



НАЦИОНАЛЬНЫЙ БАНК КАЗАХСТАНА

ИНФЛЯЦИЯНЫ БОЛЖАУДЫҢ СЕЛЕКТИВТІК-БІРІКТІРІЛГЕН ЖҮЙЕСІ (SSCIF):

құрылымдық проблемалар
жағдайында тұтынушылық бағаның
серпінін болжаудың тиімді
техникасын таңдау (Қазақстанның
үлгісінде)

Зерттеулер және статистика департаменті
Экономикалық зерттеу №2017-9

Төлеуов Олжас

Қазақстан Республикасы Ұлттық Банкінің (бұдан әрі – ҚРҰБ) экономикалық зерттеулері мен талдама жазбалары ҚРҰБ зерттеулерінің, сондай-ақ ҚРҰБ қызметкерлерінің басқа ғылыми-зерттеу жұмыстарының нәтижелерін тарату үшін арналған. Экономикалық зерттеулер пікірлесуді ынталандыру үшін таратылады. Құжатта айтылған пікірлер автордың жеке позициясын білдіреді және ҚРҰБ-тың ресми ұстанымымен сәйкес келмеуі мүмкін.

Инфляцияны болжаудың селективтік-біріктірілген жүйесі (SSCIF): құрылымдық проблемалар жағдайында тұтынушылық бағалардың серпінін болжаудың тиімді техникасын таңдау (Қазақстанның үлгісінде)

2017 жылғы қаңтар

NBRK – WP – 2017 – 9

© Қазақстан Республикасының Ұлттық Банкі

Ұсынылған материалдарды кез келген қолдану автордың келісімімен ғана рұқсат етіледі.

Инфляцияны болжаудың селективтік-біріктірілген жүйесі (SSCIF): құрылымдық проблемалар жағдайында тұтынушылық бағалардың серпінін болжаудың тиімді техникасын таңдау (Қазақстанның үлгісінде)

Төлеуов Олжас¹

Аннотация

Модельдеу практикасы көрсеткендей, басқалармен салыстырғанда барынша дәл келетін бір модельді пайдалануға негізделген инфляцияны болжаудағы дәстүрлі тәсілді пайдалану экономикалық процестерде құрылымдық өзгерістер мен проблемалық жағдайлар болуына қарай тәуелді айнаымалының нақты және робастық болжамын алудың барлық талаптарына әр кезде жауап бермейді. Bates және Granger алғашқы рет 1969 жылы ұсынған **болжамды біріктіру** тәсілі инфляцияны болжаудың сапасы мен дәлдігі бойынша басқа әдістерден артық болатын тәсілдердің бірі болып табылады.

Осы жұмыста автор Қазақстан инфляциясы деректерінің үлгісінде **селективтік біріктірілген болжауды** дамыту арқылы біріктірілген болжаудың «классикалық» болған техникасын ұсынады. Мәселен, Қазақстан Ұлттық Банкі осы техниканы іске асырудың тәжірибелік нысаны ретінде инфляцияны селективтік-біріктірілген болжау жүйесін немесе SSCIF – the System of Combined Inflation Forecast қолданады.

Осылайша, бұл жұмыста Қазақстан инфляциясының үлгісінде селективтік-біріктірілген болжау жүйесін тұрғызудың техникалық аспекті сипатталған және ашылған, SSCIF модельдерінің кластары жан-жақты қаралған, сондай-ақ әрбір SSCIF тәсілі және түгелдей жүйе бойынша 9 айға дейінгі кезеңге іріктеуден тыс инфляция болжамының эмпирикалық бағасы мен дәлдігін салыстыру ұсынылған (out-of-sample).

Негізгі сөздер: *инфляцияны болжау, біріктірілген болжам, селективтік-біріктірілген болжам, макроэкономикалық көрсеткіштер.*

JEL сыныптауы: C32; C53; E31.

¹ Төлеуов Олжас – Қазақстан Республикасы Ұлттық Банкі, Зерттеулер және статистика департаменті, Макроэкономикалық болжау және мониторинг басқармасының бас маман-талдаушысы
E-mail: Olzhas.Tuleuov@nationalbank.kz

Мазмұны

Кіріспе.....	3
Әдебиетке шолу.....	6
Зерттеу әдістемесі және бастапқы деректер.....	11
Алынған нәтижелерді талқылау.....	23
Қортынды.....	24
Әдебиет тізімі	26
Қосымша	

1. Кіріспе

Инфляцияны болжаудың және жалпы алғанда эконометрикалық контекстте макроэкономикалық көрсеткіштердің уақыт қатарының моделін тұрғызу дәстүрлі түрде регрессиялардың түрлі модельдік кластары мен жиынтықтарын бағалауға келеді, ол тәуелді айнымалыны болжау міндетін шешуге мүмкіндік береді. Бұл ретте дәстүрлі экономикалық тәсілдерге сәйкес нақты байқауларды таңдаудың тесттік учаскесінде есептелген болжамдарының дәл келуінің түрлі көрсеткіштерінің негізінде бағаланған модельдердің барлық жиынтығынан «чемпион-модель» деп аталатын таңдалады. Осы жалғыз модель болжау жағынан барынша тиімді болып талады деп көзделеді, себебі осы модельге оқыту кезінде есептелмеген нақты байқауларды таңдаудың тестілік учаскесінде оның болжаудағы қатесі ең төмен болған.

Модельдеу практикасы көрсеткендей, осы дәстүрлі тәсілді қолдану тәуелді макроэкономикалық айнымалының дәлме-дәл және робастық болжамын алудың барлық талаптарына әр кезде жауап бермейді. Бұл көптеген макроэкономикалық көрсеткіштердің, атап айтқанда инфляцияның тарихи байқаулары таңдалған чемпион-модельге енгізілген предикторлардың нақты жиынтығынан нақты көрсетілген және тән келетін тәуелдікті қамтымайтын экономикалық процестерді көрсетуі мүмкін. Басқаша айтқанда, экономикалық процестерде құрылымдық өзгерістермен және проблемалық жағдайлардың болуы тарихи кезеңде барынша дәл сипатталуы мүмкін болатын және барлық статикалық өлшемдерге сәйкес келетін нысаналы көрсеткіштің түсіндіретін көрсеткіштердің белгілі жиынтығынан тәуелділігі дәрежесін саны бойынша бағалау таңдаудан тыс болжау келешегі аралығында анықталған байланыстың дәрежесі сақталатынына кепілдік бермейтінін көрсетеді (out-of-sample forecast). Предикторлардың шектелген жиынтығы және бір чемпион-модельдің негізінде макроэкономикалық айнымалыларды болжаудың тиімділігі аз болуында қосымша проблема бар, себебі нысаналы макроэкономикалық көрсеткіштің өзі басқа аздап біріктірілген құрауыштардың бірігу нәтижесі болып табылады. Мәселен, ортақ біріктірілген көрсеткіш моделіндегі сияқты предикторлардың осындай жиынтығынан жеке функциялардың негізінде барынша біріктірілмеген құрауыштардың жекелеген болжамдары барынша дәл болуы мүмкін.

Осылайша, бұл жағдайда модельдеу кезінде барлық зерттелетін және болжанатын процесті барынша, жан-жақты және нақты сипаттауға мүмкіндік беретін ақпараттың үлкен жиынтығын пайдалану қажеттілігі туындайды. Алайда бұл ретте бір чемпион-модельде барлық бағалау техникаларын және зерттелетін экономикалық процесті, атап айтқанда, инфляцияны барынша сипаттауға мүмкіндік беретін предикторлардың барынша кеңейтілген жиынтығын үйлестіруге болмайтынына байланысты проблема туындайды. Техникалық жағынан бұл проблема мынаны білдіреді:

- байқаулардың саны өзгермеу кезінде предикторлардың саны ұлғаюы аясында бағаланатын модельдің еріктілік дәрежесі төмендейді, сондай-ақ түсіндіретін айнымалылар арасында елеулі мультиколлинеарлық пайда болады;

- бір болжамдық теңдестікте түрлі модельдік тәсілдердің көптігі үйлесуі салдарынан түсіндіретін айнымалылар кезінде коэффициенттердің алынған сандық бағаларының экономикалық дұрыс және интуитивтік логикалық себеп-салдарлық байланыстардан бұрмалануы және бірталай ауытқуы байқалатын болады.

Модельдерді біріктіру әдісі немесе болжауларды біріктіру әдісі осы проблеманы шешуге мүмкіндігі бар тәсілдердің бірі болып табылады.

Болжамдарды біріктіру әдісі уақыт қатарлары сияқты түйісетін деректерді де болжау міндеттерін шешу үшін пайдаланылады. Осы әдістің мәні нысаналы көрсеткішті болжау үшін ортақ жиынтықтан тандалған жалғыз чемпион-модельді емес бағалау мақсатына сай келетін модельдік тәсілдердің барлық барынша кең жиынтығын қолдануда. Бұл ретте нысаналы көрсеткіштің қорытынды болжамын алу үшін қолда бар модельдің әрқайсысы бойынша болжамдар нақты іріктеудің тестілік кезеңінде әр модельдің дәлдігіне қарай есептелген өлшемдер негізінде сараланады. Бұл кездейсоқ қатені елеулі түрде әртараптандырады, сондай-ақ барынша аз зиянмен және техникалық шығындармен модельдеу процесінде ақпараттың кең ауқымын есепке алуға мүмкіндік береді. Өз кезегінде, макроэкономикалық болжау бөлігінде, осындай тәсілді іске асыру ортақ біріктірілген макрокөрсеткіштің біржақты уақыт қатарын болжаудан нысаналы тәуекелді көрсеткіштің біріктірілмеген құрауышы болып табылатын көп жақты уақыт қатарын модельдеуге және болжауға өтуге мүмкіндік береді. Бұл ретте біріктірілмеген құрауыштардың предикторлардың өзгермейтін жиынтығына әсері бірыңғай тәуелді біріктірілген көрсеткіші бар жағдайында болғанмен салыстырғанда маңызды және сапалы болады. Сонымен қоса, болжамдарды біріктіру әдісі предикторлар жиынтығын бір-біріне тәуелді емес модельдерге енгізіп оларды ұлғайтуға мүмкіндік береді, ол еркіндік және мультиколлинеарлық дәрежесі төмендеу проблемасын болдырмауға мүмкіндік береді.

Қазіргі кезде деректер ғылымында «ансамбльдік оқыту» (ensemble learning) деп аталатын модельдерді біріктіру әдісі деректердің көп ауқымын машина арқылы сараптау (Big Data) кезінде кеңінен пайдаланылады, онда бустинг (boosting), бэггинг (bagging), кездейсоқ ормандар (random forest), көп өлшемді регрессиялардың тарихы (multivariate regression trees) және басқа барынша дәстүрлі әдістер сияқты сараптау тәсілдері байланыстырылған. Big Data модельдерді біріктіру алгоритмін дамыту бұл модельдерін ансамблін тұрғызу болжау сапасы бойынша басқа әдістерден асып түскенін көрсетті, осылайша машиналық сараптаудың керемет әдісі болды (Шитиков, Мاستицкий, 2017).

Макроэкономикалық көрсеткіштерді болжау жағдайында деректер ғылымына ұқсас модельдерді біріктіру әдісі де классикалық және байес эконометрикасына барынша тән келетін түрлі өлшемдік және өлшемдікке жатпайтын тәсілдерді байланыстыру арқылы іске асады, олардың негізінде big data-ға қарағанда байқаудың шектелген саны бар уақыт қатарлары талданады және моделі жасалады. Бұл ретте моделін жасауға арналған негізгі тәсілдер ретінде көптеген желілік және желілік емес факторлық регрессиялар, өзгермелі орташа мәні бар авторегрессиялық интеграленген модельдер, векторлық авторегрессиялардың және қателерді түзету моделінің әр түрі, бөлінген лагтары бар авторегрессиялық модельдер, байқалмайтын құрауыштың және жай-күй ауқымының моделі, кездейсоқ шолу моделі және басқалары болады. Атап айтқанда, макроэкономикалық деректерге қатысты, біріктірілген модель әдісі қазіргі кезде инфляциялық процестерді болжауда кеңінен пайдаланылады.

