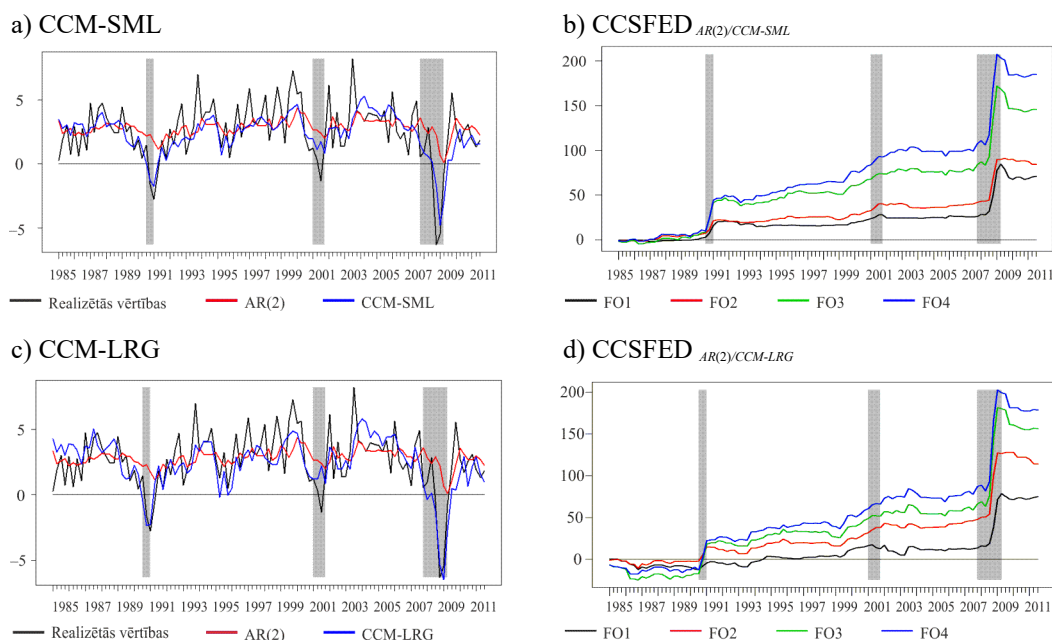
RMSFE kopsavilkums



CCM-SML un CCM-LRG faktiskās realizētās vērtības un prognožu vērtības prognozes brīdī FO4 aplūkojamas 5.a) un 5.c) attēlā. Atbilstošās ar rādītājiem papildināto modeļu CSSFED salīdzinājumā ar etalonmodeļi visos prognozes brīžos redzamas 5.b) un 5.d) attēlā. Attēloto CSSFED izvērtēšana atklāj prognozētspējas asimetrijas iemeslus, kas noteikti, izmantojot 2. tabulā iekļautās RRMSFE. Recesiju laikā vērojamā CSSFED palielināšanās liecina, ka ēnotajos periodos etalonmodeļa radītās (kvadrātiskās) prognožu kļūdas ir daudz lielākas nekā modeļu ar daudziem rādītājiem radītās prognožu kļūdas. Ekspansiju laikā CSSFED galvenokārt attēlo horizontālas kustības. Tas liecina, ka neviens no konkurējošajiem modeļiem sistemātiski neuzrāda lielāku prognozēšanas precizitāti.

5. attēls

Rekursīvs punkta prognozes precizitātes vērtējums (CCM-SML/CCM-LRG salīdzinājumā ar AR(2))



5.2. Blīvuma prognozes

3. tabulā apkopoti modeļu blīvuma prognozētspējas novērtēšanas rezultāti. Atbilstoši A. Karjero, T. E. Klārkam un M. Marčellino (2) blīvuma prognožu noteikšanai tika izmantoti ar rādītājiem papildināti modeļi un etalonmodeļi ar stohastisko svārstīgumu. Jāpiebilst, ka šie pilnu izlasi aptverošie rezultāti ir ļoti līdzīgi tiem, ko A. Karjero, T. E. Klārks un M. Marčellino (2) ieguvuši, izmantojot *Small BMFSV* un *Large BMFSV* modeļi (sk. minētā pētījuma 3. tabulu 852. lpp.).

Turklāt, salīdzinot 5.1. apakšnodaļā ietvertās blīvuma un punkta prognozes, velkamas interesantas paralēles. Pirmkārt, blīvuma prognožu, kas noteiktas ar etalonmodeļi, kvalitāte ievērojami atšķiras. Recesijas periodos ALS ir daudz augstāks nekā ekspansijas laikā. Otrkārt, modeļiem ar daudziem rādītājiem piemīt līdzīga tendence, bet agrākos prognozes brīžos iezīmējas spēcīgākas blīvuma prognožu precizitātes atšķirības. Abiem ar rādītājiem papildinātajiem modeļiem šī atšķirība katrā nākamajā prognozes brīdī turpina samazināties, un CCM-LRG-SV modelim tā praktiski izzūd prognozes brīdī FO3. Treškārt, modeļu ar daudziem rādītājiem salīdzinājumā ar etalonmodeļi relatīvā prognožu precizitāte (ko mēra pēc ALSD) stabili uzlabojas. Piemēram, CCM-LRG-SV modeļa ALSD prognozes brīdī FO1 ir -0.347 , kas jāsalīdzina ar atbilstošo vērtību -1.107 prognozes brīdī FO4. 3. tabulā ietvertā informācija par ALS vizuāli atspoguļota 6. attēlā.

3. tabula

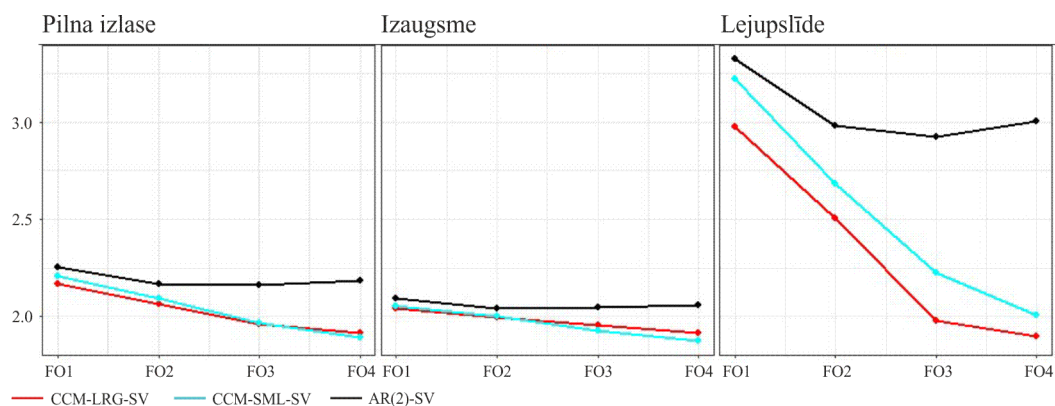
Blīvuma prognožu precizitāte

	FO1	FO2	FO3	FO4	FO1	FO2	FO3	FO4
	ALS				ALSD _{AR(2)-SV} *			
Pilna izlase								
AR(2)-SV	2.253	2.166	2.159	2.182				
CCM-SML-SV	2.207	2.090	1.965	1.891	-0.046	-0.076	-0.195	-0.292
CCM-LRG-SV	2.165	2.063	1.959	1.913	-0.088	-0.103	-0.200	-0.270
Izaugsmes izlase								
AR(2)-SV	2.092	2.043	2.044	2.059				
CCM-SML-SV	2.054	2.001	1.926	1.873	-0.038	-0.042	-0.118	-0.185
CCM-LRG-SV	2.043	1.996	1.956	1.915	-0.049	-0.047	-0.088	-0.144
Lejupslīdes izlase								
AR(2)-SV	3.324	2.982	2.926	3.004				
CCM-SML-SV	3.223	2.682	2.223	2.006	-0.101	-0.300	-0.703	-0.998
CCM-LRG-SV	2.977	2.508	1.976	1.898	-0.347	-0.474	-0.950	-1.107

* ALSD_{AR(2)-SV} iekļautais simbols • apzīmē konkurējošo modeļa ar daudziem rādītājiem nosaukumu, t.i., CCM-SML vai CCM-LRG.

6. attēls

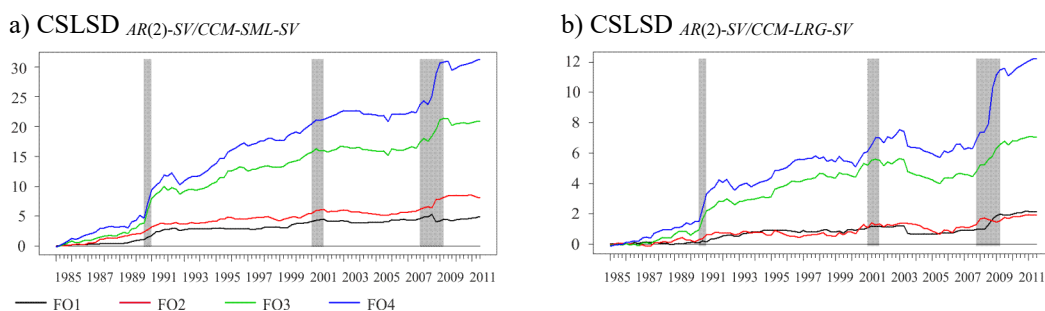
ALS kopsavilkums



Papildu informāciju par modeļu relatīvo prognozētspēju var iegūt no 7. attēlā redzamajām CSLSD. Ieēnotajos periodos vērojams kāpums atklāj galvenos iemeslus, kāpēc ar rādītājiem papildinātu modeļu prognozētspēja salīdzinājumā ar viendimensijas etalonmodeļa prognozētspēju ir relatīvi labāka.

7. attēls

Rekursīvs blīvuma prognozes precizitātes vērtējums (CCM-SML-SV/CCM-LRG-SV salīdzinājumā ar AR(2)-SV)



Kopumā secinājumi par to, cik svarīgi modeļu novērtēšanā pēc to ārpus izlases perioda prognozēšanas precizitātes ir nodalīt ekonomiskās attīstības cikla posmus, vienlīdz attiecināmi gan uz punkta, gan uz blīvuma prognozēm. Šā aspekta ignorēšanas sekas arī ir kvalitatīvi līdzīgas: ALSD uzrādīšana par visu periodu parasti novirza modeļu relatīvās prognozētspējas vērtējumu par labu ar rādītājiem papildinātiem modeļiem ekspansijas periodos, un atbilstoši recesijas laikā to prognozētspēja tiek novērtēta par zemu.

5.3. Stohastiskā svārstīguma ietekme

Šajā apakšnodaļā autors vēlreiz izvērtē stohastiskā svārstīguma ieviešanas modeļos ar daudziem rādītājiem ietekmi uz punkta un blīvuma prognožu precizitāti. A. Karjero, T. E. Klārks un M. Marčellino (2) to jau paveikuši pilnai izlasei. Viņu secinājums ir šāds: lai gan stohastiskā svārstīguma iekļaušana modeļos nerada būtisku ietekmi uz punkta prognožu precizitāti, tā ievērojami uzlabo blīvuma prognožu precizitāti. Arī T. E. Klārks (5) līdzīgā pētījumā nonāca pie šāda secinājuma.

Interesanti pārbaudīt, vai šie secinājumi ir spēkā, ja tiek salīdzināti modeļu ar daudziem mainīgajiem (ar un bez stohastiskā svārstīguma) punkta un blīvuma prognozēšanas rezultāti atsevišķi ekspansijas periodos un recesijas periodos līdzīgi, kā tas darīts iepriekš šajā pētījumā, salīdzinot šo modeļu prognozētspēju ar etalonmodeli.

Stohastiskā svārstīguma ietekmi uz punkta un blīvuma prognožu precizitāti sk. 4. tabulā. Tās augšējā daļā atspoguļotas RRMSFE_{-SV%} vērtības pilnai izlasei, kā arī ekspansijas un recesijas apakšperiodiem, kur • ir CCM-SML vai CCM-LRG. Kopējais iespaids ir tāds, ka stohastiskā svārstīguma iekļaušana modelī nolūkā veikt punkta prognozes nerada sistemātiskus uzlabojumus. Šis secinājums attiecināms gan uz visas izlases, gan uz ekonomiskās attīstības cikla posmu novērtējumu. Atkarībā no prognozes brīža un modeļa (CCM-LRG vai CCM-SML) RRMSFE svārstās no -0.053 līdz 0.107.

4. tabula

Stohastiskā svārstīguma ietekme uz prognožu precizitāti

	FO1	FO2	FO3	FO4	FO1	FO2	FO3	FO4	FO1	FO2	FO3	FO4
	Pilna izlase				Izaugsmes izlase				Lejupslīdes izlase			
Punkta prognozes: RRMSFE _{−SV%}												
CCM-SML	0.011	0.007	0.000	−0.019	0.001	0.002	−0.011	−0.024	0.027	0.018	0.043	0.001
CM-LRG	−0.016	0.009	0.005	−0.025	0.010	0.010	−0.009	−0.029	−0.053	0.007	0.107	0.007
Blīvuma prognozes: ALSD _{−SV%}												
CCM-SML	−0.194	−0.215	−0.197	−0.214	−0.296	−0.265	−0.222	−0.224	0.479	0.121	−0.034	−0.147
CCM-LRG	−0.203	−0.184	−0.133	−0.134	−0.264	−0.227	−0.140	−0.133	0.201	0.105	−0.087	−0.141

* RRMSFE_{-AR(2)} un ALSD_{-SV%} iekļautais simbols • apzīmē modeļa ar daudziem rādītājiem nosaukumu, t.i., CCM-SML vai CCM-LRG.

