

КОМПЛЕКС МОДЕЛЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ІНДЕКСУ СПОЖИВЧИХ ЦІН

НАДІЯ ШАПОВАЛЕНКО^a

^aНаціональний банк України
Email: Nadiia.Shapovalenko@bank.gov.ua

Анотація

У статті розглядається набір моделей, які Національний банк України використовує для короткострокового прогнозування компонентів ІСЦ (індекс споживчих цін). Досліджено точність прогнозування таких економетричних моделей: одновимірні моделі, моделі векторної авторегресії (VAR), доповнені факторами VAR (FAVAR), баєсівські VAR-моделі та моделі коригування похибки. Результати свідчать, що майже для всіх компонентів є моделі, що перевершують еталонні моделі авторегресії (AR). Однак найкраща модель на кожному горизонті для кожного компонента є різною. Комбіновані прогнози, отримані шляхом усереднення прогнозів моделей, дають якісно кращі прогнозні значення. Зокрема, комбіновані прогнози є найбільш точними для базової інфляції, а для індексу цін на сирі продукти харчування вони частіше, ніж інші типи моделей, можуть перевершувати AR-еталон. Це дослідження також приділяє увагу проблемі обмеженості даних у воєнний час та пропонує шляхи вдосконалення поточного набору моделей для прогнозування ІСЦ.

Класифікація JEL C32, C51, C52

Ключові слова Короткострокове прогнозування, ІСЦ, оцінка прогнозу

Подяки: Авторка висловлює вдячність за цінні зауваження та пропозиції своїм колегам із Національного банку України, особливо Антону Грую та Андрію Цапіну. Окрема вдячність анонівному рецензенту за надані ідеї щодо того, як реструктурувати роботу і зробити деякі питання більш всеохоплюючими. Також авторка висловлює подяку Массіміліано Марчелліно, професору економетрики економічного факультету Університету Бокконі, за його корисні коментарі.

1. ВСТУП

У 2016 році Національний банк України (НБУ) де-факто запровадив режим інфляційного таргетування (IT). В умовах цього режиму розроблення точних та обґрунтованих прогнозів інфляції є складним, але необхідним завданням для успішної реалізації монетарної політики. Зазвичай для середньострокового прогнозу, який охоплює два-чотири роки, застосовуються структурні та напівструктурні моделі, тоді як для короткострокового прогнозу використовуються різноманітні економетричні моделі. Середньострокові прогнози допомагають центральним банкам гнучко та адекватно реагувати на різні економічні шоки, які можуть виникнути, однак короткострокові прогнози також мають велике значення для політиків: вони слугують відправною точкою для середньострокових прогнозів та аналізу політики.

Розроблення комплексу моделей для короткострокового прогнозування ІСЦ в Національному банку розпочалося наприкінці 2016 року в межах плану створення чітко структурованої системи прогнозування та аналізу політики (FPAS). Першими типами розроблених моделей були прості авторегресійні (AR) моделі та модель коригування похибки (ECM), спрямовані на прогнозування одного з

основних компонентів ІСЦ – індексу цін на сирі продукти харчування (ІСПХ). Згодом було розроблено нові типи моделей для прогнозування складових базової інфляції. Зокрема, у 2021 році набір моделей для ІСПХ та базового ІСЦ складався з таких типів: одновимірні моделі (AR, ARMA), моделі векторної авторегресії (VAR), доповнені факторами VAR (FAVAR), баєсівські VAR (BVAR) моделі та моделі коригування похибки (ECM). Ці моделі враховують особливості української економіки та ґрунтуються на досвіді центральних банків країн-аналогів. Важливо зазначити, що остаточний прогноз поєднує результати модельних прогнозів та експертних оцінок. Крім того, для першого місяця прогнозу також використовується наукастінг на основі вебскрепінгу. Детальну інформацію щодо онлайн-індексів цін, які використовуються для наукастінгу, можна знайти у Faryna et al. (2018).

Метою цієї статті є огляд набору економетричних моделей, що використовуються НБУ для короткострокового прогнозування ІСЦ, оцінка точності прогнозу за цими моделями та розроблення рекомендацій щодо подальшого вдосконалення наявних моделей.