Болжамдарды біріктіру әдісін таза эконометрикалық іске асыруға қатысты машиналық сараптау элементтері алгоритмдерді құру үшін пайдаланылады, алгоритмдер әрбір модельдік техниканың нысаналы айнымалының түпкілікті болжамына жалпы әсер етуіндегі үлесін дербес есептеуге, сондай-ақ осы үлестерді ескере отырып бүкіл модель бойынша болжамдық нәтижелерді дербес және автоматты түрде бір жалпы болжамға келтіруге мүмкіндік береді.

Зерттеу барысында автордың болжамдарды «классикалық» біріктіру әдісінің болжам кеңестігінде бастапқы болжауға жақын орналасқан, сараланған қорытынды болжамдардың дәлдігі мен робастілігінің төмендеуімен байланысты белгілі бір кемшіліктері бар екенін анықтағанын атап өту керек. Мәселен, егер осы әдіс бойынша k ай алға (кезеңдердің) болжамдарының комбинациясын жасайтын болсақ, онда анағұрлым «алыс» болжамдар «жақын» болжамдарға қарағанда дәлірек болады. Осындай айырмашылықтардың себептерін автор тест жүргізілетін уақыт кезеңіндегі комбинациялық үлестері есептеу үшін әрбір модельдің бүкіл тест жүргізілетін кезеңдегі орташа дәлдігі ескеріледі (мысалы, орташа алғанда соңғы k айда). Осы жұмыс шеңберінде осындай үлестер шартты түрде «стационарлық біріктірілген үлестер» деп аталады. Автор осының орнына әрбір модельдің дәлдігін **селективті түрде** айқындауды және бүкіл тест өткізу кезеңі шеңберінде жекелеген уақыт кезеңдері үшін олардың комбинациялық үлестерін есептеуді ұсынады (мысалы, соңғы айдағы, соңғы 2 айдағы, соңғы 3 айдағы, ..., соңғы k айдағы). Осы үлестерді, өз кезегінде, автор «рекурсивтік комбинациялық үлестер» деп атайды. Бұл ретте айнымалыға тәуекелді серпінің қысқа мерзімді болжамының ұсынылып отырған тәсілін автор **селективтік комбинациялық болжамдар** деп атады.

Осы техниканы ойдағыдай іске асыру мысалдарының бірі инфляцияны селективтік комбинациялық болжау жүйесі немесе Қазақстан Ұлттық Банкі (бұдан әрі – ҚҰБ) қолданатын SSCIF – the System of Selective Combined Inflation Forecast болып табылады. Мәселен, ҚҰБ 2015 жылғы тамызда өткен

инфляциялық таргеттеу саясатын іске асыру жағдайында бірінші дәрежелері рөлдердің бірін инфляцияны модельдеу, сондай-ақ модельдік техникалардың деректері негізінде алынған болжамдардың дәлдігі атқарады. Осыған байланысты, SSCIF-ті ҚҰБ 2016 жылғы қазаннан бастап Қазақстандағы инфляциялық процестерді қысқа мерзімді болжаудың негізгі құралы ретінде пайдаланады. Осы жүйе инфляцияны болжаудың ҚҰБ инфляциялық таргеттеу режиміне өткен сәттен басқа әзірлеген және қолданған алдыңғы көптеген модельдік техникалары эволюциясының нәтижесі болды. Қазіргі кезде SSCIF модельдердің 4 сыныбын (желілік трендпен авторегрессия, кездейсоқ адасу, көптеген желілік факторлық регрессия және байес векторлық авторегрессия), 78 айнымалыны және 200 теңдеуді қамтиды. Сондай-ақ SSCIF ҚҰБ ақша-кредит саясаты жөнінде шешім қабылдауы үшін талдау және болжау жүйесіне² интеграцияланды және инфляцияны қысқа мерзімді болжау блогында болжамдық раунд жүргізу кезеңінде және болжамаралық кезендерде қолданылады. SSCIF маңызды артықшылықтарының бірі мұнай бағасы, теңгенің номиналдық айырбастау бағамы, ақша массасының көлемі және басқалар сияқты әртүрлі экзогендік факторлар серпінінің болжамдары негізінде инфляцияның сценарийлік болжамдарын құру мүмкіндігі бола табылады.

Осылайша, осы жұмыста Қазақстандағы инфляцияны селективтік біріктірілген болжау жүйесін (SSCIF) құрудың техникалық аспектілерін сипатталды және ашылды, SSCIF модельдерінің сыныптары жан-жақты қаралды, сондай-ақ SSCIF әрбір тәсілі бойынша бөлек және бүкіл жүйе бойынша 9 айға дейінгі кезеңдегі инфляцияның іріктеудің тыс болжамдарының дәлдігін бағалау және салыстыру ұсынылды.

Жұмыстың одан кейінгі құрылымы әдебиетке шолумен, SSCIF құру және қолдану әдіснамасын қараумен, SSCIF модельдерін бағалау кезінде қолданылатын дерек көздерін сипаттаумен, инфляцияны іріктеуден тыс болжау нәтижелерін талқылаумен, қорытындымен және пайдаланылған дереккөздердің тізімімен ұсынылды.

2. Әдебиетке шолу

Болжамдарды біріктіруді зерделеу мен талдауға арналған алғашқы ғылыми тәсілді Bates пен Granger 1969 жылғы жұмыста ұсынды, онда ғылымдар болжамдардың екі бөлек жиынтығы бір жиынтық болжамға біріктіру мүмкіндігін көрсетті. Бұл ретте болжамдар үшін нысаналы көрсеткіш ретінде жолаушы әуе тасымалдаулары бойынша деректер пайдаланылды. Болжамдарды алудың бастапқы әдістері ретінде Бокса-Дженкинстің әдіснамасы және Браунның экспоненциалдық реттеуі қолданылды. Болжаудың осы тәсілдерінің үлесін айқындау үшін авторлар бастапқы болжамдардың әрқайсысының өткен қателерін пайдалануды

² FPAS – forecast and policy analysis system

бірінші болып ұсынды, одан кейін есептелген үлестер біріктірілген болжамды жасау үшін қолданылды. Bates және Granger негізгі қорытындылары біріктірілген болжамның бастапқы бөлек болжамдардың әрқайсысына қарағанда, неғұрлым төмен орташа квадратты қатесінің болуы мүмкін екені болып табылады. Қарапайымдылығына қарамастан, осы жұмыс біріктірілген болжам дәлдігінің бастапқы бөлек болжамдардан артықшылығының ғылыми түрде негізделген сипаты тұрғысынан алғанда бағалы болып табылады. Бұдан басқа, жұмыста болжаудың әртүрлі екі тәсілін салыстыру берілген – Бокса-Дженкинс әдіснамасы негізінде өлшемдік болжау және Браунның экспоненциалдық реттеуіне сәйкес өлшемдік емес болжау. Сонымен қатар, авторлар болжамдар комбинациясын қолданудың тағы да бір артықшылығын көрсетеді. Осы артықшылықты бастапқы болжамдардың біріне енгізілуі және айқындалуы мүмкін айнымалылар мен ақпараттың әртүрлі байланыс нысандарының бір қорытынды болжамында ескеру және үйлестіру мүмкіндігі ретінде айқындауға болады. Авторлар біріктіру кезінде үлестерді есептеу үшін бастапқы болжамдардың өткен қатесін бағалау әдісін дұрыс таңдаудың сондай-ақ қорытынды жиынтық болжамның дәлдігіне әсер етуін көрсетті. Нәтижесінде Bates пен Granger ұсынған біріктіру тәсілі **онтайлы саралау әдісі** деп атала басталды.

Болжамдарды біріктіру әдісін зерделеуде Granger мен Ramanathan зерттеуі (1984) маңызды орын алады. Авторлар өз жұмысында шошқа етінің тоқсандық бағасын болжау мысалында жасалған, біріктіру әдісімен алынған болжамдардың дәлдігі мен сапасын жақсартудың бірнеше тәсілін ұсынады. Басқа да ұсынылған тәсілдердің арасында біріктірілген болжамдардың дәлдігін арттырудың алдыңғы қатардағы және озық идеясы ретінде барынша аз квадраттардың шектелмеген әдісіне (unrestricted least square) негізделген бастапқы болжамдық техникалар комбинациясының үлесін айқындаудың регрессиялық тәсілі көрсетіледі. Бұл ретте осы регрессияда тәуелді айнымалы ретінде белгілі бір уақыт кезеңіндегі болжанатын көрсеткіштің нақты деректері пайдаланылады, түсіндіретін факторлардың рөлін осы көрсеткіштің осы уақыт кезеңіндегі, қолда бар барлық әдіс бойынша есептелген іріктеуден тыс болжамдары атқарады. Коэффициенттер одан әрі осы регрессияның түсіндіруші факторлары кезінде бастапқы болжамдарды біріктіру үшін тиісті болжамдық техникалардың үлестері ретінде болады. Авторлардың тұрақты компоненттің осы регрессиясына енгізу қажеттілігі туралы тұжырымдама жасауы есте қаларлық болып табылады, бұл болжамдар комбинациясының қорытынды нәтижесін жақсартады. Сондай-ақ авторлардың тұжырымдамасына сәйкес **үлестерді айқындаудың регрессиялық тәсілі** және оларды біріктіру мақсаты үшін болжамдарды одан әрі саралау **онтайлы саралау әдісімен** салыстырғанда неғұрлым дәл болжамдар алуға мүмкіндік береді (Bates, Granger, 1969). Біздің пікіріміз бойынша саралаудың регрессиялық әдісін пайдаланудың үлестерді бағалаудың ықтимал ауысуы түріндегі шектеуі бар екенін атап өту керек, себебі регрессияға талдау жасалатын көрсеткіштің бастапқы болжамы

түрінде кіретін түсіндірме айнымалылар көптеген жағдайда өз арасында түзетілген болуы мүмкін. Бұл, өз кезегінде, бағаланған регрессияның мультиколлинеарлығының туындауына алып келеді.

Қазіргі кезде біріктірілген болжаудың теориялық және қолданбалы эконометрикалық зерттеулерінде Америкалық экономист Timmermann-ның жұмысы кеңінен жарияланады және үзінді келтіріледі. Мәселен, G7 елдерінің макроэкономикалық деректерін мысалындағы бұрынғы бірлескен зерттеулерінің бірінде (2006) Timmermann мен Aofi іріктеуден тыс эксперименттік болжамдардың негізінде, алдын ала кластерленетін желілік және желілік емес моделдердің **шартты түрде біріктіру стратегиясы** негізінде дәлдігі бойынша орнықты (persistence) болжамдарды құру әдістемесін көрсетті. Бұл ретте жұмыста бірдей модельдердің әртүрлі бағалау іріктемелерінде әртүрлі дәлдік дәрежесі болуы мүмкін екені берілген, бұл кластерленген модельдердің шартты түрде біріктірілген болжамдарының дәлдігі осы модельдердің әрқайсының жекелеген болжамдарының және сол сияқты олардың әдеттегі теңестіру нәтижесінің дәлдігінен үнемі асып кетеді. Осы жұмыста болжамдарды шартты түрде біріктіру стратегиясы және алынған нәтижелерді талдау жан-жақты математикалық сипатталған, осыған байланысты қазіргі кезде көптеген ғалым экономистер болжамдарды біріктіру мәселелерін мұқият зерделеу мен зерттеудің бастапқы нүктесі ретінде қолданады.

Болжамдарды біріктіру бойынша қолданбалы жұмыстадың айтарлықтай бөлігі әртүрлі орталық банктердің әзірлемелерімен және зерттеулерімен берілген. Өз кезегінде, бұл модельдік болжамдарды біріктірудің әртүрлі әдістерінің орталық банктердің инфляция және басқа макроэкономикалық айнымалылар сияқты нысаналы көрсеткіштерін неғұрлым дәл және сапалы болжауға мүмкіндік береді.

Мәселен, Akdogan мен басқа авторлардың бірлескен жұмысында (2012) модельдердің мынадай ауқымды жиынтығы негізінде Түркиядағы инфляция болжамдарының комбинациясы іске асырылды:

- біршамалы модельдік теңдеу (UM – unconditional mean, RW – random walk, AR – autoregressive, SARIMA – seasonal autoregressive integrated moving average);

- модельдеудің желілік емес әдістері (TAR – transition autoregressive, STAR – smooth transition autoregressive, ESTAR – exponential smooth transition autoregressive);

- Hodrick-Prescott, Baxter-King, Christiano-Fitzgerald әдісі бойынша сүзуге негізделген өлшемдері жоқ модельдер, сондай-ақ UC – unobserved component (Kalman фильтрі) моделі;

- қисық Филлипс теңдеуі базасында коэффициенттердің уақыты кезеңінде өзгертін жетілдірілген құрылымдық модельдер;

- VAR – vector autoregressive, BVAR – Bayesian vector autoregressive моделі;

- серпінді факторлық модельдер.