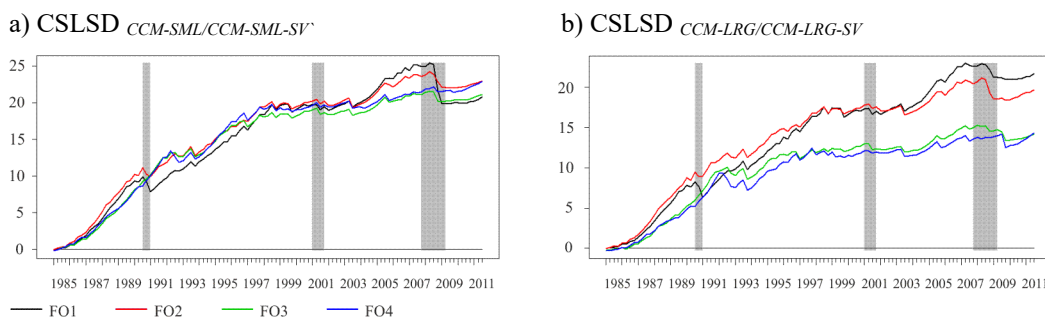
Interesantāks rezultāts gūstams, analizējot stohastiskā svārstīguma ietekmi uz blīvuma prognožu precizitāti (sk. 4. tabulas apakšējo daļu). Šajā tabulas daļā redzamie ieraksti ir ALS atšķirības starp modeļiem ar stohastisko un nemainīgo svārstīgumu reziduālajā kļūdas locekli ALSD_{-SV%}. Negatīvi ieraksti nozīmē, ka modeļu ar stohastisko svārstīgumu blīvuma prognožu precizitāte vidēji ir augstāka, bet pozitīvi ieraksti liecina par pretējo. Tabulā parādīts, ka attiecībā uz pilnu izlasi un ekspansijas

periodiem modeļi ar stohastisko svārstīgumu rada zemākus ALS nekā modeļi ar nemainīgu svārstīgumu. Šis secinājums atbilst A. Karjero, T. E. Klārka un M. Marčellino (2) pētījuma rezultātiem. Tomēr recesijas gadījumā situācija atšķiras. Prognozes brīžos FO1–FO2 ALS atšķirība abiem modeļiem (CCM-SML un CCM-LRG) ir pozitīva. Tas nozīmē, ka modeļu ar stohastisko svārstīgumu prognozes nav tik precīzas kā homoskedastisko modeļu prognozes. Vēlākos prognozes brīžos (FO3–FO4) šī starpība ir negatīva.

Meklējot iemeslu šim pirmajā skatījumā pārsteidzošajam rezultātam, noderīgi ir aplūkot modeļu ar stohastisko un nemainīgo svārstīgumu CSLSD diagrammas. Tās parādītas 8. attēlā. Kopumā augšupvērstās CSLSD liecina, ka modeļu ar stohastisko svārstīgumu salīdzinājumā ar modeļiem ar nemainīgu svārstīgumu blīvuma prognožu precizitāte vairāk vai mazāk nemitīgi palielinās. Šī tendence nav nekas pārsteidzošs, jo modeļi ar nemainīgu svārstīgumu nespēj atspoguļot IKP pieauguma beznosacījumu svārstīguma samazināšanos kopš 1985. gada, t.i., Lielās mērenības periodā. Tādējādi modeļi ar nemainīgu svārstīgumu salīdzinājumā ar modeļiem ar stohastisko svārstīgumu veido pārāk plašas blīvuma prognozes. Modeļi ar stohastisko svārstīgumu spēj ietvert IKP svārstīguma samazinājumu un līdz ar to samazināt prognozēto IKP pieauguma nenoteiktību pašreizējā ceturksnī.

8. attēls

Stohastiskā svārstīguma ietekme uz blīvuma prognožu precizitāti



Tomēr vairāki vērojumi liecina, ka modeļi ar stohastisko svārstīgumu veido precīzākas blīvuma prognozes. Šie vērojumi attiecas uz recesijas periodu 20. gs. 90. gadu sākumā un īpaši uz Lielo recesiju.

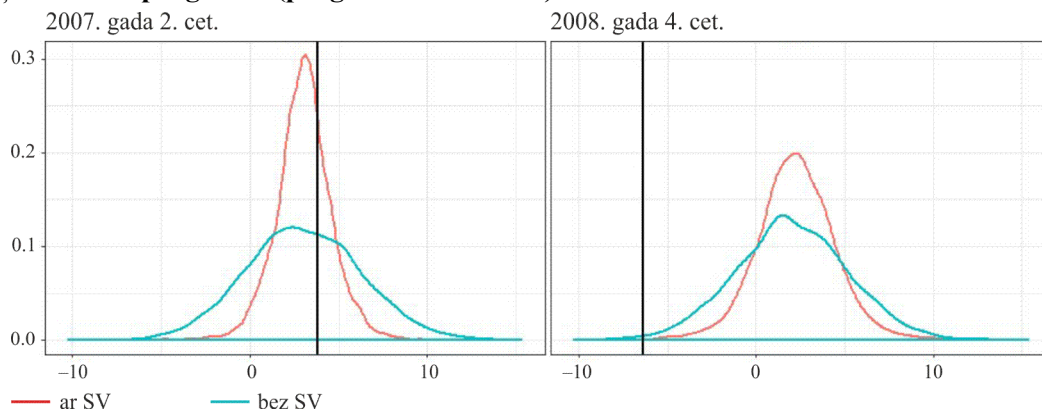
Attiecībā uz $CSLSD_{CCM-SML/CCM-SML-SV}$ Lielās recesijas laikā visos prognozes brīžos vērojams vissliktākais rezultāts, savukārt saistībā ar $CSLSD_{CCM-LRG/CCM-LRG-SV}$ – Lielās recesijas laikā prognozes brīžos FO1–FO2 un pēc Lielās recesijas prognozes brīžos FO3–FO4. Tas liecina, ka ar SV papildinātu modeļu blīvuma prognoze atveseļošanās periodā pēc recesijas ir zemāka.

Šā vērojuma skaidrojumu, balstoties uz CSLSD pārbaudi, var rast 9. attēlā, kur atspoguļotas CCM-SML un CCM-SML-SV modeļa blīvuma prognozes prognozes brīdī FO1 par vienu reprezentatīvo ceturksni ekspansijas periodos (2007. gada 2. ceturksnis) un recesiju laikā (2008. gada 4. ceturksnis). Kā jau minēts, modelis ar nemainīgu blīvumu (zilā līnija) salīdzinājumā ar modeli ar stohastisko svārstīgumu (sarkanā līnija) veido pārāk plašas blīvuma prognozes. Melnā vertikālā līnija apzīmē IKP kāpuma tempa reālo vērtību attiecīgajā ceturksnī. Reprezentatīvajā ekspansijas ceturksnī (2007. gada 2. ceturksnis) modeļa ar SV salīdzinājumā ar modeli bez SV

logaritmiskais vērtējums ir zemāks.⁶ 8. attēlā redzams, ka augšupvērstās CSLSD atspoguļo likumsakarību nevis izņēmumu. Tomēr recesijas ceturksnī (2008. gada 4. ceturksnis), kad faktiskā vērtība ir daudz negatīvāka nekā parastos apstākļos, modeļa ar nemainīgu svārstīgumu garās astes posts kļūst par spožumu, radot zemāku logaritmiskā vērtējuma vērtību nekā modelis ar kļūdas locekļa laikā mainīgo novirzi.

9. attēls

CCM-SML modeļa blīvuma prognozes (prognozes brīdī FO1)



Salīdzinot modeļu (ar nemainīgu un laikā mainīgu kļūdas locekļa svārstīgumu) blīvuma prognozes, var izdarīt šādus secinājumus. Attiecībā uz pieejamiem datiem stohastiskā svārstīguma ieviešana vairākumā gadījumu ļauj veikt precīzākas blīvuma prognozes. Tomēr iespējams, ka vairākas reālās vērtības atrodas tālāk astēs, īpaši ekonomiskās lejupslīdes laikā un, iespējams, atveseļošanās periodā pēc recesijas, kad biežākas modeļu ar nemainīgu svārstīgumu blīvuma astes palīdz šiem modeļiem iegūt relatīvi zemākus logaritmiskos vērtējumus. Šajā sakarā jāatzīmē, ka modeļi ar stohastisko svārstīgumu, kuri vairākumā gadījumu uzrādīja labākus rezultātus uz tagadni vērstās prognozes nenoteiktības atspoguļošanā, nespēja to nodrošināt krīzes periodos, kad pieprasījums pēc ekonomisko apstākļu un ar tiem saistīto risku precīza novērtējuma ir spēcīgāks nekā jebkad agrāk.

Visbeidzot, papildu piemērs šajā nodaļā izmantots nolūkā atspoguļot modeļu relatīvās prognozētspējas precizitātes rekursīvo rādītāju priekšrocības. Šā pētījuma autors atklājis modeļu relatīvās prognozētspējas īpatnības, ko nebija paveikuši A. Karjero, T. E. Klārks un M. Marčellino (2), kuri izmantoja tradicionālās novērtēšanas metodes.

6. SECINĀJUMI

Šajā pētījumā tiek vēlreiz izvērtēta A. Karjero, T. E. Klārka un M. Marčellino (2) ieteiktā modeļa prognozētspēja. Šim modelim raksturīgas daudzas praktiskas iezīmes, piemēram, jauktās frekvences datu, stohastiskā svārstīguma un Beijesa pieejas izmantošana gan punkta, gan blīvuma prognožu novērtēšanā un noteikšanā. Tas viss šo modeli padara ļoti pievilcīgu politikas veidošanas iestādēs, piemēram, bankās, kuras nepārtraukti veic uz tagadni vērstās un citas prognozes.

Šo pētījumu rosinājis nesenais M. Šovē un S. Potera (4) pētījums, kurā dokumentēta vairāku populāru modernu strukturālo un reducētas formas modeļu asimetriskā prognozētspēja ekspansijas un recesijas periodos. M. Šovē un S. Poters (4) informē par iegūtajiem rezultātiem attiecībā uz modeļiem, kas novērtēti, izmantojot reizi

⁶ Atgādinājumam: (6) vienādojumā logaritmiskā vērtība aprēķināta kā negatīva (logaritmiska) blīvuma prognozes vērtība atbilstoši prognozējamā mainīgā reālajai vērtībai, t.i., vertikālās melnās līnijas krustpunkts ar zilo un sarkano līniju attiecīgi modeļiem ar nemainīgu un stohastisko svārstīgumu.

ceturksnī atlasītus makroekonomiskos datus. Šā pētījuma autors paplašina M. Šovē un S. Potera (4) veikto analīzi, ietverot tajā prognozēšanas modeļus, kuros izmantoti jauktās frekvences dati, kas atlasīti gan reizi ceturksnī (piemēram, IKP pieaugums), gan reizi mēnesī, piemēram, ekonomiskie un finanšu rādītāji, ko sniedz apsekojumi, un darba tirgus, rūpnieciskās ražošanas un procentu likmju statistikā. Šādos modeļos izmantota katra ceturkšņa ietvaros vērojamā informācijas plūsma, tādējādi ļaujot izdarīt prognozes biežāk nekā reizi ceturksnī salīdzinājumā ar modeļiem, kurus novērtē tikai ar ceturkšņa datiem.

Galvenais secinājums ir tāds, ka M. Šovē un S. Potera (4) secinājumi apstiprinājušies arī šajā pētījumā. Jāatzīmē, ka ekspansijas periodos sarežģītāku modeļu, kuri balstās uz lielāku informācijas kopu, prognozētspēja salīdzināma ar viendimensijas etalonmodeļa (AR)2 prognožu precizitāti. Ar rādītājiem papildinātu modeļu prognozētspēja salīdzinājumā ar etalonmodeļa prognozētspēju ievērojami uzlabojas tikai recesijas laikā.

Šajā pētījumā iegūtie rezultāti būtiski ietekmē sniegto informāciju par prognožu salīdzinājumu rezultātiem, aprēķinot to vidējo aritmētisko vērtējumu visai prognozes izlasei, kurā parasti ietverti gan recesijas, gan ekspansijas periodi. Ja sarežģītāka prognozēšanas modeļa (salīdzinājumā ar etalonmodeļiem) prognožu precizitātē netiek atzīta ekonomiskās attīstības cikla asimetrija, tad šā sarežģītākā prognozēšanas modeļa relatīvā prognozēšanas precizitāte ekspansijas periodos parasti tiek pārspīlēta un recesijas laikā attiecīgi novērtēta par zemu. Tādējādi tiek sniegts neobjektīvs vēstījums ikvienam, kuru interesē prognozes – sabiedrībai, akadēmisko aprindu pārstāvjiem, praktiķiem un politikas veidotājiem.

Lai atspoguļotu šā pētījuma secinājumus saistībā ar modeļu relatīvās prognozētspējas atšķirībām ekonomiskās attīstības cikla posmos, autors papildus relatīvās prognozētspējas novērtēšanai atsevišķi ekspansijas un recesijas periodiem izmantojis rekursīvi aprēķinātu metriku. Šie rekursīvi aprēķinātie rādītāji izmantoti, lai atklātu iepriekš nepamanītas modeļu ar kļūdas locekļa laikā mainīgo novirzi prognožu iezīmes. Iepriekšējos pētījumos plaši dokumentēts fakts, ka, izmantojot ASV datus, stohastiskā svārstīguma iekļaušana parasti ļauj veikt precīzākas blīvuma prognozes. Tomēr šis pētījums parādījis, ka, izmantojot modeļus ar stohastisko svārstīgumu, prognožu nenoteiktību dažreiz var novērtēt par zemu salīdzinājumā ar modeļiem ar nemainīgu svārstīgumu. Šajā pētījumā minētais rezultāts dokumentēts situācijās, kad tas vismazāk vēlams un gaidīts, t.i., krīzes vai pēc krīzes notiekošās atveseļošanās periodos, kad rezultāti atrodas tālāk IKP pieauguma sadalījuma astēs.