Для короткострокового прогнозування інфляції в центральних банках зазвичай застосовуються різні методи: від простих одновимірних моделей до великих

динамічних факторних моделей та баєсівського висновування. Одновимірні моделі є популярним інструментом для побудови висхідних прогнозів (Alvarez and Sanchez, 2017). Тоді як багатовимірні моделі здатні включати велику кількість економічної інформації в процес короткострокового прогнозування (Akdogan et al., 2012). Наявність великої кількості даних зумовлює зростання складності моделей та, відповідно, збільшення кількості параметрів моделей, які слід оцінити. Одним із найпростіших способів вирішення цієї проблеми є побудова моделі випереджаючих індикаторів шляхом використання як регресорів або головних компонентів, отриманих з набору даних, або кожного ряду окремо з подальшим об'єднанням отриманих прогнозів. Можна застосовувати динамічні факторні моделі, оскільки вони не тільки виграють від використання інформації з великих масивів даних, але й ураховують проблему незбалансованості даних та мають хороші прогностичні властивості. Іншим способом подолання проблем розмірності є застосування баєсівських методів.

Автори деяких досліджень стверджують, що за наявності великого набору альтернативних прогнозів варто комбінувати їх, а не обирати один з них (Kapetanios et al., 2007, та Bjornland et al., 2008). Для перевірки гіпотези про те, що комбінований прогноз, отриманий шляхом простого усереднення всіх наявних альтернативних прогнозів, є більш точним та надійним, ми маємо намір розрахувати комбіновані прогнози та оцінити їх точність.

Результати свідчать, що майже для всіх компонентів є моделі, що перевершують еталонні AR-моделі. Однак найкраща індивідуальна модель для кожного компонента відрізняється на кожному горизонті. Комбіновані прогнози, отримані шляхом усереднення прогнозів моделей, дають якісні та надійні результати: для базової інфляції комбіновані прогнози є найбільш точними, тоді як для індексу цін на сирі продукти харчування вони можуть перевершувати еталонну AR-модель частіше, ніж інші типи моделей.

Через брак даних, особливо для базових компонентів, відносно короткої період вибірки для оцінки прогнозу є суттєвим обмеженням. Крім того, період дослідження охоплює час відновлення після фінансової кризи та військового конфлікту, перехід до режиму ІТ у 2016 році, а також пандемію COVID-19. Усі ці специфічні шоки можуть впливати на поведінку макроекономічних змінних та взаємозв'язки між ними. Саме тому результати дослідження можуть бути чутливими до розміру вибірки, а також досліджуваного періоду.

Для того, щоб вирішити питання зміни режиму ІТ, ми оцінили та проаналізували описову статистику для компонентів ІСЦ для підвбірок "до ІТ" та "після ІТ". Розглянуто дві вибірки "до ІТ": одна враховує весь період до 2016 року, тоді як альтернативна вибірка не враховує початку 2015 року – період, коли Україна пережила величезну номінальну девальвацію гривні. Варто зауважити, що, якщо не враховувати період девальвації, великої різниці в середніх значеннях не спостерігається. Це означає, що різниця переважно пояснюється ефектом переносу обмінного курсу на інфляцію. Щоб вирішити цю проблему, ми додаємо обмінний курс як контрольну змінну в багатовимірні та як фіктивну змінну в одновимірні моделі.

Для періоду кризи, спричиненої пандемією COVID-19, ми порівнюємо відсоткове співвідношення типів моделей, які мають найбільшу точність для різних горизонтів і компонентів для всієї вибірки прогнозування та для періоду пандемії COVID-19. Результати показують, що в період пандемії COVID-19 найбільш точним є інший набір моделей порівняно з набором для всієї вибірки прогнозування. У кризові періоди саме моделі з широким набором інформації є більш ефективними, а експертні оцінки можуть суттєво підвищити точність прогнозів.

Ця праця доповнює наявну на сьогодні літературу, оскільки в ній представлено комплекс моделей для короткострокового прогнозування інфляції в Україні та проаналізовано їх прогностичні властивості. Прогнози інфляції, отримані за допомогою цього набору моделей, надають політикам корисний інструмент для оцінки поточного економічного розвитку та змін у найближчому майбутньому.

Стаття структурована таким чином. У розділі 2 розглядаються методи короткострокового прогнозування інфляції в центральних банках. У розділі 3 описано набір моделей, що використовуються для прогнозування ІСЦ в НБУ. Розділ містить теоретичну та емпіричну частини. У розділі 4 представлено та проаналізовано прогностичні властивості моделей. У заключному, п'ятому розділі зроблено висновки та надано деякі рекомендації щодо поліпшення прогностичних характеристик моделей.

2. ПОРІВНЯННЯ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ІСЦ У ЦЕНТРАЛЬНИХ БАНКАХ

Для короткострокового прогнозування інфляції центральні банки зазвичай застосовують різні підходи та методи. Далі розглянуто методи короткострокового прогнозування таких центральних банків: Банк Іспанії (BoS), Національний банк Польщі (NBP), Центральний банк Боснії і Герцеговини (CBBH), Банк Англії (BoE), Центральний банк Турецької Республіки (CBRT), Банк Норвегії (BoN), Резервний банк Нової Зеландії (RBNZ), Європейський центральний банк (ECB) та Банк Франції (BoF).