Бұл ретте осы модельдердің біріктірілген болжамдары мынадай екі тәсіл негізінде жүзеге асырылады: **Performance Based (PB)** және **Recent Best Forecaster (RBF)**. Бұл екі тәсіл біріктірілуіне, мұнда екеуінің де мақсаты Bates және Granger (1969) ұсынған **оңтайлы өлшеу әдісін** жетілдіру болып табылады. Айырмашылығы мынада, мұнда Stock және Watson (2004) ұсынған PB біріктіру әдісі әрбір модельдің салмағын есептеу үшін 0-ден 1-ге дейін «дисконттық» көрсеткіш тағайындалады деп болжамдалады. Мәселен, барынша нақты жалған іріктеуден тыс болжамдары бар модельдер 1-ге жақын дисконттар алады, өз кезегінде, жалған іріктеуден тыс болжамдардың дәлдігі бойынша барынша әлсіз модельдерге 0-ге жақын дисконттар тағайындалады. Бұл ретте әрбір модельдің дәлдік көрсеткіші жалған іріктеуден тыс болжамдарының барлық кезеңінде RMSE орташа алынған жинақталған мәнді (орташа квадратты ауытқуды) білдіреді. Сонымен қатар, PB-ға ұқсастығы бойынша RBF әдісі бойынша олардың тест кезеңіндегі дәлдігіне орай модельдерге түрлі салмақ тағайындалады, бірақ бұл жағдайда барынша дәл модельдерге 1 салмағы, қалған модельдерге 0 тағайындалады.

Тұтастай алғанда, түрік экономистері тобының осы жұмысы бұрын ұсынылған тәсілдер бойынша олардың болжамдарын біріктіре отырып, инфляцияның қысқа мерзімді болжамдаудың барынша таратылған эконометрикалық әдістерін жүйелендірді. Бұл ретте авторлар инфляция болжамдарын біріктірудің түрлендірілген немесе өзге де балама тәсілдерін ұсынған жоқ. Сондай-ақ, зерттеу нәтижелері болжамдарды біріктіру жекелеген модельдердің жеке болжамдарынан бірқатар артықшылықтары бар екендігін растады.

Орталық банктің қызметі шеңберінде болжамдарды біріктірудің барынша тиімді әдістері Assenmacher-Wesche және Pesaran (2008) жұмысында көрсетілген. Мәселен, авторлар, қателерді түзетудің векторлық моделін қолдана отырып, шығарылым, инфляция, қысқа мерзімді пайыздық мөлшерлеме және басқалары сияқты Швейцарияның осындай түрлі макроэкономикалық көрсеткіштері арасындағы құрылымдық ұзақ мерзімді коинтеграциялық қатынастарды бағалайды. Жұмыста осы модельдің түрлі айрықша нұсқамаларының негізгі нысаналы макроқорсеткіштердің бірнеше болжамдарын алу үшін пайдаланатындығы көрсетілген. Әрбір нысаналы көрсеткіштің қорытынды болжамы бастапқы моделдің жекелеген ерекше нұсқамалары бойынша жеке болжамдарды біріктіру болып табылады. Бұл ретте болжамдарды біріктіру үшін авторлар тең салмақты; Акайке ақпараттық өлшемшарттар бойынша есептелген салмақты; сондай-ақ есептеу үшін машинамен оқыту әдістеріне жақын тәсілдерді қолданатын (Yang 2004; Sancetta 2006) салмақты қолданады. Осы жұмыстың ерекшелігі «қатаң» құрылымдық макроэкономикалық модельдермен салыстырғанда нәтижелерге орай, нысаналы көрсеткіштердің қандай да бір басқалай жүргізілетін модельдік бағалауынан қаша отырып, болжамдары біріктіру мүмкіндіктерін көрсету болып табылады. Бірақ бұл ретте авторлар қатаң теоретизирленген макроэкономикалық модельдеудің басқа тәсілдерін назарға алмай, түрлі

ерекше нұсқамалары бар құрылымдық модельдің бір түрін бағалаумен шектелді.

Норвегия Банкі қызметкерлерінің жұмысы (Bjørnland, Jore and etc., 2008) жалғыз модель нәтижелерінің орнына модельдің болжамдарын біріктіруді қолдану қажеттігін көрсетеді. Атап айтқанда, жұмыста Норвегия Банкінің қысқа мерзімді болжамдау жүйесі (SAM – the System for Averaging Models), ол модельдердің мынадай сыныптарын қамтиды:

- AutoRegressive Integrated Moving Average (ARIMA) models;
- Monthly Indicator (MI) models;
- Factor models;
- Bivariate Vector AutoRegressive (2VAR) models;
- VAR with money (VARm) models;
- Vector AutoRegressive (VAR) models;
- Bayesian VAR (BVAR models);
- Term structure models (Tstruc);
- Error correction model (EMOD);
- Dynamic stochastic general equilibrium model (DSGE).

Зерттеу нәтижелері Норвегия инфляциясының біріктірілген болжамында жекелеген модельдік техникалардың болжамдарымен салыстырғанда фактіден аздаған ауытқушылықтардың бар екендігін көрсетеді. Бұл ретте жұмыста болжамдарды біріктіру техникасының жан-жақты және талдамалық сипаттамасы жоқ, бұл біріктіруге «классикалық» тәсіл туралы әңгіме болып отырғандығын пайымдауға мүмкіндік береді.

Ресей Банкінде инфляцияны қысқа мерзімде болжамдау техникасын көрсететін Андреевтің жұмысында (2016) Ресейдің ТБИ 18 қосалқы индексінің болжамдарын біріктіру техникасының сипаты берілген. Өз кезегінде, қосалқы индекстердің әрқайсы 6 модельдік тәсіл (random walk, autoregressive, multiple regression, VAR, Bayesian VAR, unobserved components model) бойынша модельге салынады. ТБИ қосалқы индекстер болжамдарын құрастыру оңтайлы өлшеу әдісі (Bates, Granger, 1969) бойынша жүргізіледі. Жалпы ТБИ қорытынды болжамы олардың тұтыну қоржынындағы салмақтарына сәйкес ТБИ 18 қосалқы индексінің біріктірілген болжамдарының нәтижесі болып табылады. Осы зерттеулердің ерекшеліктеріне инфляцияны болжамдау ТБИ біріктірілмеген құрауыштарын модельдеу мен болжамдау негізінде жүзеге асырылатындығын жатқызу керек, бұл тұтастай алғанда барлық инфляцияның серпінін сапалы бағалауға мүмкіндік береді. Сонымен қатар, модельдерді біріктіру кезінде салмақты бағалау тұрақты болып табылады және есепке алуда жалған іріктеуден тыс тесттің 1 айдағы болжамдарын негізге алады. Салмақты бағалау үшін жалған іріктеуден тыс болжамның осындай аралығын қолдану әдісті 1 айға болжамдау кезінде жеке модельдердің кездейсоқ қателеріне сезімтал етеді. Мәселен, осы техника бойынша болжамдау нәтижелері уақыттың барынша ұзақ шегіне нақты инфляцияны қайта бағалай алады.

3. Зерттеу әдіснамасы және бастапқы деректер

Болжамдарды «классикалық» біріктіру

Болжамдарды «классикалық» біріктіру деп аталатын осы зерттеуде дүниежүзінің көптеген орталық банктерінде түрлі макроэкономикалық және қаржылық көрсеткіштердің орташа алынған болжамдарын жасау үшін кеңінен қолданылады. Бұл ретте жалпы айтқанда оңтайлы өлшеу әдісіне (Bates, Granger, 1969) ұқсас болжамдарды біріктірудің «классикалық» әдіснамасы техникалық тұрғыдан мынадай бірнеше негізгі кезеңдерден тұрады:

1. Қолда бар болжамдық модельдерді деректерді қысқартылған таңдауға бастапқы бағалау (нақты таңдаудың тест учаскесінсіз);
2. Нақты таңдап алынған тест учаскесіндегі осы модельдер бойынша тесттік «жалған іріктеуден тыс» болжамдарды есептеу;
3. Нақты бақылаулармен салыстырғанда бағаланған модельдер бойынша алынған «жалған іріктеуден тыс» болжамдарының дәл екендігін бағалау;
4. «Жалған іріктеуден тыс» болжамдардың бағаланған көрсеткіштерінің дәлдігі негізінде пайдаланылған модельдердің салмақтарын есептеу;
5. Қолда бар болжамдық модельдерді деректерді толық таңдауға қорытынды қайта бағалау;
6. Барлық қолда бар бағаланған болжам техникалары бойынша нысаналы көрсеткіштің іріктеуден тыс болжамы;
7. Қорытынды іріктеуден тыс болжамдарды төртінші кезеңде есептелген салмақтар бойынша өлшеу нәтижесінде біріктірілген болжам алу.

Болжамдарды «классикалық» біріктіру бойынша іс-әрекеттердің осы алгоритмін (уақытша қатардың осы түріне қолданылатын) математикалық тұрғыдан сипаттау үшін, мынадай бірнеше белгілерді енгізу қажет:

T_0 – уақыт нүктесі, оған дейін іріктеуден тыс болжам жүзеге асырылады;

H – алдағы уақыт кезеңдерінің саны, мұнда іріктеуден тыс болжамдарды жүзеге асыру қажет ($H \geq 0$);

$T_p = (T_0 - H)$ – уақыт нүктесі, мұнда болжамдық модельдердің дәлдігін тестілеу жүзеге асырылады;

$t_p \in \{T_p + 1, \dots, T_0\}$ – уақыт кезеңі, мұнда болжамдық модельдердің дәлдігін тестілеу жүзеге асырылады;

$T_k = (T_0 + H)$ – уақыт нүктесі, оған дейін іріктеуден тыс болжам жүзеге асырылады;

$t_k \in \{T_0 + 1, \dots, T_k\}$ – уақыт кезеңі, оған дейін іріктеуден тыс болжам жүзеге асырылады;

m – болжамдарды біріктіру кезінде пайдаланылатын модельдер саны.

Болжамдық модельдердің жалпы түрі мынадай түрде беріледі:

$$y_t^i = f_i(x_t^i; \theta_t^i) + \varepsilon_t^i, \quad (1.1)$$

$$i \in \overline{1, m}; \quad (1.2)$$

y_t^i – t уақытта таңдауға бағаланған i -ші моделі, ол t уақытта таңдауға бағаланған;

x_t^i – t уақытта таңдауға бағаланған i моделі үшін түсіндірмелі айнымалы вектор;

θ_t^i – t уақытта таңдау ақпаратын бағалайтын және есептейтін i моделінің белгісіз өлшемдерінің векторы;

ε_t^i – t уақытта таңдауға бағаланған i моделі үшін қателер векторы.

Бұл ретте (1.1 – 1.2) болжамдық модельдерді бастапқы бағалау болжамдарды біріктіру алгоритмінің бірінші кезеңіне сәйкес төмендегідей болады:

$$y_{T_p}^i = f_i(x_{T_p}^i; \theta_{T_p}^i) + \varepsilon_{T_p}^i, \quad (2.1)$$

$$i \in \overline{1, m}; \quad (2.2)$$

$y_{T_p}^i$ – T_p нүктесімен шектелген уақытта іріктеумен бағаланған у көрсеткішін болжау i – моделі;

$x_{T_p}^i$ – T_p нүктесімен шектелген уақытта іріктеумен бағаланған i моделі үшін түсіндіретін айнымалылар векторы;

$\theta_{T_p}^i$ – T_p нүктесімен шектелген бағаланған және уақытта іріктеу ақпаратын ескеретін i моделінің белгісіз өлшемдер векторы;

$\varepsilon_{T_p}^i$ – T_p нүктесімен шектелген уақытта іріктеумен бағаланған i моделі үшін қателер векторы.