Visbeidzot, pētījumā izvērtēta A. Karjero, T. E. Klārka un M. Marčellino (2) ieteiktā modeļa prognozētspēja. Pievēršoties tikai vienam modeļa veidam, bija iespējams skaidri izklāstīt, kā šajā pētījumā iegūtie rezultāti salīdzināmi ar A. Karjero, T. E. Klārka un M. Marčellino (2) pētījuma rezultātiem, kas izmantoti kā labi dokumentēts etalons. Nav šaubu, ka šajā pētījumā izmantoto analīzi var attiecināt arī uz citiem modeļu veidiem, piemēram, jauktās frekvences VAR (F. Šorfheide un D. Songs (23), M. V. Makrakens (*M. W. McCracken*), M. T. Ovjans (*M. T. Owyang*) un T. Sehposjana (*T. Sekhposyan*) (21), H. F. Mikošs (*H. F. Mikosch*) un S. G. Neivirts (*S. G. Neuwirth*) (22)), lai gan nevienā no tiem nav iekļauts stohastiskais svārstīgums, jauktās frekvences faktoru modeļiem (M. Marčellino, M. Porkvedu (*M. Porqueddu*) un F. Venditi (*F. Venditti*) (18), M. Marčellino un K. Šūmahers (19)), kā arī modeļiem, kam raksturīga režīma pārslēgšana, piemēram,

AR dinamiskā faktora modeļa ar Markova pārslēgšanu jauktās frekvences versiju, kas M. Šovē un S. Potera (4) pētījumā uzrādīja ļoti labus rezultātus. Papildu iespēja turpmākajā pētniecības darbā ir aplūkot sarežģītāku modeļu stohastisko svārstīgumu, kā to iesaka Dž. C. C. Čans (*J. C. C. Chan*) (3) un B. Džana (*B. Zhang*), Dž. C. C. Čans un Dž. L. Kross (*J. L. Cross*) (26). Šā pētījuma autora izmantotās analīzes attiecināšana uz citiem datiem (ne tikai uz ASV IKP) arī varētu būt noderīgs pētniecības virziens.

PIELIKUMS

Pielikumā aplūkoti ekonometrisko modeļu asimetriskās prognozētspējas papildu rezultāti ekonomiskās attīstības cikla posmos. A nodaļā autors pievērsies jautājumam par etalonmodeļa izvēli. Šajā nolūkā salīdzināti divi prognozēšanas literatūrā visbiežāk izmantotie etalonmodeļi: AR(2) un vēsturisko vidējo jeb RW modelis.

Pēc tam tiek salīdzinātas divas datu apkopošanas pieejas: daudzu rādītāju apvienošana vienā modelī un daudzu SIM modeļu apvienošana, izmantojot literatūrā plaši lietotas konkrētas modeļu kombinācijas shēmas. Pirmā pieeja tika izmantota šā pētījuma pamattekstā un otrā – Dž. L. Maci (*G. L. Mazzi*), Dž. Mičela (*J. Mitchell*) un G. Montanas (*G. Montana*) (20) pētījumā, īpašu uzmanību pievēršot blīvuma prognožu kombinācijām jauktās frekvences modeļos. Šajā pētījumā par minēto jautājumu sniegti empīriski pierādījumi, izmantojot konkrētu datu kopu un izsmelīgi salīdzinot Dž. L. Maci, Dž. Mičela un G. Montanas (20) modeļu apvienošanas pieeju ar A. Karjero, T. E. Klārka un M. Marčellino (2) datu apvienošanas pieeju. Šajā nolūkā autors novērtē tikai ar vienu rādītāju vienā reizē papildinātu modeļu (tā dēvēto SIM) prognozētspēju. Pēc tam tiek vērtēta šo SIM modeļu kombināciju prognozētspēja gan punkta, gan blīvuma prognožu ziņā. Iegūtie rezultāti par SIM modeļiem iekļauti B nodaļā un par to kombinācijām – C nodaļā. D nodaļā novērtēta stohastiskā svārstīguma ietekme uz šo papildu modeļu punkta un blīvuma prognožu precizitāti.

Papildu modeļi

Abu etalonmodeļu kondicionālais vidējais (1) vienādojumā ir šāds: AR(2) modelim vektors $X_{m,t}$ ir $X_{m,t} = (1, y_{t-2}, y_{t-3})'$, ja $m = \text{FO1}$, un $X_{m,t} = (1, y_{t-1}, y_{t-2})'$, ja $m = \text{FO2}, \dots, \text{FO4}$; RW modelim vektoru $X_{m,t} = (1)$ visos prognozes brīžos veido tikai konstante.

SIM modeļi veidoti, kā regresoru vienā reizē izvēloties vienu mēneša rādītāju. Tālāk pētījumā tiks izmantoti modeļi SIM-•, kur simbols • ir katra mēneša rādītāju saīsinājums (sk. 1. tabulu). Šādu modeļu kondicionālais vidējais katrā prognozes periodā ir vai nu:

$$\text{FO1: } X_{m,t} = (1, y_{t-2}, w_{1,t-1}^{(1)}, w_{1,t-1}^{(2)}, w_{1,t-1}^{(3)})',$$

$$\text{FO2: } X_{m,t} = (1, y_{t-1}, w_{1,t}^{(1)})',$$

$$\text{FO3: } X_{m,t} = (1, y_{t-1}, w_{1,t}^{(1)}, w_{1,t}^{(2)})',$$

$$\text{FO4: } X_{m,t} = (1, y_{t-1}, w_{1,t}^{(1)}, w_{1,t}^{(2)}, w_{1,t}^{(3)})',$$

ja mainīgais tiek publiskots katra mēneša 1. nedēļā, vai

$$\text{FO1: } X_{m,t} = (1, y_{t-2}, w_{2,t-1}^{(1)}, w_{2,t-1}^{(2)})',$$

$$\text{FO2: } X_{m,t} = () ,$$

$$\text{FO3: } X_{m,t} = (1, y_{t-1}, w_{2,t}^{(1)})',$$

$$\text{FO4: } X_{m,t} = (1, y_{t-1}, w_{2,t}^{(1)}, w_{2,t}^{(2)})',$$

ja mainīgais tiek publicēts katra mēneša 2. nedēļā. Jāpiebilst, ka neviena šīs grupas mainīgo esošā ceturkšņa pašreizējā vērtība t netiek publicēta prognozes brīdī FO2. Tāpēc, līdzīgi kā A. Karjero, T. E. Klārks un M. Marčellino (2), šajā pētījumā prognozes brīdī FO2 neviena modeļa vērtēšanai nav izmantots neviens no šiem mainīgajiem.

Turklāt modeļu kombināciju veidošanai tiek izmantoti SIM modeļi, balstoties uz to iepriekšējiem punkta un blīvuma prognozēšanas rezultātiem. Modeļu kombinācijām, kuru pamatā ir iepriekšējā punkta un blīvuma prognozētspēja, tiek izmantota: a) vienāda svērumu shēma un b) laikā mainīgi svāri (ar diskonta faktoru $0 < \delta \leq 1$), kurus nosaka rekursīvi, balstoties uz vidējās kvadrātiskās prognozes kļūdu (MSFE) $\lambda_{m,t,i} = \sum_{s=\underline{t}}^{t-h_m} \delta^{t-h_m-s} (\hat{e}_{m,s,i})^2$. h_m ir ceturkšņu nobīde, kas raksturo katram prognozes brīdim un norāda IKP datu, kas ļauj aprēķināt prognozes kļūdas konkrētā prognozes brīdī, otrā publicēšanas pieejamību. Attiecībā uz FO1/FO2 un FO3/FO4 nobīdes parametrs ir $h_m = 2$ un $h_m = 1$. Kombināciju svarus aprēķina, izmantojot šādu izteiksmi:

$$\mathcal{W}_{m,t,i} = \frac{\lambda_{m,t,i}^{-1}}{\sum_{j=1}^n \lambda_{m,t,j}^{-1}} \quad (11).$$

Svērumu shēma tiek inicializēta, visiem konkrētā prognozes brīdī novērtētiem modeļiem piemērojot vienādus svarus.

Attiecībā uz modeļu kombinācijām, kas balstās uz iepriekšējiem blīvuma prognozēšanas rezultātiem, saskaņā ar Dž. L. Maci, Dž. Mičela un G. Montanas (20) pētījumu izmantota lineāro viedokļu apkopojuma pieeja:

$$LP_{m,t} = \sum_{j=1}^n \mathcal{W}_{m,t,j} \mathcal{F}_{m,t,j} \quad \text{ar} \quad t \in (\underline{t}, \bar{t}),$$

kur $\mathcal{F}_{m,t,k}$ ir modeļa $k = 1, \dots, n$ uz tagadni vērsto prognožu blīvums ceturksnī t . Tāpat kā punkta prognožu gadījumā svāri tiek noteikti divos veidos: a) izmantojot vienādus svarus visiem modeļu uz tagadni vērsto prognožu blīvumiem un b) izmantojot rekursīvus svarus. Apzīmējot uz tagadni vērsto prognožu blīvuma vērtības logaritmu ar $\ln \mathcal{F}_{m,t,j}(y_t)$ realizētajā vērtībā y_t , rekursīvos svarus nosaka šādi:

$$\mathcal{W}_{m,t,k} = \frac{\exp\left[\sum_{s=\underline{t}}^{t-h_m} \ln \mathcal{F}_{m,s,k}(y_s)\right]}{\sum_{j=1}^n \exp\left[\sum_{s=\underline{t}}^{t-h_m} \ln \mathcal{F}_{m,s,j}(y_s)\right]} \quad (12),$$

kur h_m vērtība prognozes brīžos FO1–FO2 un FO3–FO4, tāpat kā punkta prognožu kombinācijas gadījumā, ir attiecīgi viens un divi. Svērumu shēma tiek inicializēta, visiem konkrētā prognozes periodā novērtētiem modeļiem piemērojot vienādus svarus.

Modeļu kombinācijas, balstoties uz punkta prognozētspēju, apzīmētas ar vienādu svērumu (CPF-EW) un rekursīvi definētiem svāriem (CPF-RW100, CPF-RW090 un CPF-RW030), no kuriem katrs atbilst šādām diskonta faktora vērtībām: $\delta = 1, 0.90, 0.30$. Uz blīvuma prognozēšanas rezultātiem balstītās modeļu kombinācijas, kuras noteiktas, izmantojot vienādi un rekursīvi definētus svarus, apzīmētas ar CDF-EW un CDF-RW.

A. Etalonmodeļu salīdzinošā prognozētspēja

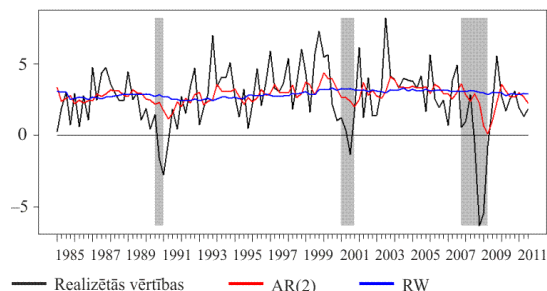
A.1. Punkta prognozes

A. Karjero, T. E. Klārks un M. Marčellino (2) modeļu salīdzināšanai pēc to punkta prognozes precizitātes kā etalonmodeļi izmantoja viendimensijas AR(2) modeli ar nemainīgu svārstīgumu. Šajā apakšnodaļā etalonmodeļa izvēles nolūkā tiek veikta papildu analīze, salīdzinot AR(2) un RW modeļa prognozētspēju.

A.1. attēlā atspoguļotas faktiskās IKP kāpuma vērtības, kā arī AR(2) un RW modeļa veidotās prognozes.⁷ AR(2) modeļa prognozes svārstās aptuveni RW modeļa prognožu līmenī. Jāatzīst – nav grūti noteikt, ka recesijas periodos AR(2) modeļa prognozes ir precīzākas, jo tās ir zemākas par RW modeļa prognozēm un līdz ar to daudz tuvākas IKP pieauguma reālajām vērtībām. Vienlaikus ekspansijas periodos nav tik acīmredzams, ka AR(2) modeļa prognozes vidēji ir precīzākas nekā RW modeļa prognozes. Lai noskaidrotu šo jautājumu, šajā pētījumā izmantota tālāk izklāstītā formālā statistikas analīze.

A.1. attēls

Etalonmodeļa AR(2) un RW modeļa realizētās vērtības un punkta prognozes



Papildu informācija par šo abu modeļu salīdzinošo prognozētspēju sniegta A.2. attēla kreisajā un labajā pusē. Kreisajā pusē uzskatāmi parādīts, ka abu modeļu kvadrātiskās prognožu kļūdas recesijas periodos ir lielākas nekā ekspansijas laikā. Labajā pusē attēlotas kvadrātisko prognožu kļūdu atšķirības, kas recesijas periodos salīdzinājumā ar ekspansijas periodiem arī ir lielākas. Šis secinājums var nozīmēt, ka vispārējās prognozētspējas, ko visai prognozēšanas izlasei mēra ar RMSFE, atšķirības galvenokārt nosaka recesijas laikā, nevis ekspansijas laikā veikti vērojumi. Tālāk pētījumā šī ideja attiecīgi pārbaudīta, salīdzinot šo modeļu prognozēšanas precizitāti attiecībā uz pilnu prognozes vērtēšanas izlasi un tās izaugsmes un lejupslīdes apakšizlasēm.

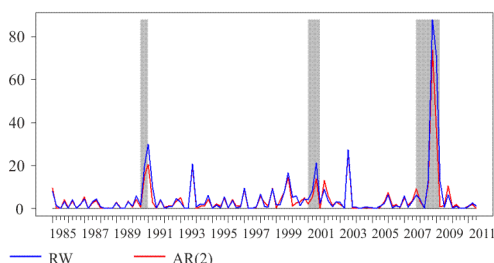
Papildu informāciju par relatīvo prognozētspēju punkta prognožu iegūšanai sniedz A.3. attēlā redzamā CSSFED. Ekspansijas periodos CSSFED galvenokārt attēlota ar līdzenām, horizontālām kustībām. Kā jau minēts 4. nodaļā, šī dinamika atbilst idejai, ka ekspansijas periodos nepastāv sistemātiska šo abu modeļu prognožu precizitātes atšķirība. Turpretī recesijas periodos vērojama būtiska CSSFED palielināšanās, liecinot, ka RW modelis rada daudz lielākas kvadrātiskās prognožu kļūdas nekā AR(2) modelis.

⁷ Aplūkoti prognozēšanas rezultāti tikai prognozes brīdī FO4, jo par pārējiem prognozes brīžiem iegūtie rezultāti kvalitatīvi ir ļoti līdzīgi.