Інформацію про методи короткострокового прогнозування інфляції в цих центральних банках, а також посилання на них наведено в таблиці А1.

Розглянувши методи моделювання, що використовуються різними центральними банками, можна зробити такі висновки.

По-перше, не всі центральні банки зосереджуються на модельному прогнозі саме загального ІСЦ. Деякі з них (Банк Іспанії, Банк Норвегії та Центральний банк Турецької Республіки) виключають ціни на продукти харчування, енергоносії або адміністративно регульовані ціни (переважно ціни на тютюнові вироби) із загального ІСЦ через високу волатильність та погану передбачуваність цих компонентів. Однак інші стверджують, що такий підхід не годиться для країн з високою часткою цих волатильних груп (Центральний банк Боснії і Герцеговини), оскільки інфляція без урахування цін на продукти харчування та енергоносії суттєво відрізняється від інфляції, з якою стикається типове домогосподарство в країні. У більшості досліджень горизонт короткострокового

прогнозування варіюється від двох до чотирьох кварталів. Європейський центральний банк має ще ширший горизонт – шість кварталів. Резервний банк Нової Зеландії застосовує моделі короткострокового прогнозування для середньострокового прогнозування інфляції як перехресну перевірку прогнозів основних моделей і, таким чином, має горизонт прогнозування у вісім кварталів. Модель MAPI у Банку Франції надає як місячні прогнози на 12 місяців, так і кварталні прогнози на 12 кварталів.

По-друге, усі досліджувані банки використовують різні типи моделей, починаючи від простих одновимірних моделей до великих динамічних факторних моделей та баєсівського висновування. Одновимірні моделі є популярним інструментом для побудови висхідних прогнозів, але вони здебільшого застосовуються за високого ступеня дезагрегації (наприклад, 120 компонентів у Банку Іспанії). Така стратегія дає змогу включити в прогноз більш детальну інформацію щодо кожного компонента.

Натомість Європейський центральний банк та Банк Англії використовують багатофакторні моделі для прогнозування меншої кількості компонентів ІСЦ. Оскільки в процесі короткострокового прогнозування потрібно врахувати великий обсяг економічної інформації, додатково до стандартних моделей VAR та моделей з одним рівнянням багато центральних банків застосовують методи та підходи, які дають змогу узагальнити інформацію, що міститься у великих масивах даних, за рахунок зменшення їх розмірності (тобто скорочення простору параметрів). Найпростішим способом є побудова моделей випереджаючих індикаторів (Національний банк Польщі, Банк Норвегії) шляхом використання як регресорів або головних компонентів, отриманих з набору даних або кожного ряду окремо, з подальшим об'єднанням отриманих прогнозів. Динамічні факторні моделі також набувають все більшої популярності в центральних банках (Центральний банк Турецької Республіки, Національний банк Польщі, Банк Норвегії), оскільки вони не тільки використовують інформацію з великих масивів даних, але й ураховують проблему незбалансованості даних (так званий "нерівний край") та мають хороші прогнозні властивості.

Іншим варіантом подолання проблем розмірності є застосування баєсівських методів. BVAR використовуються в Національному банку Польщі, Центральному банку Турецької Республіки, Банку Норвегії, Європейському центральному банку, Резервному банку Нової Зеландії та Центральному банку Боснії і Герцеговини. Основною перевагою баєсівської оцінки є те, що вона здатна доповнити інформацію, що міститься в даних, експертною інформацією. Під час побудови прогнозу BVAR-моделі можуть використовувати дуже велику кількість даних та водночас не мають проблем з надмірною точністю моделі (overfitting), і, як зазначається в розглянутих працях, прогнози BVAR-моделей є точними та адекватними. У баєсівському аналізі дуже важливою частиною побудови моделі є вибір правильного апріорного розподілу. У центральних банках використовуються різні типи апріорних розподілів: Міннесота (Центральний банк Турецької Республіки, Європейський центральний банк, Центральный банк Боснії і Герцеговини) або неінформативний, або спряжений нормальний обернений Вішарта (Банк Норвегії).

Деякі центральні банки також використовують у процесі прогнозування модифікації кривої Філіпса, оскільки вона вважається канонічною економічною моделлю для прогнозування інфляції. Зокрема, як Банк Іспанії, так і Національний банк Польщі додають до рівняння ретроспективний елемент. Національний банк Польщі використовує витрати на одиницю продукції (заміник граничних витрат) замість розриву випуску. Тоді як Центральний банк Турецької Республіки оцінює криву Філіпса зі змінюваними в часі параметрами.