$\theta_{T_p}^i$ белгісіз өлшемдері деректердің қысқартылған іріктеуінде ғана бағаланғандығын атап өтеміз, осылайша, ол нақты іріктеудің тестілік учаскесінде болған процестер туралы ақпаратты ескермейді. Бұл ретте осы жұмыс шеңберінде болжамдарды «классикалық» біріктіру жағдайы үшін (2.1 – 2.2) түріндегі модельдерді болжамдық бастапқы бағалауды шартты түрде **стационарлық бастапқы бағалау деп атайық.**

Бұдан әрі алгоритмге сәйкес тәуелді айнымалының тестілік «жалған-іріктеуден тыс» болжамдары эзірленеді және алынған болжамдардың дәлдігін есептеу жүргізіледі:

$$\sigma_{i,H} = F(\hat{y}_{t_p}^i; y_{t_p}), \quad (3.1)$$

$$i \in \overline{1, m}, \quad (3.2)$$

$$t_p \in \{T_p + 1, \dots, T_0\}, \quad (3.3)$$

$$F \in \{RMSE, MAE, MAPE\}; \quad (3.4)$$

$\sigma_{i,H}$ – $t_p \in \{T_p + 1, \dots, T_0\}$ тест жүргізілетін кезеңде i моделінің стационарлық «жалған-іріктеуден тыс» болжамдары дәлдігінің көрсеткіші;

F – RMSE (орта квадраттық ауытқу), MAE (орташа абсолюттік ауытқу), MAPE (орташа салыстырмалы ауытқу) көрсеткіштерін қамтитын, стационарлық $t_p \in \{T_p + 1, \dots, T_0\}$ тест жүргізілетін кезеңде i моделінің «жалған-іріктеуден тыс» болжамдары дәлдігін бағалау көрсеткіші;

$\hat{y}_{t_p}^i - t_p \in \{T_p + 1, \dots, T_0\}$ тест жүргізілетін кезеңде i моделі бойынша тәуелді айнымалының тестілік «жалған-іріктеуден тыс» болжамдары ;

$y_{t_p}^-$
 $t_p \in \{T_p + 1, \dots, T_0\}$ тест жүргізілетін кезеңінде тәуелді айнымалының нақты мәндері.

F «жалған-іріктеуден тыс» болжамдарын бағалау әдістері жалпы түрде тестілік болжамдар және іріктеудің тестілік учаскесінің нақты деректері арасындағы ауытқуды өлшеу тәсілін білдіреді. Осыған байланысты, модельдердің ішінде $\sigma_{i,H}$ көрсеткішінің ең аз мәні бар болжам неғұрлым дәл болады.

«Жалған-іріктеуден тыс болжамдардың» дәлдігін бағалауды ескере отырып, әр модельдің үлесі есептеледі:

$$w_{i,H} = \frac{\sigma_{i,H}^{-1}}{\sum_{i=1}^m \sigma_{i,H}^{-1}}, \quad (4.1)$$

$$\sum_{i=1}^m w_{i,H} = 1, \quad (4.2)$$

$$i \in \overline{1, m}; \quad (4.3)$$

$w_{i,H}$ – i моделі болжамдарының үлесі немесе әр модельдің үлесі;

$\sigma_{i,H}^{-1}$ – $t_p \in \{T_p + 1, \dots, T_0\}$ тест жүргізілетін кезеңде i моделінің стационарлық «жалған-іріктеуден тыс» болжамдары дәлдігі көрсеткішінің кері пропорционалды мәні.

Бұдан әрі біріктіру үшін қажетті олардың үлесін есептеген соң жүргізілетін модельдерді қорытынды қайта бағалау нәтижесінде олар төмендегідей болады:

$$y_{T_0}^i = f_i(x_{T_0}^i; \theta_{T_0}^i) + \varepsilon_{T_0}^i, \quad (5.1)$$

$$i \in \overline{1, m}; \quad (5.2)$$

$y_{T_p}^i$ – T_p нүктесімен шектелген уақытша іріктеумен бағаланған у көрсеткішін болжау i моделі (i модельдерінің қорытынды бағалары);

$x_{T_p}^i$ – T_p нүктесімен шектелген уақытша іріктеумен бағаланған i моделі үшін түсіндіретін айнымалылар векторы;

$\theta_{T_p}^i$ – T_p нүктесімен шектелген бағаланған және уақытша іріктеу ақпаратын ескеретін i моделінің белгісіз өлшемдері векторы;

$\varepsilon_{T_p}^i$ – T_p нүктесімен шектелген уақытша іріктеумен бағаланған i моделі үшін қателер векторы.

Бұл жағдайда $\theta_{T_0}^i$ белгісіз өлшемдерін бағалау деректерді нақты іріктеу тестілік учаскесінде көрсетілген және $\theta_{T_0}^i$ белгісіз өлшемдерін бағалау кезінде ескерілмегендерді қоса алғанда, ақпараттың үлкен көлемін ескереді.

Қайта бағаланған қорытынды (5.1 – 5.2) модельдері негізінде тәуелді айнымалы болжамының нәтижелері $w_{i,H}$ тиісті стационарлық үлестері бойынша сараланады:

$$\hat{Y}_w = \sum_{i=1}^m \hat{y}_{t_k}^i * w_{i,H}, \quad (6.1)$$

$$\hat{Y}_w = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^m \hat{y}_{T_0+1}^i * w_{i,H} \\ \sum_{i=1}^m \hat{y}_{T_0+2}^i * w_{i,H} \\ \sum_{i=1}^m \hat{y}_{T_0+3}^i * w_{i,H} \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^m \hat{y}_{T_0+H}^i * w_{i,H} \end{bmatrix}; \quad (6.2)$$

\hat{Y}_w – $t_k \in \{T_0 + 1, \dots, T_0 + H\}$ кезеңінде i модельдері бойынша тәуелді айнымалы болжамдардың стационарлық үлестері бойынша сараланған вектор;

$\hat{y}_{t_k}^i$ – $t_k \in \{T_0 + 1, \dots, T_0 + H\}$ кезеңінде i модельдері бойынша қорытынды іріктеуден тыс болжамдары;

$w_{i,H}$ – i модельдері болжамдарының стационарлық үлестері;

Бұл ретте тәуелді айнымалының қорытынды біріктірілген болжамы барлық m модельдерінің сараланған болжамдарына сәйкес келеді:

$$\hat{Y}_{combined} = \hat{Y}_w = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^m \hat{y}_{T_0+1}^i * w_{i,H} \\ \sum_{i=1}^m \hat{y}_{T_0+2}^i * w_{i,H} \\ \sum_{i=1}^m \hat{y}_{T_0+3}^i * w_{i,H} \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^m \hat{y}_{T_0+N}^i * w_{i,H} \end{bmatrix}; \quad (7)$$

$\hat{Y}_{combined}$ – тәуелді айнымалының біріктірілген болжамы бар вектор немесе $t_k \in \{T_0 + 1, \dots, T_0 + N\}$ кезеңінде барлық i модельдері бойынша қорытынды іріктеуден тыс болжамдардың комбинациясы.

Осылайша, $\hat{Y}_{combined}$ (7) векторы түріндегі барлық модельдердің қорытынды сараланған болжамдарды «классикалық» біріктіру нәтижесі болып табылады. Болжамдар дәлдігі ең аз өзгертін модельдерге аз үлес берілетіндігіне, неғұрлым дәл болжамдық техникаларға үлкен үлес берілетіндігіне байланысты, қорытынды біріктірілген болжамның орташа сападан жоғары болжамның дәлдігі болады.

Бір жақты модель чемпион болжамдарға қарағанда біріктірілген болжамның барлық басымдылығына қарамастан, сол сияқты осы «классикалық» тәсілдің біріктіруге қатысты бір кемшілігі бар. $\hat{Y}_{combined}$ (7) векторының мәндерінен көрінгендей $t_k \in \{T_0 + 1, \dots, T_0 + N\}$ кезеңінің әр уақытына i моделі бойынша жалған іріктеуден тыс болжамдарды саралау $w_{i,H}$ үлестері бойынша жүргізіледі. $w_{i,H}$ модельдерінің есептелген үлестері **стационарлық** болып табылатындығын көрсету қажет, яғни әр модель болжамдарының сапасын орташа, оның жекелеген учаскелері үшін емес, деректерді нақты іріктеудің бүкіл тестілік кезеңінде ескереді. Басқаша айтқанда, $w_{i,H}$ стационарлық үлестері $t_p \in \{T_p + 1, \dots, T_0\}$ бүкіл тест жүргізілетін кезеңінде i модельдерінің **орташа реттелген дәлдігін** көрсетеді.

Оған қоса, $w_{i,H}$ стационарлық үлестері $\theta_{T_p}^i$ өлшемдерін бағалаумен i модельдері негізінде есептелген. Өз кезегінде, жоғарыда аталғандай, $\theta_{T_p}^i$ бағалауы $t_p \in \{T_p + 1, \dots, T_0\}$ нақты іріктеудің тест жүргізу кезеңінің ішінде пайда болған экономикалық құбылыстар және құрылымдық өзгерістер серпінінің өзгеруін көрсететін ақпаратты есепке алмайды.

Осы себептермен $-q$ -қадам алға (немесе $T_0 + N$ уақыт сәтінде) «классикалық» болжам комбинациясы, $T_0 + Q$ кез келген уақыт сәтінде нәтижесінде $N > Q$ реттелген (онша дәл емес) болжамға ие болады, себебі модельдердің үлесі $T_0 - Q$ нүктесінен T_0 нүктесіне дейінгі кезеңдегі емес $T_0 - N$ нүктесінен T_0 нүктесіне дейінгі стационарлық кезеңде олардың дәлдігін негізге ала отырып айқындалған. Басқа сөздермен айтқанда, $t_k \in \{T_0 + 1, \dots, T_0 + N\}$ болжамды кезеңге кіретін $T_0 + Q$ уақыт сәтіндегі

іріктеуден тыс болжамдарды біріктіру үшін $w_{i,Q}$ дербес үлесті пайдалану талап етіледі, іріктеуден тыс болжамдарды жүзеге асыру басталған сәтте – T_0 нүктесіне жақын болған экономикалық құбылыстар мен құрылымдық өзгерістер туралы ақпараттың үлкен көлемін ескере отырып i моделінің θ_t^i белгісіз өлшемдерін бағалауға есептелген.

Осы жұмыс шеңберіндегі авторға стационарлық салмақтың жоғарыда аталған мәселені шешуге және іріктеуден тыс сараланған анағұрлым нақты болжам алуға мүмкіндік беретін болжамды біріктірудің «классикалық» әдісін дамыту үшін тәсіл ұсынылды. Ұсынылып отырған тәсілдің мәні **стационарлық үлестің орнына** модельдердің **рекурсивтік үлесін** есептеуде және іріктеуден тыс жиынтық болжамды барлық ықтимал біріктірудің кең жинағынан біріктірген болжамның тиісті селекциясында болып отыр. Болжамдарды үйлестірудің осы тәсілін автор селективтік-біріктірілген болжам деп атады.

Селективтік-біріктірілген болжам жасау

Болжамды селективтік біріктірудің «классикалықтан» басты айырмашылығы біріктіру алгоритмінің бірінші кезеңінде **стационарлықтың** орнына **бастапқы рекурсивтік бағалау** жүргізіледі (1.1 – 1.2):

$$y_{T_p+H-h}^i = f_i(x_{T_p+H-h}^i; \theta_{T_p+H-h}^i) + \varepsilon_{T_p+H-h}^i, \quad (8.1)$$

$$i \in \overline{1, m}, \quad (8.2)$$

$$h \in \overline{1, H}; \quad (8.3)$$

$y_{T_p+H-h}^i - T_p + H - h$ (i модельдерінің рекурсивтік тестілік бағалау) шектеу нүктесімен уақытша іріктеуде бағаланған y көрсеткішіне болжам жасау i -ая моделі;

$x_{T_p+H-h}^i - T_p + H - h$ шектеу нүктесімен уақытша іріктеуде бағаланған i моделі үшін айнымалыларды түсіндіретін вектор;

$\theta_{T_p+H-h}^i - T_p + H - h$ шектеу нүктесімен уақытша іріктеу ақпаратын бағалаған және ескеретін i моделінің белгісіз өлшемдерінің векторы;

$\varepsilon_{T_p+H-h}^i - T_p + H - h$ шектеу нүктесімен уақытша іріктеуде бағаланған i моделінің қателер векторы

Мұндай жағдайда болжамды модельдерінің рекурсивтік бастапқы бағалау $t_p \in \{T_p + 1, \dots, T_p + H\}$. Тестілеу кезеңі шеңберінде уақыттың әрбір сәтіне h рет 1-ден H -ға дейін жүргізіледі.