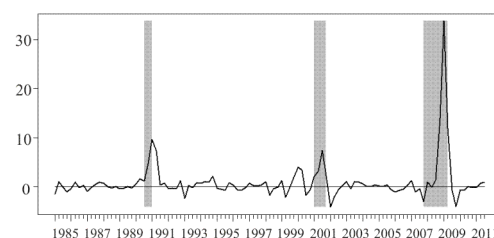
A.2. attēls

AR(2) un RW modeļa kvadrātiskā punkta prognožu kļūdas un to atšķirība

a) Kvadrātiskās prognožu kļūdas (AR(2) un RW modelis)

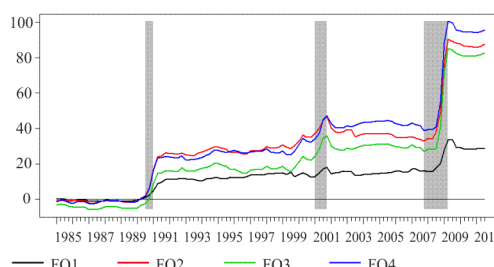


b) Kvadrātisko prognožu kļūdu atšķirība ($FE^2_{RW,t} - FE^2_{AR(2),t}$)



A.3. attēls

Punkta prognozes precizitāte ($CSSFED_{RW/AR(2)}$)



Formālās RMSFE un RRMSFE salīdzināšanas rezultāti par pilnu prognožu izlasi un tās izaugsmes un lejupslīdes apakšizlasēm atspoguļoti A.1. tabulā. Iespējams veikt vairākus interesantus vērojumus. Pirmkārt, abi modeļi recesijas un ekspansijas periodos uzrāda daudz lielākas (kvadrātisko) prognožu kļūdu vidējās vērtības. Tas nozīmē, ka, ziņojot par pilnās izlases RMSFE, ekspansijas periodos attiecīgo modeļu prognožu precizitāte tiek novērtēta par zemu, bet recesijas laikā – par augstu.

A.1. tabula

Punkta prognožu precizitāte (viendimensijas etalonmodeļi)

	FO1	FO2	FO3	FO4	FO1	FO2	FO3	FO4
	RMSFE				RRMSFE _{RW/AR(2)}			
Pilna izlase								
AR(2)	2.237	2.102	2.081	2.074				
RW	2.296	2.289	2.259	2.280	0.027	0.089	0.086	0.099
Izaugsmes izlase								
AR(2)	1.710	1.705	1.692	1.691				
RW	1.713	1.716	1.695	1.712	0.002	0.006	0.002	0.013
Lejupslīdes izlase								
AR(2)	4.339	3.802	3.751	3.726				
RW	4.562	4.526	4.461	4.499	0.051	0.190	0.189	0.207

Otrkārt, ekspansijas periodos RW modeļa RMSFE vērtības salīdzināmas ar AR(2) modeļa vērtībām. Tikai recesijas laikā modeļu RMSFE vērtību atšķirības kļūst vērā ņemamas, AR(2) modelim nodrošinot lielāku prognožu precizitāti. Šis rezultāts ietekmē modeļu prognozēšanas precizitātes salīdzināšanu visai izlasei. Ekspansijas periodos AR(2) modeļa relatīvā prognozētspēja salīdzinājumā ar RW modeļa relatīvo

prognozētspēju tiek pārspīlēta, bet recesijas periodos – novērtēta par zemu. Piemēram, aplūkojot A.1. tabulas labajā pusē iekļautās relatīvās RMSFE, var secināt, ka RW modeļa radītā RMSFE salīdzinājumā ar AR(2) modeļa radīto RMSFE ir līdz pat 10% lielāka, kad šīs RMSFE aprēķina visai prognozes vērtēšanas izlasei. Vienlaikus izaugsmes laikā RW modelis salīdzinājumā ar AR(2) modeli rada līdz 1% lielāku RMSFE. Lejupslīdes periodos RW modelis salīdzinājumā ar AR(2) modeli rada līdz pat 20% lielāku RMSFE.

Visbeidzot, tas, ka AR(2) modeļa pārākums pār RW modeli izpaužas tikai recesijas laikā un ka abi etalonmodeļi nodrošina ļoti līdzīgu prognožu precizitāti, nozīmē, ka, pretstatot ASV ceturkšņa IKP kāpuma tempa prognozētspēju etalonmodeļa AR(2) prognozētspējai ekspansijas periodos, tiek veikts sekmīgs salīdzinājums ar vēsturisko vidējo modeļa prognožu precizitāti (sk. arī A. Karjero, T. E. Klārks un M. Marčellino (2), M. Šovē un S. Poters (4)).

A.2. Blīvuma prognozes

A. Karjero, T. E. Klārks un M. Marčellino (2) modeļu salīdzināšanai pēc to blīvuma prognozes precizitātes kā etalonmodeļi izmantoja AR(2) modeli ar stohastisko svārstīgumu. Šajā apakšnodaļā etalonmodeļa izvēles nolūkā tiek veikta papildu analīze, salīdzinot AR(2) un RW modeļa blīvuma prognozēšanas precizitāti. Attiecīgo modeļu logaritmisko vērtējumu vidējās vērtības un to atšķirība atspoguļota A.2. tabulā. Modeļu prognozētspējas asimetrija, kas vērojama visos ekonomiskās attīstības cikla posmos, izpaužas arī blīvuma prognozēs. Līdzīgi kā punkta prognožu gadījumā, salīdzinot katra ekonomiskās attīstības cikla posma vidējos logaritmiskos vērtējumus, blīvuma prognozes ekspansijas periodos ir precīzākas nekā recesijas periodos. RW modelī šī asimetrija ir spēcīgāka. Salīdzinot šo abu modeļu relatīvo prognozētspēju, redzams, ka $ALSD_{RW-SV/AR(2)-SV}$ vērtības recesijas laikā ir daudz negatīvākas nekā ekspansijas periodos. Tas liecina, ka lielākā daļa pierādījumu par labu AR(2) nevis RW modelim rodama recesijas periodos.

A.2. tabula

Blīvuma prognožu precizitāte (viendimensijas etalonmodeļi)

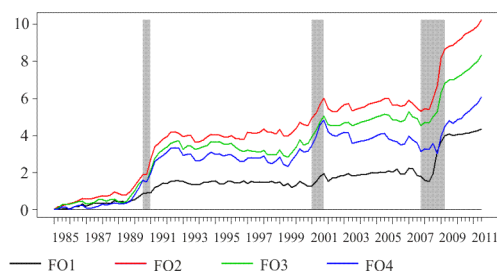
	FO1	FO2	FO3	FO4	FO1	FO2	FO3	FO4
	ALS				ALSD _{RW-SV/AR(2)-SV}			
Pilna izlase								
AR(2)-SV	2.253	2.166	2.159	2.182				
RW-SV	2.294	2.261	2.237	2.239	0.041	0.096	0.078	0.057
Izaugsmes izlase								
AR(2)-SV	2.092	2.043	2.044	2.059				
RW-SV	2.106	2.091	2.090	2.088	0.014	0.048	0.046	0.029
Lejupslīdes izlase								
AR(2)-SV	3.324	2.982	2.926	3.004				
RW-SV	3.543	3.393	3.218	3.245	0.219	0.412	0.292	0.241

Papildu informāciju par viendimensijas modeļu relatīvo prognozētspēju attiecībā uz blīvuma prognozēm sniedz A.4. attēlā redzamā CSLSD. Recesijas periodos vērojams visspēcīgākais CSLSD pieaugums. Turpretī recesiju starplaikos CSLSD dinamika ir neviendabīgāka, t.i., dažos periodos vērojamas praktiski horizontālas kustības, dažos – augšupvērsta tendences, īpaši neilgi pirms vai neilgi pēc recesijas, un dažos – (nedaudz) lejupvērsta dinamika. Šāda CSLSD dinamikas dažādība izaugsmes un

lejupslīdes periodos izskaidro ALS vērtību atšķirības (sk. A.2. tabulu), pamatojot secinājumu, ka lielākā daļa pierādījumu, kas nosaka konkurējošo modeļu prognozēšanas precizitātes atšķirības, saistīti ar vērojumiem recesijas laikā.

A.4. attēls

Blīvuma prognožu precizitāte ($CSL_{RW-SV/AR(2)-SV}$)



B. Modelis ar vienu rādītāju

B.1. Punkta prognozes

SIM modeļu prognozētspēja salīdzinājumā ar etalonmodeļa AR(2) prognozētspēju apkopota B.1. tabulā.⁸ Arī šeit pilnas izlases un tās divu apakšizlašu RMSFE un RRMSFE tiek salīdzinātas ar etalonmodeļu. Tabulā iekļautās RMSFE atklāj, ka arī SIM modeļos gūti pārliecinoši pierādījumi asimetriskai prognozētspējai izaugsmes un lejupslīdes laikā. RMSFE pēc absolūtās vērtības izaugsmes laikā visiem SIM modeļiem ir lielākas nekā lejupslīdes periodos. Šis secinājums atbilst M. Šovē un S. Potera (4) apgalvojumam, ka recesijas laikā salīdzinājumā ar ekspansijas periodiem prognozes sagatavot ir daudz grūtāk. Novērots arī, ka dažādu rādītāju prognozētspēja ir atšķirīga. Iespējams izcelt vairākus rādītājus, piemēram, ISM, EMPLOY un ORDERS, kuru prognozes salīdzinājumā ar citu rādītāju prognozēm ir daudz precīzākas. Novērtējot pārējo rādītāju prognozētspēju, konstatēts, ka tie sniedz mazāk informācijas gan par visu izlasi, gan tās apakšizlasēm.

Paziņoto RMSFE neviendabīgo rezultātu ietekme izpaužas arī, vērtējot SIM modeļu prognozētspēju salīdzinājumā ar etalonmodeļa AR(2) prognozētspēju (sk. B.1. tabulas labo pusi). Vērtējot trīs SIM (ISM, EMPLOY, ORDERS) pilnai izlasei, redzams, ka to prognožu precizitāte salīdzinājumā ar AR(2) modeļa prognožu precizitāti visu 12 rādītāju vidū ir vislielākā. Tomēr B.1. tabulā atspoguļotais RRMSFE vērtību salīdzinājums atklāj, ka vislielākā relatīvās prognozēšanas precizitātes uzlabošanās vērojama recesijas laikā. Ekspansijas periodos ieguvumi, ko sniedz SIM izmantošana salīdzinājumā ar etalonmodeļa izmantošanu, ir daudz mazāki. Piemēram, prognozes brīdī FO4 RMSFE palielināšanās, ko nodrošina jebkurš no trijiem SIM, salīdzinājumā ar AR(2) modeli ekspansijas laikā ir aptuveni 5–6%, bet recesijas periodos – aptuveni 29–36%. Ir vērts pieminēt, ka recesijas laikā uzsāktās mājokļu būvniecības mainīgā (STARTS) RMSFE salīdzināmas ar ISM, EMPLOY un ORDERS mainīgo RMSFE. Tomēr ekspansijas periodos situācija ir atšķirīga, t.i., SIM-STARTS modeļa prognozēšanas precizitāte ir vissliktākā no visiem SIM modeļiem un pat sliktāka nekā etalonmodeļa prognozēšanas precizitāte,

⁸ Šā pētījuma autors iegūto rezultātu tiešai salīdzināšanai ar A. Karjero, T. E. Klārka un M. Marčellino (2) rezultātiem par etalonmodeļu apzināti izvēlējies AR(2) modeli.

īpaši prognozes brīdī FO4. B.1. tabulā iekļautā informācija vizuāli atspoguļota B.1. attēlā.

Kopumā, sniedzot SIM modeļu prognozēšanas precizitātes rezultātus, neņemot vērā šo modeļu atšķirīgo sniegumu ekonomiskās attīstības cikla posmos, lasītāji tiek maldināti, liekot domāt, ka ar rādītājiem papildināto modeļu relatīvais sniegums salīdzinājumā ar etalonmodeli ekspansijas/recesijas periodos ir labāks/sliktāks nekā patiesībā.

B.1. tabula

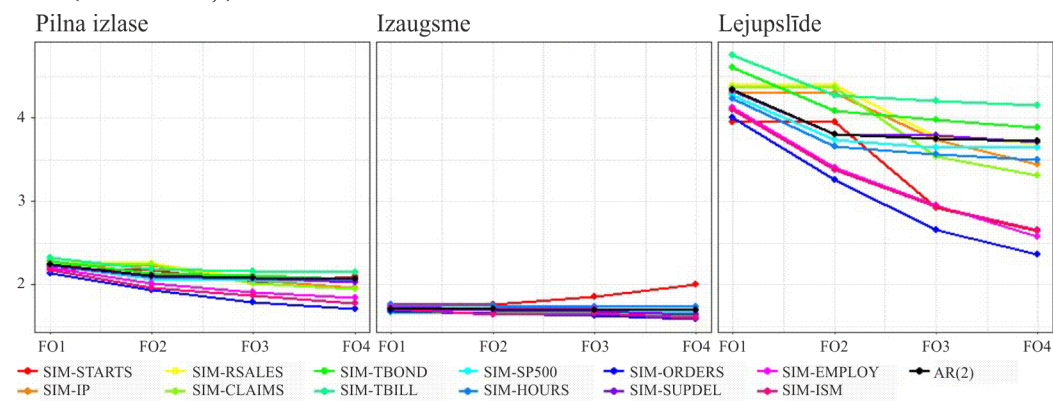
Punkta prognožu precizitāte (SIM modeļi)

	FO1	FO2	FO3	FO4	FO1	FO2	FO3	FO4
	RMSFE				RRMSFE _{RW/AR(2)} *			
Pilna izlase								
AR(2)	2.237	2.102	2.081	2.074				
SIM-ISM	2.172	1.960	1.870	1.775	−0.029	−0.068	−0.101	−0.144
SIM-EMPLOY	2.198	2.012	1.913	1.835	−0.017	−0.043	−0.081	−0.115
SIM-SUPDEL	2.234	2.094	2.081	2.031	−0.001	−0.004	0.000	−0.021
SIM-ORDERS	2.137	1.938	1.793	1.714	−0.045	−0.078	−0.138	−0.174
SIM-HOURS	2.242	2.099	2.068	2.057	0.002	−0.002	−0.006	−0.008
SIM-SP500	2.225	2.073	2.053	2.037	−0.005	−0.014	−0.013	−0.018
SIM-TBILL	2.316	2.186	2.167	2.144	0.035	0.040	0.041	0.034
SIM-TBOND	2.281	2.137	2.105	2.070	0.020	−0.016	0.012	−0.002
SIM-CLAIMS	2.242		2.020	1.948	0.002		−0.029	−0.061
SIM-RSALES	2.249		2.075	2.042	0.006		−0.003	−0.015
SIM-IP	2.225		2.055	1.960	−0.005		−0.012	−0.055
SIM-STARTS	2.178		2.022	2.091	−0.026		−0.028	0.008
Izaugsmes izlase								
AR(2)	1.710	1.705	1.692	1.691				
SIM-ISM	1.702	1.644	1.650	1.603	−0.005	−0.036	−0.025	−0.052
SIM-EMPLOY	1.730	1.708	1.702	1.696	0.012	0.001	0.006	0.003
SIM-SUPDEL	1.713	1.693	1.681	1.636	0.002	−0.008	−0.006	−0.032
SIM-ORDERS	1.684	1.651	1.622	1.592	−0.015	−0.032	−0.041	−0.058
SIM-HOURS	1.756	1.746	1.736	1.738	0.027	0.024	0.026	0.028
SIM-SP500	1.720	1.688	1.690	1.666	0.006	−0.010	−0.001	−0.015
SIM-TBILL	1.664	1.659	1.657	1.644	−0.027	−0.027	−0.020	−0.028
SIM-TBOND	1.670	1.656	1.649	1.633	−0.023	−0.029	−0.025	−0.034
SIM-CLAIMS	1.708		1.675	1.648	−0.001		−0.010	−0.025
SIM-RSALES	1.711		1.675	1.654	0.001		−0.010	−0.022
SIM-IP	1.709		1.662	1.624	−0.001		−0.018	−0.039
SIM-STARTS	1.763		1.848	1.995	0.031		0.092	0.180
Lejupslīdes izlase								
AR(2)	4.339	3.802	3.751	3.726				
SIM-ISM	4.101	3.377	2.939	2.650	−0.055	−0.112	−0.216	−0.289
SIM-EMPLOY	4.129	3.401	2.952	2.573	−0.048	−0.106	−0.213	−0.309
SIM-SUPDEL	4.319	3.805	3.787	3.705	−0.005	0.001	0.010	−0.006
SIM-ORDERS	4.009	3.255	2.662	2.368	−0.076	−0.144	−0.290	−0.365
SIM-HOURS	4.236	3.663	3.560	3.503	−0.024	−0.037	−0.051	−0.060
SIM-SP500	4.265	3.731	3.637	3.646	−0.017	−0.019	−0.030	−0.022
SIM-TBILL	4.755	4.272	4.198	4.145	0.096	0.124	0.119	0.112
SIM-TBOND	4.608	4.083	3.975	3.878	0.062	0.074	0.060	0.041
SIM-CLAIMS	4.365		3.541	3.309	0.006		−0.056	−0.112
SIM-RSALES	4.385		3.778	3.701	0.011		0.007	−0.007
SIM-IP	4.294		3.731	3.441	−0.010		−0.005	−0.077
SIM-STARTS	3.949		2.925	2.638	−0.090		−0.220	−0.292

* RRMSFE_{./AR(2)} iekļautais simbols • apzīmē konkurējoša SIM nosaukumu.

B.1. attēls

RMSFE kopsavilkums (SIM modeļi)

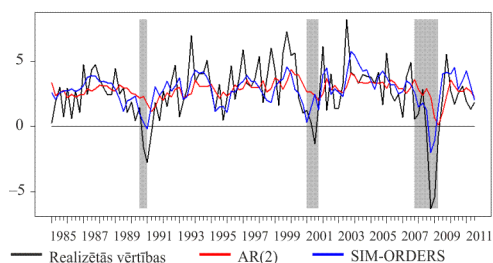


SIM modeļu prognozētspējas atspoguļošanai prognozes brīdī FO4, kā arī prognozes brīžos FO1, FO3 un FO4 attiecīgi B.2. un B.3. attēlā sniegts divu izvēlēto modeļu (SIM-ORDERS un SIM-STARTS) faktiskās un prognožu vērtības, kā arī attiecīgo CSSFED starpību salīdzinājums ar AR(2) modeli. Šajos attēlos redzams, ka patiešām lielākā daļa prognozēšanas uzlabojumu salīdzinājumā ar etalonmodeļi vērojama recesijas laikā.

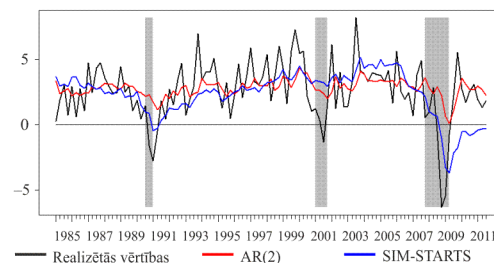
B.2. attēls

Izvēlēto SIM modeļu realizētās vērtības un punkta prognozes

a) SIM-ORDERS salīdzinājumā ar AR(2)



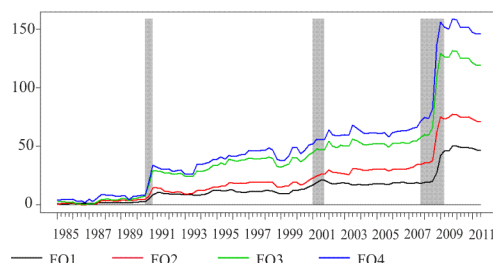
b) SIM-STARTS salīdzinājumā ar AR(2)



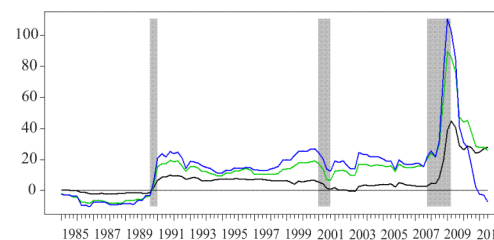
B.3. attēls

Izvēlētajiem SIM modeļiem aprēķinātā CSSFED

a) CCSFED_{AR2/SIM-ORDERS}



b) CCSFED_{AR2/SIM-STARTS}



Interesanti vērot SIM-STARTS prognožu dinamiku apakšizlasēs, kas aptver apakšizlases periodā pirms krīzes, krīzes laikā un pēc krīzes (2002.–2011. gads). Laikposmā pirms krīzes B.3b) attēlā redzamā CSSFED svārstās zināmā līmenī. Tas liecina, ka SIM-STARTS prognozētspēja ir salīdzināma ar etalonmodeļa prognozētspēju. Taču situācija krasi mainās Lielās recesijas laikā, kad STARTS mainīgais pēkšņi iegūst prognozēšanas spēku. Tomēr periodā pēc krīzes šis prognozēšanas spēks izzūd tikpat ātri, cik krīzes laikā parādījies. Patiesībā šā

laikposma SIM-STARTS prognozēs daudz par zemu vērtēts IKP kāpuma temps prognozes brīdī FO4 (sk. B.2b) att.).

B.2. Blīvuma prognozes

SIM modeļu prognozētspējas attiecībā uz ALS un ALSD salīdzinājums ar etalonmodeli AR(2)-SV pilnai izlasei un tās divām apakšizlasēm apkopots B.2. tabulā. Salīdzinot šos rezultātus ar B.1. apakšnodaļā iekļautajiem punkta prognožu rezultātiem, atklājas daudzas pārsteidzošas līdzības. Pirmkārt, dažādu rādītāju modeļi uzrāda neviendabīgus rezultātus. Trīs vislabākie modeļi (SIM-ISM, SIM-EMPLOY, SIM-ORDERS) salīdzinājumā ar etalonmodeli un pārējiem SIM modeļiem sniedz visprecīzākās gan punkta, gan blīvuma prognozes. Otrkārt, ekspansijas un recesijas periodos asimetriska prognozētspēja vērojama arī attiecībā uz blīvuma prognozēm. Treškārt, saistībā ar etalonmodeļa relatīvo prognozētspēju recesijas laikā atšķirības ir spēcīgākas nekā ekspansijas periodos. Izvēlēto modeļu prognozētspējas dinamiku laika gaitā salīdzinājumā ar etalonmodeli iespējams vizuāli novērtēt B.4. attēlā. Ceturtkārt, prognozes brīdī FO4 veiktās uz pagātņi vērstās prognozes salīdzinājumā ar agrākos prognožu periodos veiktajām uz pagātņi vērstajām prognozēm sniedz visprecīzākās blīvuma prognozes.

Kopsavilkumu par SIM modeļu prognozētspēju visos prognožu brīžos sk. B.4. attēlā. Tā kreisajā pusē ietverti rezultāti par visu izlasi. Tie ir standartrezultāti, t.i., šķiet, ka blīvuma prognožu precizitāte uzlabojas, prognozes brīžiem virzoties uz priekšu laikā. Tomēr, kā redzams attēla vidusdaļā un labajā pusē, blīvuma prognožu uzlabošanās salīdzinājumā ar etalonmodeli recesijas laikā ir daudz spēcīgāka nekā ekspansijas periodos.

B.2. tabula

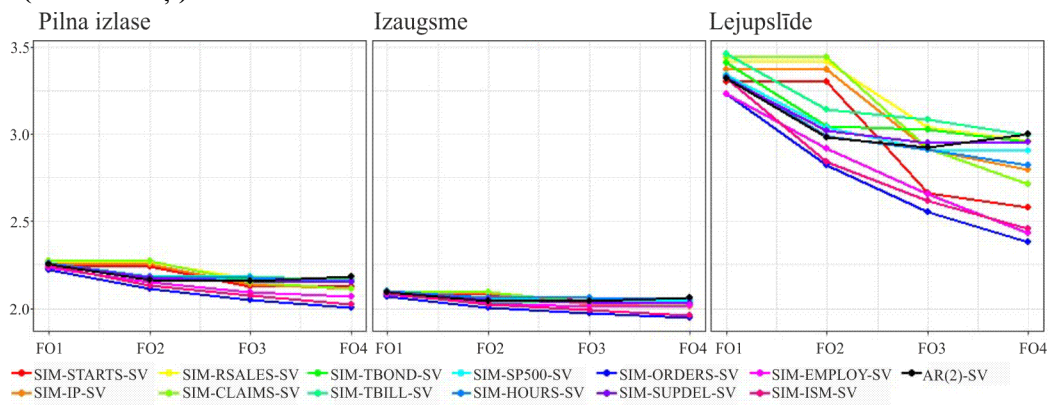
Blīvuma prognožu precizitāte (SIM modeļi)

	FO1	FO2	FO3	FO4	FO1	FO2	FO3	FO4
	ALS				ALSD _{•/AR(2)-SV} *			
Pilna izlase								
AR(2)-SV	2.253	2.166	2.159	2.182				
SIM-ISM-SV	2.249	2.130	2.072	2.024	-0.004	-0.036	-0.087	-0.158
SIM-EMPLOY-SV	2.233	2.148	2.094	2.068	-0.020	-0.018	-0.066	-0.114
SIM-SUPDEL-SV	2.251	2.175	2.154	2.153	-0.002	0.010	-0.006	-0.029
SIM-ORDERS-SV	2.221	2.112	2.045	2.004	-0.032	-0.053	-0.114	-0.178
SIM-HOURS-SV	2.262	2.184	2.175	2.157	0.009	0.018	0.015	-0.025
SIM-SP500-SV	2.247	2.182	2.158	2.156	-0.007	0.016	-0.001	-0.026
SIM-TBILL-SV	2.260	2.181	2.183	2.164	0.007	0.015	0.023	-0.019
SIM-TBOND-SV	2.259	2.180	2.170	2.159	0.006	0.015	0.011	-0.023
SIM-CLAIMS-SV	2.272		2.150	2.112	0.019		-0.009	-0.070
SIM-RSALES-SV	2.268		2.170	2.160	0.015		0.010	-0.023
SIM-IP-SV	2.252		2.137	2.115	-0.001		-0.023	-0.068
SIM-STARTS-SV	2.242		2.124	2.126	-0.011		-0.036	-0.056
Izaugsmes izlase								
AR(2)-SV	2.092	2.043	2.044	2.059				
SIM-ISM-SV	2.087	2.023	1.990	1.959	-0.005	-0.020	-0.054	-0.100
SIM-EMPLOY-SV	2.083	2.032	2.009	2.014	-0.009	-0.011	-0.035	-0.045
SIM-SUPDEL-SV	2.090	2.047	2.034	2.032	-0.002	0.005	-0.010	-0.027
SIM-ORDERS-SV	2.069	2.005	1.969	1.948	-0.022	-0.038	-0.075	-0.111
SIM-HOURS-SV	2.101	2.062	2.063	2.057	0.009	0.019	0.019	-0.002
SIM-SP500-SV	2.082	2.053	2.044	2.043	-0.010	0.010	-0.000	-0.015
SIM-TBILL-SV	2.079	2.036	2.047	2.039	-0.013	-0.007	0.003	-0.020
SIM-TBOND-SV	2.086	2.050	2.041	2.039	-0.006	0.007	-0.003	-0.019
SIM-CLAIMS-SV	2.095		2.034	2.021	0.003		-0.010	-0.037
SIM-RSALES-SV	2.095		2.038	2.038	0.003		-0.006	-0.021
SIM-IP-SV	2.084		2.020	2.012	-0.008		-0.024	-0.047
SIM-STARTS-SV	2.082		2.042	2.058	-0.009		-0.002	-0.001
Lejupslīdes izlase								
AR(2)-SV	3.324	2.982	2.926	3.004				
SIM-ISM-SV	3.324	2.844	2.617	2.458	0.000	-0.138	-0.309	-0.547
SIM-EMPLOY-SV	3.232	2.918	2.657	2.432	-0.092	-0.063	-0.269	-0.572
SIM-SUPDEL-SV	3.320	3.025	2.951	2.960	-0.004	0.043	0.025	-0.044
SIM-ORDERS-SV	3.231	2.825	2.551	2.378	-0.093	-0.156	-0.375	-0.626
SIM-HOURS-SV	3.333	2.991	2.914	2.821	0.009	0.009	-0.012	-0.183
SIM-SP500-SV	3.340	3.039	2.916	2.908	-0.016	0.058	-0.010	-0.096
SIM-TBILL-SV	3.466	3.144	3.083	2.996	0.141	0.163	0.157	-0.008
SIM-TBOND-SV	3.411	3.045	3.026	2.956	0.087	0.064	0.100	-0.048
SIM-CLAIMS-SV	3.446		2.918	2.714	0.122		-0.008	-0.290
SIM-RSALES-SV	3.416		3.044	2.967	0.091		0.118	-0.037
SIM-IP-SV	3.372		2.914	2.797	0.048		-0.012	-0.207
SIM-STARTS-SV	3.302		2.664	2.577	-0.022		-0.262	-0.427

* ALSD_{•/AR(2)-SV} iekļautais simbols • apzīmē konkurējoša SIM nosaukumu.