Осыған байланысты модельдердің тестілік болжамдарының дәлме-дәлдігін одан әрі бағалау $t_p \in \{T_p + 1, \dots, T_p + H\}$: кезең шеңберінде уақыттың әрбір сәтіне h рет 1-ден H -ға дейін **рекурсивтік** жүргізіледі

$$\sigma_{i,h} = F(\hat{y}_{t_p}^i; y_{t_p}), \quad (9.1)$$

$$i \in \overline{1, m}, \quad (9.2)$$

$$t_p \in \{T_p + H - h + 1, \dots, T_0\}, \quad (9.3)$$

$$h \in \overline{1, H}, \quad (9.4)$$

$$F \in \{RMSE, MAE, MAPE\}; \quad (9.5)$$

$\sigma_{i,h} - h \in \overline{1, H}$ кезінде $t_p \in \{T_p + H - h + 1, \dots, T_0\}$ тестілік кезеңіне i моделінің рекурсивтік «жалған іріктеуден тыс» болжамдардың дәлме дәлдік көрсеткіштері

F – RMSE (ортаквadraticалық ауытқу), MAE (орташа абсолюттік ауытқу), MAPE (орташа салыстырмалы ауытқу) көрсеткіштері кіретін $h \in \overline{1, H}$ кезінде $t_p \in \{T_p + H - h + 1, \dots, T_0\}$ рекурсивтік тестілік кезеңінде i моделінің «жалған іріктеуден тыс» болжамдарының дәлме-дәлдікті бағалау әдісі

$\hat{y}_{t_p}^i - h \in \overline{1, H}$ кезінде $t_p \in \{T_p + H - h + 1, \dots, T_0\}$ тестілік кезеңінде i моделі бойынша тәуелді айнымалы тестілік «жалған іріктеуден тыс» болжам $y_{t_p} - t_p \in \{T_p + 1, \dots, T_0\}$ тестілік кезеңде тәуелді айнымалының нақты мәні

Өз кезегінде әрбір i моделі үшін болжамдардың h дәлме-дәлдік көрсеткіштері тиісті **рекурсивтік үлесті есептеу үшін қолданылады:**

$$w_{i,h} = \frac{\sigma_{i,h}^{-1}}{\sum_{i=1}^m \sigma_{i,h}^{-1}}, \quad (10.1)$$

$$\sum_{i=1}^m w_{i,h} = 1, \quad (10.2)$$

$$i \in \overline{1, m}, \quad (10.3)$$

$$h \in \overline{1, H}; \quad (10.4)$$

$w_{i,h} - h \in \overline{1, H}$ үшін i моделінің болжамдарының рекурсивтік үлесі $\sigma_{i,h}^{-1} - h \in \overline{1, H}$ болған кезде $t_p \in \{T_p + H - h + 1, \dots, T_0\}$ тестілік кезеңінде i моделінің рекурсивтік «жалған іріктеуден тыс» болжамдарының дәлме-дәлдік көрсеткіштерінің кері теңбе-тең мәні

Теңдеу (10.1 – 10.4) жүйесінен байқауға болатындай, әрбір i модель үшін $w_{i,h}$ рекурсивтік үлестің жалпы саны h ең жоғарғы мәнге тең, яғни H әрбір i моделі үшін «классикалық» біріктірілген кезде жалғыз $w_{i,H}$ (4.1 – 4.3) стационарлық үлес қолданылады.

$w_{i,h}$ ($H > 1$) рекурсивтік үлестің саны бірлігінен асуы салдарынан барлық осы рекурсивтік жиынтық сараланған үлес бойынша i модельдің болжамдары «классикалық» біріктірілген жағдайында векторлы емес матрица ретінде ұсынылатын болады (6.1 – 6.2):

$$\hat{Y}_w = \sum_{i=1}^m \hat{y}_{t_k}^i * w_{i,h}, \quad (11.1)$$

$$h \in \overline{1, H}, \quad (11.2)$$

$$\hat{Y}_w = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^m \hat{y}_{T_0+1}^i * w_{i,1} & \sum_{i=1}^m \hat{y}_{T_0+1}^i * w_{i,2} & \sum_{i=1}^m \hat{y}_{T_0+1}^i * w_{i,3} & \dots & \sum_{i=1}^m \hat{y}_{T_0+1}^i * w_{i,H} \\ \sum_{i=1}^m \hat{y}_{T_0+2}^i * w_{i,1} & \sum_{i=1}^m \hat{y}_{T_0+2}^i * w_{i,2} & \sum_{i=1}^m \hat{y}_{T_0+2}^i * w_{i,3} & \dots & \sum_{i=1}^m \hat{y}_{T_0+2}^i * w_{i,H} \\ \sum_{i=1}^m \hat{y}_{T_0+3}^i * w_{i,1} & \sum_{i=1}^m \hat{y}_{T_0+3}^i * w_{i,2} & \sum_{i=1}^m \hat{y}_{T_0+3}^i * w_{i,3} & \dots & \sum_{i=1}^m \hat{y}_{T_0+3}^i * w_{i,H} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{i=1}^m \hat{y}_{T_0+H}^i * w_{i,1} & \sum_{i=1}^m \hat{y}_{T_0+H}^i * w_{i,2} & \sum_{i=1}^m \hat{y}_{T_0+H}^i * w_{i,3} & \dots & \sum_{i=1}^m \hat{y}_{T_0+H}^i * w_{i,H} \end{bmatrix}; \quad (11.3)$$

\hat{Y}_w – рекурсивтік үлес бойынша $t_k \in \{T_0 + 1, \dots, T_0 + H\}$ кезеңінде i моделі бойынша сараланған тәуелді айнымалы болжамы бар бойынша $N \times N$ өлшемдік матрицасы $\hat{y}_{t_k}^i$ – $t_k \in \{T_0 + 1, \dots, T_0 + H\}$; кезеңінде i моделі бойынша жиынтық іріктеуден тыс болжамдар

$w_{i,h}$ – i моделі болжамдарының рекурсивтік үлесі

$\hat{Y}_{combined}$ (7) вектормен көрсетілген «классикалық» біріктірудің нәтижесі рекурсивтік үлес бойынша i (11.3) моделінің сараланған болжамдары матрицасының соңғы \hat{Y}_w бағанына сәйкес келеді. Бұл ретте i моделінің **селективтік-біріктірілген іріктеуден тыс болжамы** \hat{Y}_w (11.3) матрицасының диагоналды мәндерімен көрсетілген:

$$\hat{Y}_{combined}^{selective} = diagonal[\hat{Y}_w] = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^m \hat{y}_{T_0+1}^i * w_{i,1} \\ \sum_{i=1}^m \hat{y}_{T_0+2}^i * w_{i,2} \\ \sum_{i=1}^m \hat{y}_{T_0+3}^i * w_{i,3} \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^m \hat{y}_{T_0+H}^i * w_{i,H} \end{bmatrix}; \quad (12)$$

$\hat{Y}_{combined}^{selective}$ – вектор, тәуелді айнымалының селективтік-біріктірілген болжамы, немесе $t_k \in \{T_0 + 1, \dots, T_0 + H\}$ кезеңдегі i моделі бойынша қорытынды іріктеуден тыс болжамдардың селективтік комбинациясы;

$diagonal[\hat{Y}_w] - \hat{Y}_w$ матрицасының диагональді мәні.

$\hat{Y}_{combined}(7)$ және $\hat{Y}_{combined}^{selective}$ (12) векторларын салыстырған кезде i моделінің әрбір болжамы үшін $T_0 + h$ ($h \in \overline{1, H}$) қадамға алға селективтік біріктіру жағдайында «классикалық» біріктіру үшін жалғыз стационарлық салмақ $w_{i,h}$ ($h = H$) қолданылған кезде, осы модельдің жеке рекурсивті салмағы $w_{i,h}$ ($h \in \overline{1, H}$) сәйкес келеді.

Аталған жұмыста ұсынылған эмпирикалық есеп айырысулардан көретіміз болжамдарды біріктірудің екі тәсілінің арасындағы осы сияқты айырмашылықтар селективтік-біріктірілген болжамның пайдасына артық басымдық береді. Аталған басымдық, жоғарыда атап өтілгендей осы өзгерістерді экономикалық процестердің, оның ішінде деректерді нақты іріктеудің тестілеу бөлігінде болған құрылымдық күйзелістер серпінінде жоспардан тыс болжаған кезде есептеу мүмкіндігінде көрсетіледі.

Инфляцияның селективтік-біріктірілген болжамының Қазақстанға арналған жүйесі.

Инфляцияның селективтік-біріктірілген болжамының жүйесі, немесе SSCIF (the System of Selective Combined Inflation Forecast), инфляция бойынша деректерге қолданылатын, жоғарыда сипатталған болжамдарды селективтік-біріктіру тәсілін тәжірибе жүзінде және эмпириялық іске асыру болып табылады. Бүгінгі таңда FPAS жүйесінің шеңберінде Қазақстандағы инфляцияны қысқамерзімді болжау мақсатында аталған жүйе ҚҰБ-та қолданылады.

ҚҰБ-та қолданылатын SSCIF тұтынушылық бағалар индексінің (бұдан әрі – ТБИ) көрсеткішімен берілген Қазақстан инфляциясы серпінінің нысанын білдіреді. Бұл ретте, ТБИ мақсаттар бойынша жеке тұтыну сыныптауышына сәйкес өзінің біріктірілмеген көрсеткіштеріне қарай модельденеді және болжанады. Басқаша айтқанда, SSCIF тәуелді айнымалы модельдер ретінде тауарлар мен көрсетілетін қызметтер тобы мен бөлімдеріне бағалардың 66 субиндексі қолданылады, олардың бәрі бірге жинақталып Қазақстандағы ТБИ-ды құрайды (Қосымшаның 1-кестесі). Бұл ретте, тауарлар мен көрсетілетін қызметтер тобы мен бөлімдеріне бағалардың 66 субиндексінің серпінін түсіндірмелі экзогендік факторлар ретінде теңгенің шетел валютасына айырбастау бағамының көрсеткіштері, Ресейдегі инфляция, Қазақстан өнеркәсібі саласындағы бағалар, теңгемен ақшалай масса және Қазақстандағы нақты ақшалай кіріс, сондай-ақ бидай мен мұнайдың әлемдік бағасы ұсынылды (Қосымшаның 1-кестесі). Оның жекелеген біріктірілмеген құрамдас бөліктерін (ТБИ субиндекстер) модельдеуге негізделген жалпы біріктірілген макрокөрсеткішті (ТБИ) модельдеудің аталған тәсілі аналы көрсеткіштің түсіндірмелі факторлары серпінің өзгеруіне сезімталдығын жан-жақты әрі нақты айқындауға мүмкіндік береді.

SSCIF құрамында модельдердің барлық тәуелді және түсіндірмелі айнымалылары ай сайынғы маусымдық-реттелген көрсеткіштер болып табылады және логарифмдердің айырмасы түрінде қолданылады, ол мәнділіктің 5%-дық деңгейі кезінде барлық уақытша қатарлардың стационарлы болуына қол жеткізуге мүмкіндік береді. Бұл ретте, модельдерде тәуелді және түсіндірмелі айнымалыларды 2005 жылғы қаңтардан бастап бақылаудың іріктеулері қолданылады.

Осылайша, SSCIF шеңберінде Қазақстандағы тұтыну тауарлары мен көрсетілетін қызметтер бағаларының 66 субиндексін селективтік-біріктірілген болжау жүргізіледі. Нысаналы 66 көрсеткіштің селективтік біріктіру нәтижелері бойынша Қазақстандағы тұтынушылық қоржындағы өз салмақтарына сәйкес оларды саралау жүргізіледі. Қорытынды сараланған селективтік-біріктірілген болжам болжамдар горизонтындағы инфляцияның болашақтағы серпінін көрсететін жалпы ТБИ-дің болжамы болып табылады.

SSCIF шеңберінде Қазақстанның ТБИ 66 субиндексінің әр қайсысын болжау үшін шартты және шартсыз болжау үлгілерінің төрт сыныбы қолданылады. Шартсыз болжау үлгілерінің қатарына желілік тренді бар бірінші тәртібінің авторегрессия моделі (қарапайым болжау) және кездейсоқ шолу моделі (стохастикалық болжау) жатады. Шартты болжау тәсілдеріне көп факторлы регрессиялық модель және байес векторлы авторегрессиялық модель жатады. SSCIF-дағы әрбір модельдің салмақтарын есептеу мақсатында әрбір модельдік болжамның нақтылығын нақты іріктеудің тестілеу учаскесінде бағалаған кезде орташа квадратталған ауытқудың көрсеткіші – RMSE қолданылады.

SSCIF қолданылатын модельдерді сипаттау

Желілік трендті бірінші тәртіптің авторегрессиясы модельдері (LTAR)

$$\Delta y_t^k = \beta_0 + \beta_1 \Delta y_{t-1}^k + \beta_1 trend^k + \varepsilon_t^k, \quad (13.1)$$

$$k \in \overline{1, 66} \quad (13.2)$$

Δy_t^k – ТБИ k субиндексі логарифмінің өсуі;

Δy_{t-1}^k – алдыңғы айдағы инфляцияның k субиндексі логарифмінің өсуі;

$trend^k$ – инфляцияның k субиндексінің трендті құрамдасы;

ε_t^k – инфляцияның k субиндексінің теңдеуінде болуы мүмкін кездейсоқ қателер.

Аталған типтегі барлығы 66 модель бағаланады (13.1). Экономикалық тұрғыдан алғанда SSCIF модельдердің осы сыныптарын пайдалану

авторегрессиясы бар желілік тренді модельдердің тауарлар мен көрсетілетін қызметтер бағасының инерциялығын ескереді, сол арқылы «бағаның тоқтап қалу әсерінің» немесе «меню әсерінің», әрбір жеке тауар мен сервистік топ пен бөлімнің жалпы алғанда ТБИ-дың бүкіл қоржынын құрайтын бағасына шамасын бағалауға мүмкіндік береді. Сондай-ақ ұсынылып отырған модельдік сынып ТБИ серпінін модельдеу кезіндегі инфляциялық күтулердің бағалаудың классикалық тәсіл болып табылады. Бұл жағдайда бейімделген инфляциялық күтулер туралы ғана екенін атап өткен жөн.

Кездейсоқ шолу модельдері (RW)

$$\Delta(\Delta y_t^k)^j = \beta_0 + u_t^{kj}, \quad (14.1)$$

$$u_t^{kj} \in N(0, 1), \quad (14.2)$$

$$k \in \overline{1, 66}, \quad (14.3)$$

$$j \in \overline{1, 500}; \quad (14.4)$$

$\Delta(\Delta y_t^k)^j$ – j ретінің кездейсоқ шолу симуляциясының ТБИ k субиндексі логарифмі өсуінің бірінші алшақтығы;

u_t^{kj} – j ретінің кездейсоқ шолу симуляциясының инфляцияның k субиндексі үшін қалыпты стандартты бөлінген кездегі кездейсоқ қатесі.

SSCIF жазбадан (14.1 – 14.4) көріп отырғанымыздай ТБИ-дің 66 субиндексінің әрқайсысының серпінін модельдеу үшін кездейсоқ шолу модельдерінің (барлығы 33 000 деңгей) 500-і бағаланады. Бұл k субиндексінің тәуелді айнымалы серпіні үшін әрбір j моделінің түсіндірме факторлары болып табылатын қалыпты стандартты бөлу бойынша кездейсоқ шаманы 500 рет генерациялау үшін жүргізіледі. k субиндексі үшін кездейсоқ шолу модельдері бойынша түпкілікті болжам ретінде бағаланып отырған 500 модель бойынша болжамдардың орташа алынған арифметикалық мәні алынады.

Бұл жағдайда кездейсоқ шолу модельдерін қолданудың экономикалық түсіндірмесі мынадан тұрады. Кездейсоқ шолу моделі Монте-Карло әдісіне аздап ұқсайтын тауарлар мен қызметтер бағаларына стохастикалық ауытқулардың асимптотикалық бағалауын алуға мүмкіндік береді, олар инфляцияны түсіндіретін факторларда байқалмайды және сипатталмайды.

Көпфакторлы регрессиялардың моделі (OLS)

$$\Delta y_t^k = \beta_0 + A(L^l)Z_t^k + \varepsilon_t^k, \quad (15.1)$$

$$k \in \overline{1, 66}, \quad (15.2)$$

$$l \in \{1, 2, \dots, 6\}; \quad (15.3)$$

Δy_t^k – k ТБИ субиндексі логарифмінің өсімі,
 $(L^l)Z_t^k$ – l лагімен инфляцияның k субиндексіне түсініктеме беретін вектор,
 ε_t^k – инфляцияның k субиндексінің теңдеуіне тән кездейсоқ қателер.

Барлығы көптік регрессиялардың 66 моделіне, яғни әрбір k субиндексі үшін баға беріледі. SSCIF-тегі көпфакторлы регрессиялық модельдердің рөлі аталған модельдер инфляцияның сол бер немесе өзге факторының тұтыну тауарлары мен қызметтерінің бағасының серпініне әсер ету дәрежесін санды тұрғыдан бағалауға мүмкіндік беретінімен көрінеді.

Байесовтік авторегрессиялық модельдер (BVAR)

$$Y_t^g = X_t^g A + Z_t^g B + \varepsilon_t, \quad (16.1)$$

$$g \in \overline{1, 13}; \quad (16.2)$$

Y_t^g – эндогендік факторлар, g тобыа кіретін ТБИ субиндекстері логарифмдерінің өсу векторы;

X_t^g – эндогендік факторлардың лагтік мәндерінің матрицасы;

Z_t^g – g тобына тән экзогендік түсініктеме беретін факторлардың векторы;

ε_t – кездейсоқ қателер векторы.

BVAR (16.1 – 16.2) моделін бағалау үшін ТБИ-дің 66 субиндексі сараптама жүргізу арқылы 13 топқа бөлінді. Ортақ топқа нарықтық тауарлар мен қызметтердің субституттылығы мен комплиментарлығының макроэкономикалық қасиеттерімен көрінетін бір біріне белгілі бір өзара әсер ете алатын тауарлар мен қызметтердің бағалары кіруі мүмкін. Осылайша, SSCIF шеңберінде «Litterman/Minnesota» априорлық бөлу негізінде барлығы BVAR-дің 13 моделіне баға беріледі.

SSCIF-те BVAR-модельдерді қолданудың артықшылықтары мен себептері модельдердің берілген кластары инфляцияның экзогендік факторларының тұтыну бағаларының серпініне әсерін бағалаумен қатар, шартты g тобының аясында тауарлар мен қызметтерге бағалардың лагтік өзара әсерін модельдеуге мүмкіндік береді.

4. Эмпирикалық нәтижелерді талқылау

Аталған зерттеулердің шеңберінде SSCIF-ті қолданбалы пайдалану нәтижелеріне сәйкес Қазақстандағы 9 ай бұрын төрт түрлі тестік уақыт кезеңдерінде инфляцияның жалған іріктелген тыс болжамдарының

комбинациясына «классикалық» және селективтік тәсілдер іске асырылды.

Есептеулер көрсеткендей, SSCIF-ке имплементацияланған модельдердің төрт класының бір де бірі бойынша тестік кезеңдерде Қазақстанның жалған іріктелген тыс болжамдарының нақтылығы робастік бойынша басқа модельдерден бір жақты артықшылығын көрсетпейді. Қосымшаның 1 және 2-суреттерінде көрсетілгендей, әртүрлі тестік кезеңдерде болжаудың түрлі модельдік тәсілдерінің дәлдігі басым түседі. Мысалы, ағымдағы тестілеу кезеңінде «чемпион» ретінде анықталған модель болжаудың басқа кезеңінде «аутсайдер» болуы мүмкін. Бұл көптеген қаржылық және макроэкономикалық көрсеткіштерді, атап айтқанда инфляцияның көрсеткішін тарихи бақылау таңдап алынған чемпион-моделіне енгізілген предикторлардың нақты жиынына ғана анық көрсетілген және нақты заңды тәуелділігі болмайтын экономикалық процестерді көрсетуімен байланысты. Басқаша айтқанда, экономикалық процестердегі құрылымдық өзгерістер мен күйзелістік көріністердің болуы нысаналы көрсеткіштің тәуелділік дәрежесінің сандық бағалауы тарихи кезеңде барынша нақты сипатталуы және барлық статистикалық тестілерге сәйкес келуі мүмкін болатын түсініктеме беретін айнымалылардың белгілі бір жиыны іріктелген тыс болжамның деңгейінде анықталған байланыстардың дәрежесін сақталуына кепілдік бермейді.

Бұл ретте, барлық тестік учаскелерде аталған болжамдарды «классикалық» біріктіру нәтижесі ортадан жоғары тұрақты дәлдікті көрсетеді, ал кейбір жағдайларда бір жақты модельдермен салыстырғанда болжамдардың дәлдігі ең жоғары болады. Осылайша, Қазақстандағы инфляцияны болжау негізінде әртүрлі модельдік техникаларды біріктірудегі «классикалық» тәсіл жиынтық болжамдардың сапасын айтарлықтай жақсартады, бұл басқа шетелдік зерттеулердің нәтижелеріне сәйкес келеді.

Сонымен бірге, тестік учаскелерде Қазақстандағы жалған іріктелген тыс болжамдарды селективтік біріктіру нәтижелері Қосымшаның 3 және 4-суреттерінде көрсетілгендей, «классикалық» біріктірумен салыстырғанда үлкен дәлдікті көрсетті. 4-суреттің деректері, көп жағдайда, болжамдарды селективтік біріктіру дәлдігі бүкіл болжау кезеңі бойында «классикалық» біріктірудің дәлдігінен жоғары болып шығады. Бұл ретте, бастапқы болжау кезеңіне неғұрлым жақын кезеңдердегі селективтік біріктірудің дәлдігі үнемі «классикалық» біріктіру дәлдігінен артып отырады.

Осылайша, инфляцияны қысқамерзімді болжау үшін ҚҰБ-та SSCIF-ті қолдану неғұрлым дәл және робастік болжамдық нәтижелерді алу тұрғысынан дәлелді болып табылады. Эмпирикалық эксперименттік жалған іріктелген тыс болжамдардан басқа оның пайдасына Қосымшаның 5-суретінде көрсетілген 2016 жылғы қазаннан бастап инфляцияның жұмыс болжамдары көрсетеді.

5. Қорытынды

Берілген жұмыста қазіргі уақыттағы уақыттық қатарлар мен тоғысатын деректерді болжаудың озық тәсілдерінің бірі болып табылатын болжамдарды «классикалық» біріктіру рәсімі сипатталған. Одан басқа, бастапқы деректер болжамдарын құрудың аталған әдісінде анықталған кемшіліктерге байланысты автор болжамдарды «классикалық» біріктіруді селективтік біріктіруге дейін кеңейтуді ұсынды. Бұл ретте, жұмыста сондай-ақ, болжамдарды селективтік біріктірудің ұсынылып отырған әдісінің жан-жақты теоретикалық сипаттамасы ұсынылып отыр.

Автор әзірлеген болжамдарды селективтік біріктіру әдісін практикалық қолданудың мысалы ретінде инфляцияны болжамдарды селективті біріктіру болжау жүйесі немесе the System of Selective Combined Inflation Forecast (SSCIF) болып табылады, ол Қазақстанның Ұлттық Банкінде Қазақстандағы тұтыну бағалары серпінінің сценарийлік қысқамерзімді болжамдарын алуға мүмкіндік береді. Автор аталған жұмыс аясында қолданылатын кластардың, модельдердің, бастапқы деректер мен басқа техникалық аспектілердің сипаттамасын қоса алғанда, SSCIF-тің егжей-тегжейлі сипаттамасын ұсынады. Одан басқа, эксперименталдық есептеулердің мысалында SSCIF-ке сәйкес Қазақстандағы инфляцияны болжаудың эмпирикалық нәтижелері берілген. Мысалы, алынған нәтижелердің негізінде неғұрлым дәл және робастік іріктелген тыс болжамдарды алуға қатысты селективтік біріктірудің артықшылықтары көрсетілген.

SSCIF-ті одан әрі дамыту элеуеті ТБИ-дің субиндекстерін болжап айтудың бастапқы модельдерінің статистикалық және болжамдық сапаларын жақсартумен, сондай-ақ қолданылатын болжау техникаларының санына олардың бағалауы ағымдағы жағдайларда дәлелді және ықтимал болып табылатын модельдердің басқа кластары мен түрлерін қосумен байланысты болады.