B.4. attēls

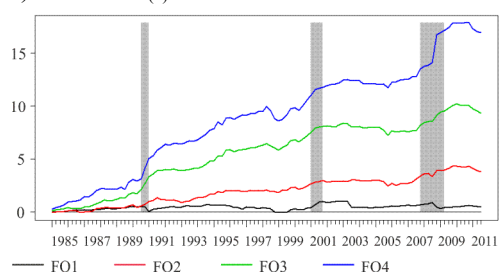
ALS kopsavilkums (SIM modeļi)



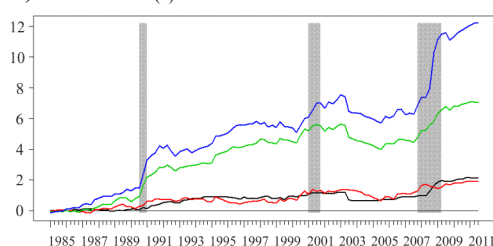
B.5. attēls

Blīvuma prognožu precizitāte (SIM modeļi)

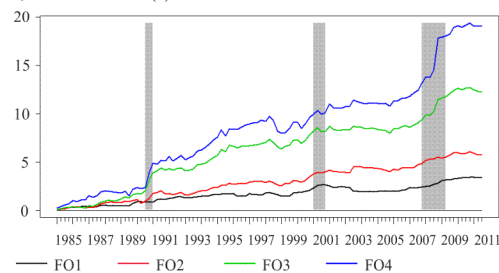
a) CSLSD AR(2)-SV/SIM-ISM-SV



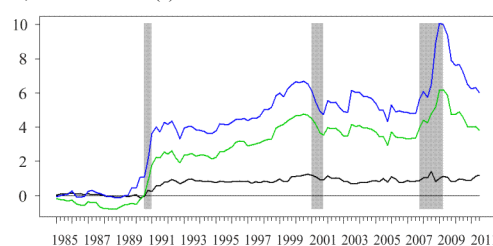
b) CSLSD AR(2)-SV/SIM-EMPLOY-SV



c) CSLSD AR(2)-SV/SIM-ORDERS-SV



d) CSLSD AR(2)-SV/SIM-STARTS-SV



Kopumā saskaņā ar jau aprakstītajiem punkta prognožu rezultātiem uzmanība jāpievērš blīvuma prognozēšanas rezultātu vērtēšanai ilgākos laikposmos, kas aptver vienu vai vairākus ekonomiskās attīstības ciklus. Šo modeļu atšķirīgā snieguma ekonomiskās attīstības cikla posmos ignorēšana varētu izraisīt modeļu prognozētspējas izkropļotu vērtējumu rašanos normālos un krīzes apstākļos.

C. SIM modeļu kombinācijas

C.1. Punkta prognozes

Attiecībā uz RMSFE un RRMSFE prognozēšanas rezultāti, kas iegūti, izmantojot SIM modeļu kombinācijas, balstoties uz šo modeļu punkta prognozēšanas rezultātiem, apkopoti C.1. tabulā. Kopumā secinājumi, kas izriet no B.1. tabulas, attiecas arī uz modeļu kombinācijām. Pirmkārt, visos ekonomiskās attīstības cikla posmos vērojamā prognozētspējas asimetrija atkal ir pretrunā ar secinājumiem par modeļu kombināciju prognozētspēju. Šie secinājumi izdarīti par visu prognozēšanas izlasi, ignorējot

izaugsmes un lejupslīdes periodus. Otrkārt, prognozēšanas precizitātes palielināšanos salīdzinājumā ar etalonmodeli galvenokārt rada recesijas laikā veiktie vērojumi. Jāatzīmē, ka ekspansijas periodos modeļu kombināciju prognozētspēja salīdzināma ar visprecīzāko SIM modeļu prognozētspēju (sk. B.1. tabulu). Tomēr recesijas laikā situācija ir atšķirīga, t.i., modeļu kombināciju prognozētspēja salīdzinājumā ar vislabāko SIM ir nedaudz mazāka. No visām modeļu kombinācijām visprecīzākās prognozes recesijas laikā nodrošināja kombinācijas, kuru pamatā bija rekursīvais svērums ar diezgan lielu diskontēšanas pakāpi ($\delta = 0.30$). Jāatzīmē, ka recesijas periodos vērtētā uz vienādo svērumu balstītā prognožu precizitāte izrādījās zemāka nekā uz rekursīvo svērumu balstītā prognožu precizitāte.

C.1. tabula

Punkta prognozes precizitāte (SIM modeļu punkta prognozes kombinācija)

	FO1	FO2	FO3	FO4	FO1	FO2	FO3	FO4
	RMSFE				RRMSFE _{RW/AR(2)} *			
Pilna izlase								
AR(2)	2.237	2.102	2.081	2.074				
CPF-EW	2.210	2.041	1.965	1.886	-0.012	-0.029	-0.056	-0.091
CPF-RW100	2.209	2.037	1.955	1.871	-0.012	-0.031	-0.060	-0.098
CPF-RW090	2.208	2.036	1.949	1.863	-0.013	-0.032	-0.063	-0.102
CPF-RW030	2.207	2.035	1.936	1.833	-0.013	-0.032	-0.070	-0.116
Izaugsmes izlase								
AR(2)	1.710	1.705	1.692	1.691				
CPF-EW	1.692	1.657	1.633	1.590	-0.010	-0.029	-0.035	-0.059
CPF-RW100	1.692	1.657	1.633	1.588	-0.010	-0.028	-0.035	-0.061
CPF-RW090	1.693	1.657	1.638	1.596	-0.010	-0.028	-0.032	-0.056
CPF-RW030	1.699	1.664	1.646	1.608	-0.006	-0.024	-0.027	-0.049
Lejupslīdes izlase								
AR(2)	4.339	3.802	3.751	3.726				
CPF-EW	4.279	3.687	3.434	3.222	-0.014	-0.030	-0.085	-0.135
CPF-RW100	4.277	3.671	3.392	3.160	-0.014	-0.035	-0.096	-0.152
CPF-RW090	4.268	3.665	3.351	3.097	-0.016	-0.036	-0.107	-0.169
CPF-RW030	4.250	3.640	3.260	2.920	-0.020	-0.043	-0.131	-0.216

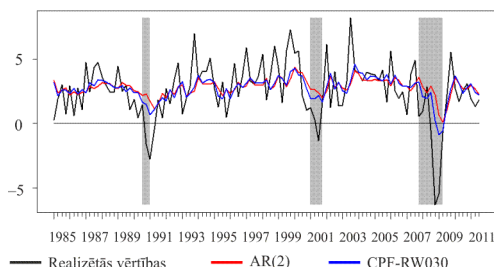
* RRMSFE_{RW/AR(2)} iekļautais simbols • apzīmē konkurējoša SIM nosaukumu.

Vislabākās prognozēšanas modeļu kombinācijas pieejas faktiskās un prognožu vērtības prognozes brīdī FO4 atspoguļotas C.1a) attēlā. Visu prognozes brīžu (FO1–FO4) atbilstošās CSSFED parādītas C.1b) attēlā. Līnijas, kas atspoguļo modeļu kombināciju CSSFED, ļoti līdzīgas līnijām, kas ataino vislabāko SIM modeli – SIM-ORDERS (sk. B.3b) att.), t.i., lēcieni vērojami tieši recesijas laikā.

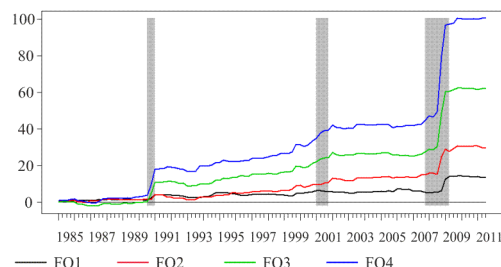
C.1. attēls

Punkta prognožu precizitātes novērtējums (AR(2) un CPF-RW030)

a) Reālās vērtības un prognozes, FO4



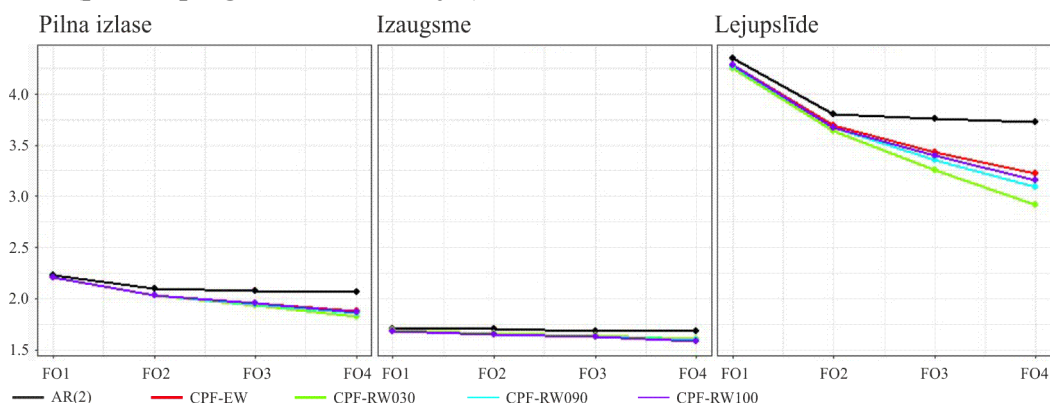
b) CCSFED_{AR(2)/CPF-RW030}



C.2. attēla kreisajā un labajā pusē redzama RMSFE attīstība katrā prognozes brīdī, kad tiek vērtēta gan visa izlase, gan ekspansijas (pārtrauktās līnijas) un recesijas (punktveida līnijas) periodi atsevišķi. Balstoties uz C.2. attēlu, iespējams sniegt šādus komentārus.

C.2. attēls

RMSFE kopsavilkums (punkta prognožu kombinācijas)



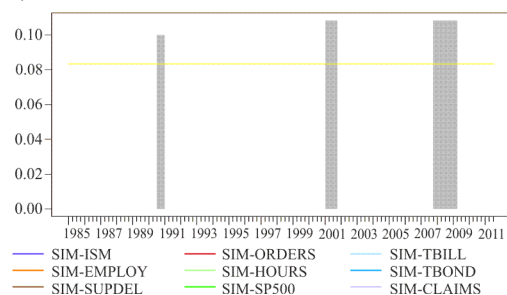
Pirmkārt, ekspansijas periodos modeļu kombinācijas uzrāda ļoti nelielu norādīto RMSFE samazināšanos. Otrkārt, saskaņā ar iegūtajiem rezultātiem par atsevišķajiem modeļiem lielākā daļa pierādījumu par vidējās kvadrātiskās prognožu kļūdas samazināšanos gūta recesijas laikā. Treškārt, kā minēts iepriekš, no visām modeļu kombinācijām nedaudz labāk darbojas modeļu kombinācija ar rekursīviem svērumiem (salīdzinājumā ar pārējām svērumu shēmām), kuriem ir liela pagātnes diskontēšanas pakāpe (CPF-RW030). Ceturtkārt, neviena no modeļu kombinācijām recesijas periodos nespēj uzlabot vislabākā modeļa ar vienu rādītāju (SIM-ORDERS) prognozēšanas precizitāti.

Modeļu kombināciju svērumi par pēdējo prognozes brīdi FO4 aplūkojami C.3. attēlā. Salīdzinot C.3a) un C.3b) attēlu, var secināt, ka, pārejot no vienāda svēruma uz rekursīvu svērumu bez diskontēšanas pakāpes, var iegūt ļoti maz, t.i., visiem modeļiem joprojām piešķirti gandrīz vienādi svāri. Tomēr, mainot diskonta parametru no $\delta = 1$ uz $\delta = 0.9$ un pēc tam uz $\delta = 0.3$, palielinās svaru lieluma svārstīgums, lai gan nevienam modelim netiek piešķirts svārs, kas tuvinās 100% vērtībai.

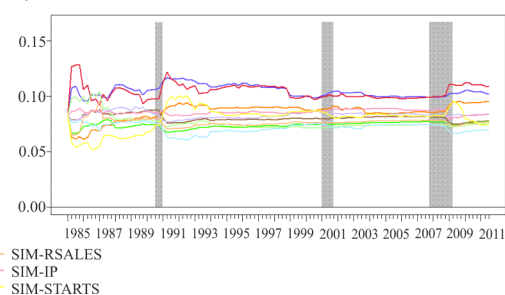
C.3. attēls

Punkta prognožu kombinācijas (sviri prognozes brīdī FO4 bez SV)

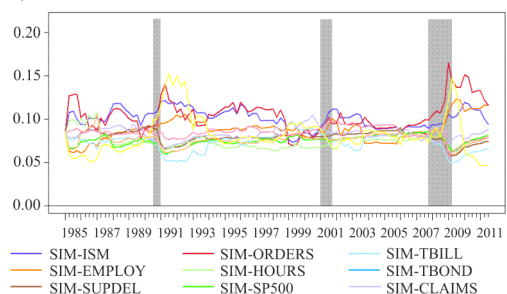
a) CPF-EW, FO4



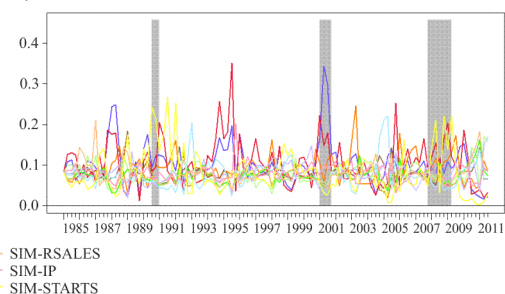
b) CPF-RW100, FO4



c) CPF-RW090



d) CPF-RW030



C.2. Blīvuma prognozes

Attiecībā uz ALS un ALSD prognozēšanas rezultāti, kas iegūti, izmantojot SIM modeļu kombinācijas, balstoties uz šo modeļu blīvuma prognozēšanas rezultātiem, apkopoti C.2. tabulā. C.4. attēlā atspoguļota ALS attīstība visos prognozes brīžos visai izlasei, kā arī tās ekspansijas un recesijas apakšperiodiem. Kopumā secinājumi par atsevišķiem ar rādītājiem papildinātiem modeļiem attiecas arī uz to kombinācijām. Pirmkārt, visos ekonomiskās attīstības cikla posmos vērojama asimetriska prognozētspēja. Otrkārt, vislielāko prognozēšanas precizitātes palielināšanos salīdzinājumā ar etalonmodeli rada recesijas laikā veiktie vērojumi. Turklāt, prognozes brīžiem virzoties uz priekšu, prognozēšanas precizitātes pieaugums recesijas laikā ir daudz spēcīgāks nekā ekspansijas periodos (salīdzinājumam sk. C.4. att. vidusdaļu un labo pusi). Treškārt, uz rekursīvo svērumu balstītā kombinācija ļauj veikt precīzākas blīvuma prognozes nekā uz vienādo svērumu balstītā shēma. Tas attiecas gan uz recesijas, gan ekspansijas periodiem.