Сондай-ақ, жалпы болжамдарды селективтік біріктіру әдісін қолдану элеуеті ТБИ серпінін болжап айту үшін ғана пайдаланумен шектелмейді. Мысалы, ұсынылып отырған селективтік біріктіру әдісі түрлі елдердегі макроэкономикалық және қаржылық көрсеткіштердің кең жиынын болжаумен қатар, басқа экономикалық емес көрсеткіштерді болжап айту үшін де қолданылуы мүмкін.

Пайдаланылған дереккөздердің тізімі

Akdogan K., Baser S., Chadwick M.G., Ertug D., Hulagu T., Kosem S., Ogunc F., Ozmen, M.U., Tekatli N. (2012). Short term inflation forecasting models for Turkey and a forecast combination analysis. Central Bank of the Republic of Turkey, Working paper N12/09.

Assenmacher-Wesche K., Pesaran M. (2008). Forecasting the Swiss economy using VECX models: An exercise in forecast combination across models and observation windows. National Institute Economic Review. 203(1). 91-108.

Bates J., Granger C. (1969). The combination of forecasts. Operations Research Quarterly. 20. pp. 451-468.

Bjornland H.C., Jore A.S., Smith C., Thorsrud L.A. (2008) Improving and evaluating short term forecasts at the Norges Bank. Norges Bank Staff Memo. 2008 N 4.

Granger C. and Ramanathan R. (1984). Improved methods of combining forecasts. Journal of Forecasting, Vol. 3, pp. 197-204.

Sancetta A. (2006). Online Forecast Combination for Dependent Heterogeneous Data. University of Cambridge. mimeo

Stock J. and Watson M. (2004). Combining forecasts in a seven-country data set. Journal of Forecasting. 23. pp. 405-430.

Timmermann A. (2006). Forecast combinations. in: G. Elliot, C.W.J. Granger and, A. Timmermann. Handbook of Economic Forecasting. Vol. 1.

Timmermann A., Aiolfi M. (2006). Persistence in Forecasting Performance and Conditional Combination Strategies, Journal of Econometrics. 135. pp. 31-53.

Yang Y. (2004). Combining Forecasting Procedures: Some Theoretical Results. Econometric Theory 20, 176-222.

Андреев А. (2016). Прогнозирование инфляции методом комбинирования в Банке России. Серия докладов об экономических исследованиях. Август 2016, №14

Шитиков В., Мاستицкий С. (2017). Классификация, регрессия и другие алгоритмы Data Mining с использованием R.

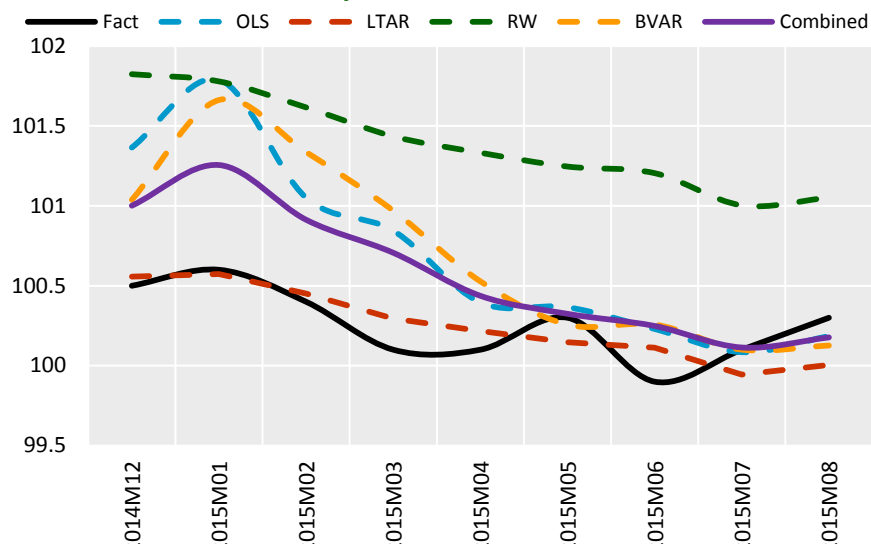
1-кесте. SSCIF бастапқы деректері

Азық-түлік тауарларына қосалқы индекстер(13 қосалқы индекс)	Азық-түлік емес тауарлардың қосалқы индекстері (23 қосалқы индекс)	Қызмет бағасының қосалқы индекстері (30 қосалқы индекс)	Экзогендік айнымалы шамалар
Нан-тоқаш өнімдері және жарма	Киім тігуге арналған материалдар	Киім тазалау, жөндеу және жалға беру	Brent маркалы мұнайдың бағасы
Ет	Сырт киім	Аяқ киім жөндеу және жалға беру	Номиналды айырбастау бағамы USD/KZT
Балық және теңіз өнімдері	Киімнің өзге бұйымдары және киім аксессуарлары	Тұрғын үйді нақты жалдау ақысы	Номиналды айырбастау бағамы RUB/KZT
Сүт өнімдері, ірімшік және жұмыртқа	Батеңке, туфли және басқа да аяқ-киім	Тұрғын үй-жайларға қызмет көрсету және оларды жөндеу қызметтері	Номиналды айырбастау бағамы USD/RUB
Майлар және тоң майлар	Тұрғын үй-жайларға қызмет көрсету және оларды жөндеу материалдары	Сумен жабдықтау	Ресейдегі азық-түлік инфляциясы
Жемістер	Қатты отын	Қоқыс жинау	Ресейдегі азық-түлікке қатыссыз инфляция
Көкөністер	Жиһаз, үй тұрмысындағы заттар, кілемдер және басқа еден жапқыштар, оларды жөндеу жұмыстары	Кәріз	Ресейдегі сервис инфляциясы
Қант, джем, бал, шоколад және кондитерлік өнімдер	Үй шарушалығында қолданылатын текстиль бұйымдары	Тұрғын үй-жайларды ұстауға байланысты өзге де қызметтер	Қазақстандағы өнеркәсіптегі бағалар
Өзге санаттарға жатпайтын азық-түлік,	Тұрмыстық заттар	Электр қуаты	Қазақстандағы өңдеу өнеркәсібіндегі бағалар
Кофе, шай және какао	Әйнек бұйымдар, асхана құралдары және үй әбзелдері	Газ	Қазақстандағы теңгелік ақша жиыны
Минеральды су, салқындатқыш сусындар, жеміс және көкөніс шырындары	Тұрмыста және бағбаншылықта қолданылатын құрал-саймандар мен аспаптар	Жылу энергиясы	Қазақстандағы нақты ақша қаражаты
Алкогольді ішімдіктер	Үй шаруашылығын жүргізу үшін пайдаланылатын тауарлар мен қызметтер	Амбулаториялық қызметтер	FAO Cereals индексі
Темекі өнімдері	Дәрі-дәрмектер, емдеу жабдықтары мен аппаратурасы	Аурухана қызметтері	
	Автокөлік құралдарын сатып алу	Жеке көлік құралдарына техникалық қызмет көрсету және жөндеу	
	Жеке көлік құралдарының қосалқы бөлшектері мен жабдықтары	Жеке көлік құралдарымен байланысты өзге де қызметтер	
	Жеке көлік құралдары үшін жанар-жағармай материалдары	Көлік қызметтері	
	Аудиошолу жабдығы және фотоаппаратура, ақпаратты өңдеуге арналған жабдық	Байланыс	
	Демалыс пен мәдени іс-шараларды ұйымдастыру үшін ұзақ уақыт пайдаланылатын өзге ірі туарлар	Демалыс, ойын-сауық және мәдениет саласындағы қызметтер	
	Демалыс, спорт, бау-бақша шаруашылығы мен үй жануарларына арналған өзге тауарлар мен жабдық	Кешенді демалыс ұйымдастыру	
	Газеттер, кітаптар және кеңсе тауарлары	Мектепке дейінгі және бастапқы білім	
	Жеке қолданатын электр бұйымдары	Орта білім	
	Жеке қолданысқа арналған өзге де бұйымдар, құралдар мен тауарлар	Жалғастырылған орта білім	
	Басқа санаттарға жатпайтын жеке күтім бұйымдары	Жоғары білім	
		Деңгейлерге бөлінбеген білім	
		Қоғамдық тамақтандыру қызметтері	
		Қонақ үй қызметтері	
		Шаштараз және жеке қызмет көрсететін мекемелер қызметтері	
		Сақтандыру	
		Басқа санаттарға жатпайтын қаржы қызметтері	
		Басқа санаттарға жатпайтын өзге де қызметтері	

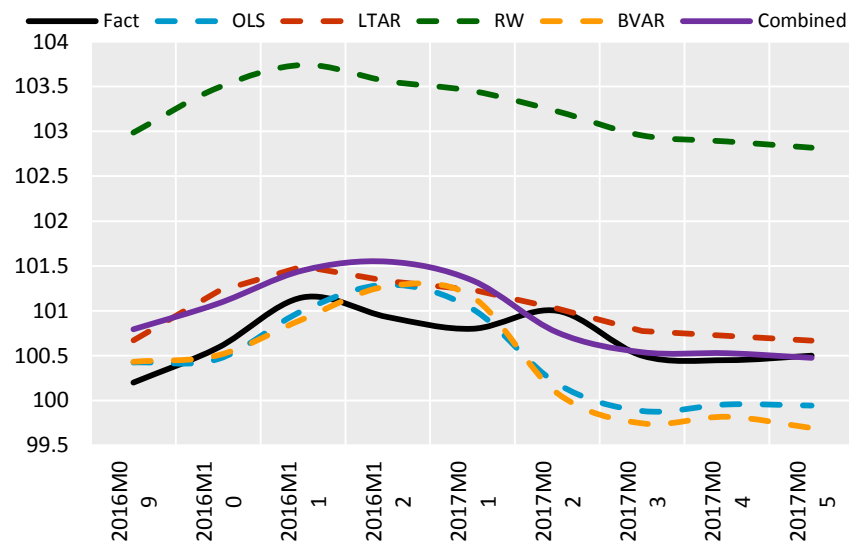
Дереккөз: Автор Ұлттық экономика министрлігі Статистика комитетінің, Қазақстан Ұлттық Банкінің, Мемлекеттік статистика жөніндегі Ресей федералдық қызметінің, Bloomberg терминалының деректері бойынша жасады

1-сурет. SSCIF бойынша нақты іріктеудің әртүрлі тестілеу учаскелерінде Қазақстандағы инфляцияның (ТБИ %-бен м/м) іріктеуден тыс жалған болжамдары

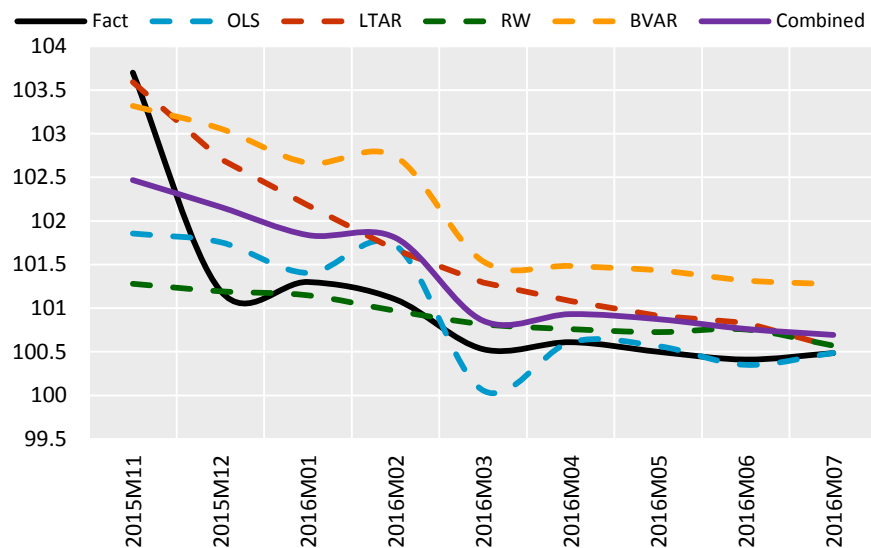
Желтоқсан 2014 ж. – тамыз 2015 ж.