C.2. tabula

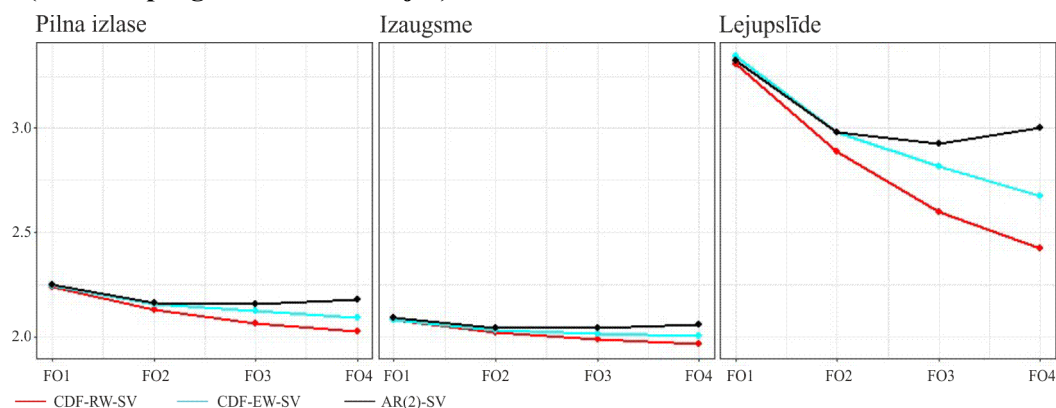
Bļīvuma prognožu precizitāte (SIM modeļu bļīvuma prognožu kombinācija)

	FO1	FO2	FO3	FO4	FO1	FO2	FO3	FO4
	ALS				ALSD _{•/AR(2)-SV} *			
Pilna izlase								
AR(2)-SV	2.253	2.166	2.159	2.182				
CDF-EW-SV	2.247	2.157	2.123	2.093	−0.007	−0.009	−0.037	−0.090
CDF-RW-SV	2.241	2.133	2.068	2.026	−0.012	−0.033	−0.091	−0.156
Izaugsmes izlase								
AR(2)-SV	2.092	2.043	2.044	2.059				
CDF-EW-SV	2.081	2.033	2.018	2.005	−0.010	−0.010	−0.026	−0.054
CDF-RW-SV	2.081	2.019	1.988	1.966	−0.011	−0.023	−0.056	−0.092
Lejupslīdes izlase								
AR(2)-SV	3.324	2.982	2.926	3.004				
CDF-EW-SV	3.343	2.982	2.819	2.677	0.019	−0.000	−0.107	−0.327
CDF-RW-SV	3.308	2.886	2.598	2.423	−0.016	−0.096	−0.328	−0.581

* ALSD_{•/AR(2)-SV} iekļautais simbols • apzīmē konkurējoša modeļa nosaukumu.

C.4. attēls

ALS kopsavilkums (bļīvuma prognožu kombinācijas)



Bļīvuma kombināciju sniegumu salīdzinājumā ar etalonmodeļa sniegumu iespējams novērtēt, izpētot CSLSD (sk. C.5. att.). Recesijas laikā, īpaši prognozes brīdī FO4, vērojama vislielākā prognozēšanas precizitātes palielināšanās. Agrākos prognozes brīžos (FO1–FO2) relatīvā prognozēšana uzlabojas nedaudz mazāk. Interesanti atzīmēt, ka šā pētījuma izlasē ietvertās pirmās un otrās recesijas starplaikā modeļu kombinācijas salīdzinājumā ar etalonmodeļu uzrādīja vairāk vai mazāk noturīgu prognozēšanas precizitātes palielināšanos prognozes brīžos FO3–FO4, par ko liecina augšupvērstās CSLSD.

Katram SIM visos prognožu brīžos piešķirti svari (sk. C.6. att.). Rūpīga izvērtēšana ļauj rast atbildi uz jautājumu, kāpēc modeļu kombināciju prognozētspējas apraksts ļoti līdzīgs atsevišķu modeļu prognozētspējas aprakstam. Prognozes brīžos FO1–FO3 modeļu kombinācijā dominē tikai viens modelis (SIM-ORDERS).

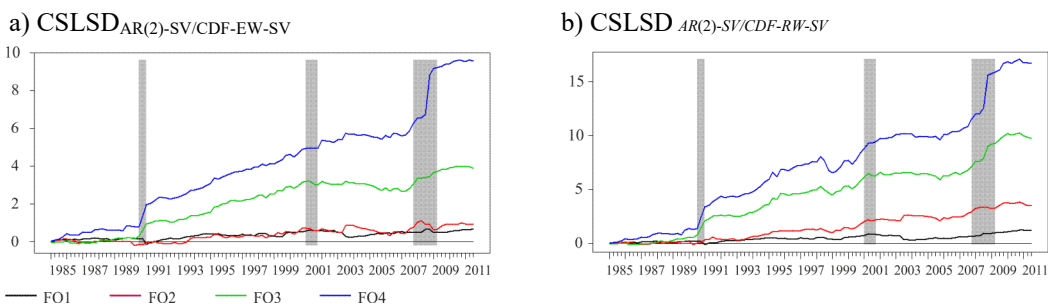
Modeļu kombinācijā prognozes brīdī FO4 būtiski dominē divi modeļi (SIM-ORDERS un SIM-ISM).

Agrākā izlases posmā lielāks uzsvars likts uz SIM-ISM modeli, turpretī Lielās recesijas laikā, palielinoties SIM-ORDERS modeļa nozīmīgumam, SIM-ISM modelis

zaudēja noteicošo lomu. Svērumu shēma, kuras pamatā blīvuma prognožu kombināciju veidošanai ir (12) vienādojums, ir daudz agresīvāka nekā svērumu shēma, kas balstīta uz (11) vienādojumā iekļauto diskontēto MSFE punkta prognožu kombināciju izveidei (salīdzinājumu sk. C.3. att.).

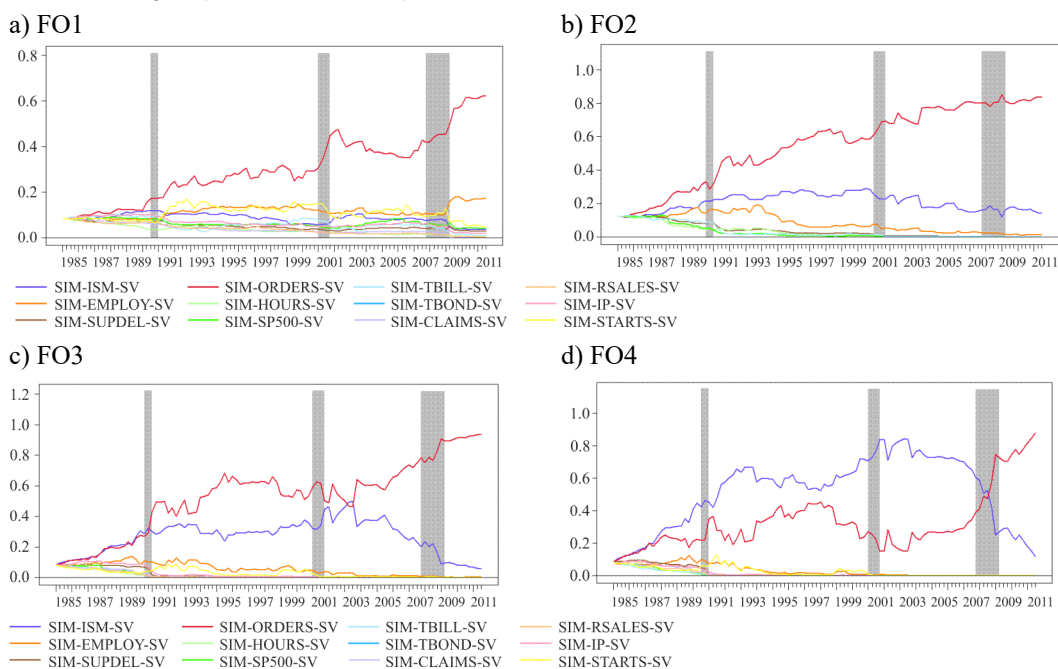
C.5. attēls

Blīvuma prognožu precizitāte (SIM modeļu blīvuma prognožu kombinācijas)



C.6. attēls

Blīvuma prognožu kombinācijas (rekursīvie svāri)



D. Stohastiskā svārstīguma ietekme uz prognožu precizitāti

D.1. Punkta prognozes

Šajā apakšnodaļā īsumā aplūkota ietekme, ko rada stohastiskā svārstīguma ieviešana modeļos, kura Pielikumā vērtēta pēc punkta prognožu precizitātes. Katram modelim ar stohastisko un nemainīgo svārstīgumu aprēķinātas relatīvās RMSFE (sk. D.1. tabulu). Kopumā nav konstatēti sistemātiski pierādījumi tam, ka stohastiskā svārstīguma pievienošana uzlabo punkta prognožu precizitāti. Interesanti, ka šis secinājums attiecas gan uz visu prognožu novērtēšanas izlasi, gan abiem izaugsmes un lejupslīdes apakšperiodiem. Lielākajā daļā gadījumu ietekmes lielums ir tikai pāris procentu punktu abos virzienos atkarībā no modeļa veida un prognozes brīža. Šis secinājums atbilst A. Karjero, T. E. Klārka un M. Marčellino (2) pētījuma 2. tabulā

(849. lpp.) iekļautajiem rezultātiem. Tajā arī salīdzināta modeļu ar nemainīgu un stohastisko svārstīgumu prognozēšanas precizitāte visai prognožu novērtēšanas izlasei.

D.1. tabula

Stohastiskā svārstīguma ietekme uz punkta prognožu precizitāti

	FO1	FO2	FO3	FO4	FO1	FO2	FO3	FO4	FO1	FO2	FO3	FO4
	Pilna izlase				Izaugsmes izlase				Lejupslīdes izlase			
AR(2)	0.010	0.002	0.005	0.003	0.015	0.011	0.015	0.008	0.004	-0.010	-0.009	-0.004
RW	0.009	0.003	0.017	0.001	0.003	-0.006	0.011	-0.005	0.015	0.010	0.022	0.007
SIM-ISM	0.008	0.010	0.007	-0.001	0.007	0.011	-0.005	-0.005	0.008	0.010	0.031	0.009
SIM-EMPLOY	0.008	0.009	0.008	0.010	0.007	0.001	-0.001	0.006	0.008	0.022	0.027	0.023
SIM-SUPDEL	0.008	0.005	-0.009	-0.001	0.013	0.005	-0.002	0.006	0.002	0.005	-0.018	-0.010
SIM-ORDERS	0.008	0.009	0.019	0.010	0.017	0.002	0.002	-0.008	-0.004	0.019	0.057	0.063
SIM-HOURS	-0.008	-0.003	-0.004	-0.013	-0.006	-0.001	-0.002	-0.013	-0.011	-0.006	-0.008	-0.014
SIM-SP500	0.001	0.006	0.018	0.008	0.003	0.011	0.014	0.013	-0.001	0.000	0.024	0.001
SIM-TBILL	-0.017	-0.028	-0.019	-0.024	0.026	0.010	0.021	0.014	-0.054	-0.068	-0.063	-0.066
SIM-TBOND	-0.015	-0.011	-0.010	-0.013	0.019	0.023	0.029	0.022	-0.045	-0.049	-0.057	-0.056
SIM-CLAIMS	0.004		0.005	0.000	0.011		0.007	0.011	-0.003		0.001	-0.020
SIM-RSALES	0.001		-0.004	0.002	0.014		0.001	0.003	-0.013		-0.010	0.002
SIM-IP	0.002		0.005	0.006	0.010		0.009	0.007	-0.006		-0.001	0.005
SIM-STARTS	0.007		-0.012	-0.039	-0.016		-0.039	-0.076	0.036		0.057	0.092
CPF-EW	0.004	0.004	0.010	0.009	0.015	0.015	0.014	0.013	-0.007	-0.010	0.003	0.003
CPF-RW100	0.004	0.005	0.011	0.010	0.015	0.015	0.014	0.012	-0.007	-0.008	0.007	0.008
CPF-RW090	0.005	0.006	0.013	0.012	0.015	0.015	0.013	0.010	-0.005	-0.007	0.013	0.016
CPF-RW030	0.005	0.006	0.017	0.020	0.013	0.012	0.011	0.009	-0.002	-0.003	0.026	0.042

Tabulā iekļautas RRMSFE vērtības, kas aprēķinātas katram modelim ar stohastisko un nemainīgo svārstīgumu. * RRMSFE_{-SV} iekļautais simbols • apzīmē attiecīgā modeļa nosaukumu.

D.2. Blīvuma prognozes

D.1. apakšnodaļā minēts secinājums, ka stohastiskā svārstīguma pievienošana prognozēšanas modeļiem nerada nekādu sistemātisku ietekmi uz punkta prognožu precizitāti. Šajā apakšnodaļā aplūkots tas pats jautājums attiecībā uz blīvuma prognozēm. Kā jau minēts, šis jautājums tiek risināts, attiecinot to uz pilnu izlasi un tās izaugsmes un lejupslīdes apakšizlasēm.