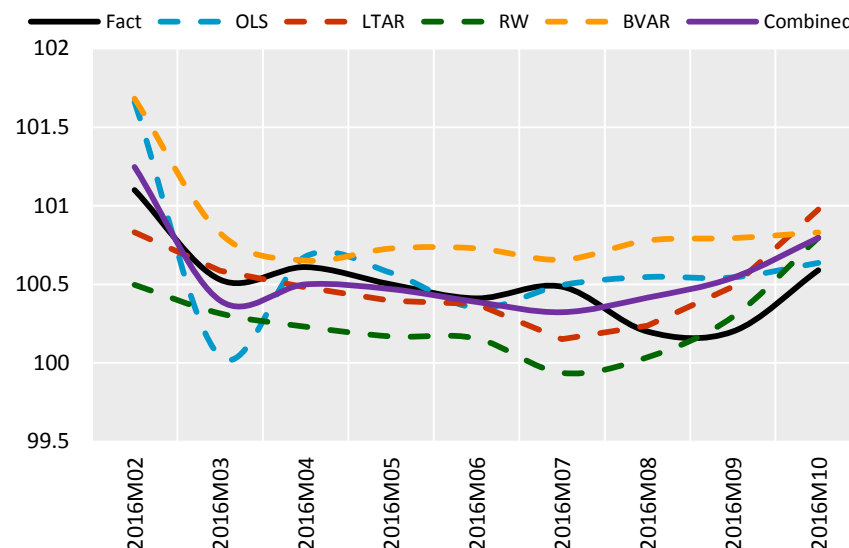
Қыркүйек 2016 ж. – мамыр 2017 ж.



Қараша 2015 ж. – шілде 2016 ж.



Ақпан 2016 ж. – қазан 2016 ж.



2-сурет. SSCIF бойынша нақты іріктеудің әртүрлі тестілеу учаскелерінде Қазақстандағы (ТБИ %-бен м/м) инфляцияның іріктеуден тыс жалған болжамдарының нақтылығының сандық бағалануы

Желтоқсан 2014 ж. – тамыз 2015 ж.

	OLS	LTAR	RW	BVAR	Combined
MAPE	0.47	0.14	1.12	0.48	0.34
MAE	0.61	0.16	1.15	0.61	0.42
RMSE	0.47	0.14	1.13	0.49	0.35

Қыркүйек 2016 ж. – мамыр 2017

	OLS	LTAR	Ж. RW	BVAR	Combined
MAPE	0.39	0.33	2.47	0.48	0.32
MAE	0.45	0.37	2.56	0.56	0.40
RMSE	0.40	0.34	2.55	0.49	0.32

Қараша 2015 ж. – шілде 2016 ж.

	OLS	LTAR	RW	BVAR	Combined
MAPE	0.41	0.57	0.42	1.06	0.55
MAE	0.69	0.71	0.83	1.17	0.65
RMSE	0.41	0.58	0.42	1.08	0.56

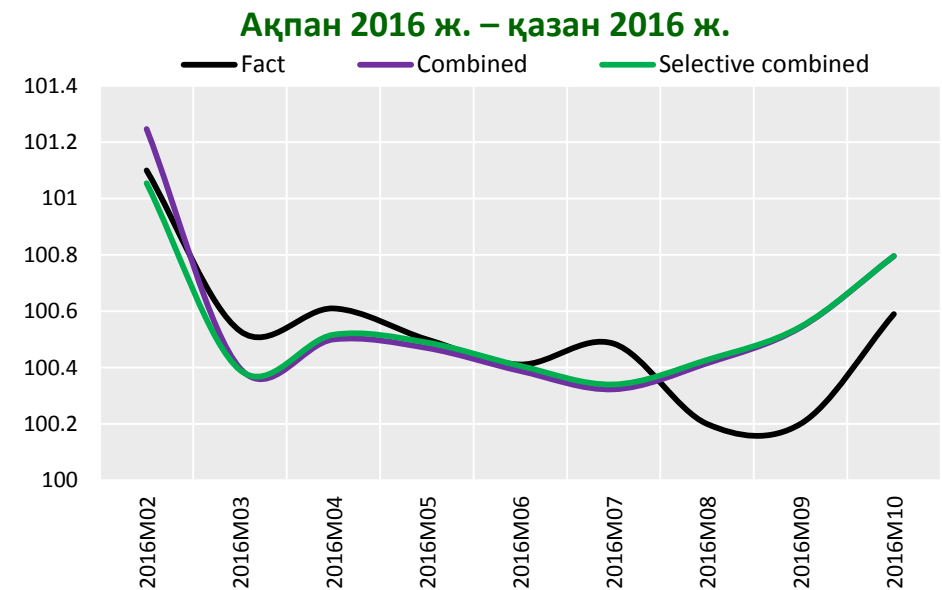
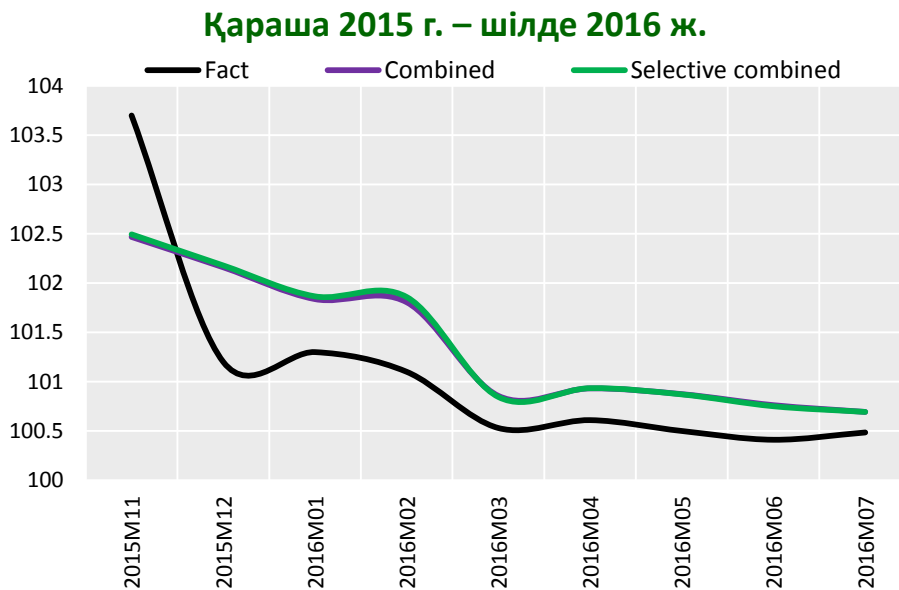
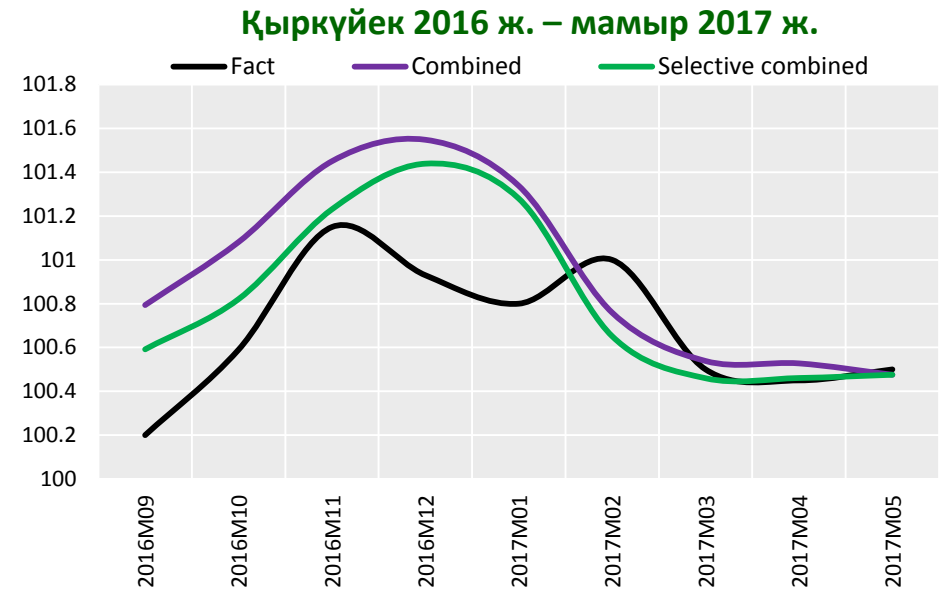
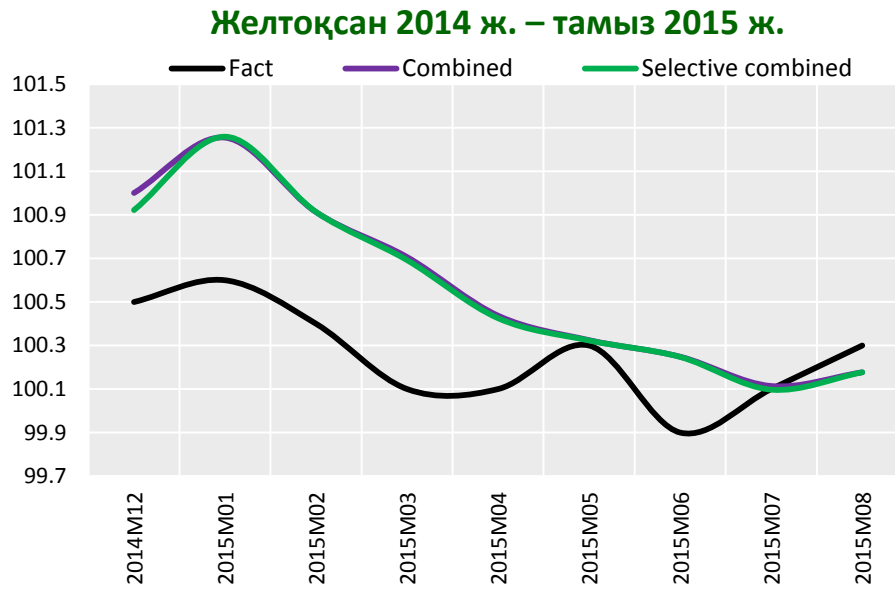
Ақпан 2016 ж. – қазан 2016 ж.

	OLS	LTAR	RW	BVAR	Combined
MAPE	0.22	0.18	0.31	0.34	0.15
MAE	0.30	0.22	0.35	0.39	0.18
RMSE	0.22	0.18	0.31	0.34	0.15

Нақтылықты білдіретін түстік шкала



3-сурет. SSCIF бойынша нақты іріктеудің әртүрлі тестілеу учаскелерінде Қазақстандағы (ТБИ %-бен м/м) инфляцияның іріктеуден тыс жалған болжамдарының «классикалық» және селективтік бірігуін салыстыру



4-сурет. SSCIF бойынша нақты іріктеудің әртүрлі тестілеу учаскелерінде Қазақстандағы (ТБИ %-бен м/м) инфляцияның іріктеуден тыс жалған болжамдарының «классикалық» және селективтік бірігу нақтылығын сандық бағалау

Желтоқсан 2014 ж. – тамыз 2015 ж. Қыркүйек 2016 ж. – мамыр 2017 ж. Қараша 2015 ж. – шілде 2016 ж. Ақпан 2016 ж. – қазан 2016 ж.

Болжам (айлар) шегі	RMSE	
	Combined	Selective combined
1	0.501	0.422
2	0.578	0.541
3	0.556	0.532
4	0.569	0.547
5	0.523	0.503
6	0.440	0.423
7	0.427	0.412
8	0.375	0.361
9	0.347	0.334

Болжам (айлар) шегі	RMSE	
	Combined	Selective combined
1	0.594	0.392
2	0.543	0.311
3	0.462	0.234
4	0.501	0.303
5	0.508	0.339
6	0.464	0.340
7	0.403	0.297
8	0.362	0.262
9	0.325	0.235

Болжам (айлар) шегі	RMSE	
	Combined	Selective combined
1	1.232	1.206
2	1.096	1.092
3	0.910	0.917
4	0.859	0.877
5	0.752	0.765
6	0.681	0.691
7	0.637	0.645
8	0.601	0.607
9	0.557	0.563

Болжам (айлар) шегі	RMSE	
	Combined	Selective combined
1	0.147	0.045
2	0.140	0.092
3	0.130	0.093
4	0.105	0.072
5	0.089	0.059
6	0.101	0.073
7	0.117	0.095
8	0.145	0.126
9	0.152	0.135

Нақтылықты білдіретін
түстік шкала

нақтырақ емес  барынша нақты

5-сурет. 2016 жылғы қазан – 2017 жылғы тамыз аралығындағы SSCIF бойынша Қазақстандағы инфляцияның (ТБИ %-бен м/м) шынайы іріктеуден тыс болжамын және деректі салыстыру