D.2. tabula

Stohastiskā svārstīguma ietekme uz blīvuma prognožu precizitāti

	FO1	FO2	FO3	FO4	FO1	FO2	FO3	FO4	FO1	FO2	FO3	FO4
	Pilna izlase				Izaugsmes izlase				Lejupslīdes izlase			
AR(2)	-0.212	-0.245	-0.249	-0.231	-0.297	-0.311	-0.309	-0.300	0.356	0.199	0.154	0.227
RW	-0.182	-0.212	-0.228	-0.231	-0.293	-0.300	-0.299	-0.299	0.556	0.375	0.240	0.225
SIM-ISM	-0.193	-0.231	-0.238	-0.244	-0.285	-0.292	-0.286	-0.283	0.418	0.175	0.077	0.013
SIM-EMPLOY	-0.211	-0.200	-0.211	-0.206	-0.294	-0.267	-0.264	-0.239	0.335	0.250	0.142	0.012
SIM-SUPDEL	-0.209	-0.244	-0.255	-0.241	-0.292	-0.316	-0.323	-0.310	0.343	0.235	0.199	0.214
SIM-ORDERS	-0.205	-0.227	-0.210	-0.209	-0.290	-0.292	-0.260	-0.247	0.353	0.204	0.120	0.041
SIM-HOURS	-0.202	-0.244	-0.250	-0.262	-0.297	-0.315	-0.318	-0.319	0.425	0.225	0.197	0.120
SIM-SP500	-0.211	-0.226	-0.251	-0.243	-0.303	-0.306	-0.317	-0.309	0.397	0.306	0.188	0.199
SIM-TBILL	-0.202	-0.242	-0.230	-0.253	-0.281	-0.308	-0.295	-0.303	0.322	0.193	0.203	0.082
SIM-TBOND	-0.209	-0.245	-0.246	-0.244	-0.293	-0.309	-0.313	-0.310	0.349	0.183	0.198	0.189
SIM-CLAIMS	-0.187		-0.246	-0.263	-0.287		-0.315	-0.314	0.482		0.209	0.079
SIM-RSALES	-0.194		-0.238	-0.243	-0.287		-0.314	-0.313	0.423		0.263	0.216
SIM-IP	-0.194		-0.224	-0.205	-0.290		-0.273	-0.255	0.445		0.102	0.126
SIM-STARTS	-0.190		-0.234	-0.222	-0.292		-0.290	-0.277	0.486		0.142	0.139
CDF-EW	-0.199	-0.230	-0.238	-0.245	-0.289	-0.300	-0.299	-0.296	0.397	0.235	0.168	0.097
CDF-RW	-0.200	-0.219	-0.206	-0.206	-0.287	-0.286	-0.260	-0.248	0.379	0.231	0.147	0.070

Tabulā iekļautas ALSD vērtības, kas aprēķinātas katram modelim ar stohastisko un nemainīgo svārstīgumu. * ALSD_{-SV} iekļautais simbols • apzīmē attiecīgā modeļa nosaukumu.

Stohastiskā svārstīguma ietekmi uz blīvuma prognožu precizitāti sk. D.2. tabulā. Tabulā redzami ieraksti ir ALS atšķirības starp modeļiem ar stohastisko un nemainīgo svārstīgumu reziduālajā kļūdas locekli. Negatīvi ieraksti nozīmē, ka modeļu ar stohastisko svārstīgumu blīvuma prognožu precizitāte vidēji ir augstāka, bet pozitīvi ieraksti liecina par pretējo. Tabulā parādīts, ka attiecībā uz pilnu izlasi un ekspansijas periodiem modeļi ar stohastisko svārstīgumu rada zemākus ALS nekā modeļi ar nemainīgu svārstīgumu. Šis secinājums atbilst A. Karjero, T. E. Klārka un M. Marčellino (2) pētījuma rezultātiem. Tomēr recesijas laikā situācija atšķiras. Etalonmodeļiem, SIM un SIM kombinācijām visos prognozes brīžos (FO1–FO4) ir pozitīvi ieraksti. Tie norāda, ka recesijas laikā modeļi ar stohastisko svārstīgumu vidēji veidoja neprecīzākas blīvuma prognozes.

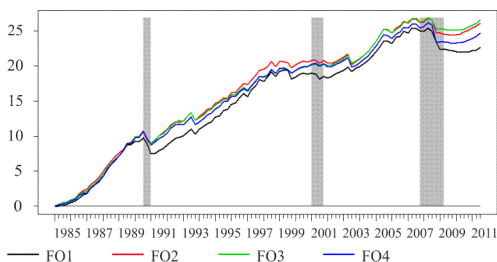
Meklējot iemeslu šim sākotnēji pārsteidzošajam rezultātam, noderīgi aplūkot modeļu ar stohastisko un nemainīgo svārstīgumu CSLSD diagrammas. Etalonmodeļa AR(2) CSLSD diagrammas atspoguļotas D.1. attēlā. Kopumā augšupvērstās CSLSD liecina, ka modeļa ar stohastisko svārstīgumu blīvuma prognožu precizitāte salīdzinājumā ar modeļa ar nemainīgu svārstīgumu blīvuma prognožu precizitāti vairāk vai mazāk nemitīgi palielinās. Tomēr vairāki vērojumi liecina, ka modeļi ar nemainīgu svārstīgumu veido precīzākas blīvuma prognozes. Konkrētāk, šie vērojumi attiecas uz recesijas periodu 20. gs. 90. gadu sākumā un Lielo recesiju.

Šis secinājums pastiprina pamattekstā minēto vērojumu par modeļu ar daudziem rādītājiem blīvuma prognozēm. Recesijas laikā, kad prognozētā mainīgā rezultāti atrodas tālāk mainīgo sadalījuma astēs, biežākas modeļu ar nemainīgu svārstīguma astes var labāk atspoguļot uz tagadni vērsto prognožu nenoteiktību. Šis vērojums vislabāk redzams un izskaidrojams, salīdzinot konkurējošo modeļu relatīvo

prognozētspēju, izmantojot rekursīvo prognožu novērtēšanas metriku. Kā liecina A. Karjero, T. E. Klārka un M. Marčellīno (2) pētījums, paļaujoties uz rādītājiem, kuri balstīti uz visai prognožu novērtēšanas izlasei aprēķinātajiem vidējiem rādītājiem, pētnieks, visticamāk, nepamanīs tieši šo secinājumu.

D.1. attēls

Stohastiskā svārstīguma ietekme uz blīvuma prognožu precizitāti ($CSLSD_{AR(2)-SV/AR(2)}$)



Kopsavilkums

Pielikumā iekļautie rezultāti apstiprina pamattekstā minētos secinājumus. Punkta un blīvuma prognožu precizitātes absolūto un relatīvo rādītāju asimetrija visos ekonomiskās attīstības cikla posmos šiem aplūkotajiem papildu modeļiem ir viegli nosakāma. Šā pētījuma rezultāti liecina, ka A. Karjero, T. E. Klārka un M. Marčellīno (2) izmantotā datu apvienošanas pieeja salīdzinājumā ar Dž. L. Maci, Dž. Mičela un G. Montanas (20) modeļu apvienošanas pieeju recesijas laikā ļauj iegūt precīzākas punkta un blīvuma prognozes. Ekspansijas periodos šo pieeju izmantošanas rezultāti ir vairāk vai mazāk līdzīgi. Stohastiskā svārstīguma ietekme uz punkta prognožu precizitāti ir nesistemātiska un samērā neliela. Tomēr stohastiskā svārstīguma ietekme uz blīvuma prognozēm ekspansijas periodos ir pozitīva, bet recesijas laikā – negatīva, t.i., modeļu ar nemainīgu svārstīgumu blīvuma prognozes ir precīzākas nekā modeļu ar stohastisko svārstīgumu blīvuma prognozes.

LITERATŪRA

1. CARRIERO, Andrea, CLARK, Todd E., MARCELLINO, Massimiliano. *Real-Time Nowcasting with a Bayesian Mixed Frequency Model with Stochastic Volatility*. CEPR Discussion Paper, No. 9312, 2013. 38 p.
2. CARRIERO, Andrea, CLARK, Todd E., MARCELLINO, Massimiliano. Realtime Nowcasting with a Bayesian Mixed Frequency Model with Stochastic Volatility. *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (Statistics in Society)*, vol. 178, issue 4, October 2015, pp. 837–862.
3. CHAN, Joshua C. C. The Stochastic Volatility in Mean Model with Time-Varying Parameters: An Application to Inflation Modeling. *Journal of Business & Economic Statistics*, vol. 35, issue 1, 2017, pp. 17–28.
4. CHAUVET, Marcelle, POTTER, Simon. Forecasting Output. **No:** Elliott, Graham, Granger, Clive, Timmermann, Allan (ed.), *Handbook of Economic Forecasting*, vol. 2, Chapter 3, 2013, pp. 141–194.
5. CLARK, Todd E. Real-Time Density Forecasts from Bayesian Vector Autoregressions with Stochastic Volatility. *Journal of Business & Economic Statistics*, vol. 29, issue 3, 2011, pp. 327–341.
6. CROUSHORE, Dean, STARK, Tom. A Real-Time Data Set for Macroeconomists. *Journal of Econometrics*, November 2001, vol. 105, issue 1, 2001, pp. 111–130.
7. CROUSHORE, Dean, STARK, Tom. A Real-Time Data Set for Macroeconomists: Does the Data Vintage Matter? *The Review of Economics and Statistics*, vol. 85, issue 3, August 2003, pp. 605–617.
8. EDGE, Rochelle M., KILEY, Michael T., LAFORTE, Jean-Philippe. A Comparison of Forecast Performance between Federal Reserve Staff Forecasts, Simple Reduced-Form Models, and a DSGE Model. *Journal of Applied Econometrics*, vol. 25, No. 4, June–July 2010, pp. 720–754.
9. FORONI, Claudia, MARCELLINO, Massimiliano. *A Survey of Econometric Methods for Mixed-Frequency Data*. Norges Bank Working Paper, No. 2013/06. 42 p.
10. FORONI, Claudia, MARCELLINO, Massimiliano, SCHUMACHER, Christian. Unrestricted Mixed Data Sampling (MIDAS): MIDAS Regressions with Unrestricted Lag Polynomials. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (Statistics in Society)*, vol. 178, issue 1, 2015, pp. 57–82.
11. GEWEKE, John, AMISANO, Gianni. Comparing and Evaluating Bayesian Predictive Distributions of Asset Returns. *International Journal of Forecasting*, vol. 26, issue 2, 2010, pp. 216–230.
12. GHYSELS, Eric, SANTA-CLARA, Pedro, VALKANOV, Rossen. *The MIDAS Touch: Mixed Data Sampling Regression Models*. CIRANO Working Papers, May 2004, No. 2004s-20. 36 p.
13. GHYSELS, Eric, SINKO, Arthur, VALKANOV, Rossen. MIDAS Regressions: Further Results and New Directions. *Econometric Reviews*, vol. 26, issue 1, February 2007, pp. 53–90.

14. GIANNONE, Domenico, MONTI, Francesca, REICHLIN, Lucrezia. Exploiting the Monthly Data Flow in Structural Forecasting. *Journal of Monetary Economics*, vol. 84, issue C, 2016, pp. 201–215.
15. GNEITING, Tilmann, KATZFUSS, Matthias. Probabilistic Forecasting. *Annual Review of Statistics and Its Application*, vol. 1, 2014, pp. 125–151.
16. GUÉRIN, Pierre, MARCELLINO, Massimiliano. Markov-Switching MIDAS Models. *Journal of Business & Economic Statistics*, vol. 31, issue 1, 2013, pp. 45–56.
17. KIM, Hyun Hak, SWANSON, Norman R. Mining Big Data Using Parsimonious Factor, Machine Learning, Variable Selection and Shrinkage Methods. *International Journal of Forecasting*, vol. 34, issue 2, 2018, pp. 339–354.
18. MARCELLINO, Massimiliano, PORQUEDDU, Mario, VENDITTI, Fabrizio. Short-Term GDP Forecasting with a Mixed-Frequency Dynamic Factor Model with Stochastic Volatility. *Journal of Business & Economic Statistics*, vol. 34, issue 1, January 2016, pp. 118–127.
19. MARCELLINO, Massimiliano, SCHUMACHER, Christian. Factor MIDAS for Nowcasting and Forecasting with Ragged-Edge Data: A Model Comparison for German GDP. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, vol. 72, issue 4, August 2010, pp. 518–550.
20. MAZZI, Gian Luigi, MITCHELL, James, MONTANA, Gaetana. Density Nowcasts and Model Combination: Nowcasting Euro-Area GDP Growth over the 2008–09 Recession. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, Department of Economics, University of Oxford, vol. 76, issue 2, 2014, pp. 233–256.
21. McCracken, Michael W., OWYANG, Michael T., SEKHPOSYAN, Tatevik. *Real-Time Forecasting with a Large, Mixed Frequency, Bayesian VAR*. Working Paper No. 2015-030A, Federal Reserve Bank of St. Louis, October 2015. 34 p.
22. MIKOSCH, Heiner F., NEUWIRTH, Stefan Gerald. *Real-Time Forecasting with a MIDAS VAR*. KOF Working Papers, No. 15-377, KOF Swiss Economic Institute, ETH Zurich, 2015. 33 p.
23. SCHORFHEIDE, Frank, SONG, Dongho. Real-Time Forecasting with a Mixed-Frequency VAR. *Journal of Business & Economic Statistics*, vol. 33, issue 3, 2015, pp. 366–380.
24. SILIVERSTOV, Boriss. Short-term Forecasting with Mixed-Frequency Data: A MIDASSO Approach. *Applied Economics*, vol. 49, issue 13, 2017, pp. 1326–1343.
25. WELCH, Ivo, GOYAL, Amit. A Comprehensive Look at the Empirical Performance of Equity Premium Prediction. *The Review of Financial Studies*, vol. 21, issue 4, 2008, pp. 1455–1508.
26. ZHANG, Bo, CHAN, Joshua, C. C., CROSS, Jamie L. *Stochastic Volatility Models with ARMA Innovations: An Application to G7 Inflation Forecasts*. CAMA Working Paper No. 32/2018, June 2018. 32 p.