По-третє, для врахування невизначеності та умовного характеру прогнозу більшість центральних банків переважно використовують прогнози щільності розподілу, а не точкові прогнози. Крім того, оскільки всі банки мають набір моделей, постає питання, чи потрібно об'єднувати прогнози або визначити базову модель, а інші використовувати як додаткові. У документі Банку Норвегії рекомендується комбінувати прогнози: "Наступне покоління фахівців з макроекономічного моделювання, які працюють у центральних банках, де запровадили таргетування інфляції, повинне адаптувати методологію прогнозування погоди, відому як "ансамблеве моделювання". Національний банк Польщі, Центральний банк Турецької Республіки, Банк Іспанії та Банк Норвегії повідомляють, що комбіноване прогнозування є кращим, ніж будь-яка окрема модель. Однак прогнози можуть комбінуватися по-різному. Банк Іспанії та Центральний банк Турецької Республіки використовують ваги на основі RMSE, тоді як NBP використовує лог-прогнозну оцінку (log-predictive score) всередині груп моделей та вирівнювання ваги між групами. У Банку Норвегії ваги, присвоєні різним моделям, змінюються протягом кварталу у міру оприлюднення нових даних. Деякі банки (Банк Норвегії, Центральний банк Турецької Республіки, Резервний банк Нової Зеландії, Національний банк Польщі) застосовують стратегію побудови великих наборів однотипних моделей, а потім об'єднують прогнози, отримані за допомогою кожного типу моделей. Така процедура впроваджена з метою уникнення нестабільності моделей, спричиненої значною невизначеністю щодо специфікацій моделей (наприклад, вибір довжини лагу, вибірки даних, змінних, що включаються, тощо).

По-четверте, залежно від типу моделі прогнози можуть бути умовними або безумовними. Умовний прогноз ґрунтується на припущенні про майбутню траєкторію показників, які визначають інфляцію. Таким чином, обумовленість надає прогнозам більшої реалістичності. Це полегшує інтерпретацію прогнозів та побудову наративу навколо них. Однак припущення стосовно значення цих факторів можуть відрізнятись від фактичних значень, що призведе до збільшення похибки прогнозу.

По-п'яте, багато центральних банків повідомляють, що моделі BVAR прогнозують краще, ніж інші моделі (Центральний банк Боснії і Герцеговини, Центральный банк Турецької Республіки, Європейський центральний банк). Для інфляції в Іспанії найкращою моделлю є багатофакторна модель. А саме модель передавальної функції, яка складається з одного рівняння, що описує взаємозв'язок між основними компонентами інфляції та різними пояснювальними змінними. У робочому документі Центрального банку Турецької Республіки автори стверджують, що багатовимірні моделі перевершують одновимірні моделі з точки зору

прогнозування інфляції, оскільки "багатомірні моделі використовують більші масиви даних, які, ймовірно, містять більше інформації про інфляцію порівняно з одновимірними моделями". Натомість у прогнозуванні інфляції в Норвегії клас моделей випереджаючих індикаторів виявився найкращим у більшості випадків на всіх горизонтах. Таким чином, для Банку Норвегії наявність широкого набору інформації, схоже, не додає додаткової цінності. Що стосується моделей кривої Філіпса, то в цілому вони демонструють гірші прогнозні характеристики порівняно з іншими моделями, однак можуть бути корисними для визначення впливу змін у попиту на інфляцію.

Отже, Національний банк застосовує ті самі методи короткострокового прогнозування інфляції, що й інші центральні банки світу. Оскільки різні банки використовують різні критерії точності, беруть до уваги різні горизонти прогнозування та різні цінові індекси (ІСЦ або різні компоненти ІСЦ), кількісно порівняти точність прогнозів Національного банку та центральних банків-аналогів не є можливим. Однак можна порівняти, чи є найбільш точними для прогнозів НБУ ті самі класи моделей, що й в інших центральних банках, а також дослідити питання точності комбінованих прогнозів.

3. ПРОГНОЗУВАННЯ ІНДЕКСІВ СПОЖИВЧИХ ЦІН В УКРАЇНІ

3.1. Стилізовані факти ІСЦ

Протягом останніх двох десятиліть інфляція в Україні була відносно високою: середньорічний приріст становив близько 10%. Починаючи з 2005 року Україна мала два епізоди, коли інфляція перевищувала 20%.

У 2008 році, на початку світової фінансової кризи, українська економіка була перегріта. Незважаючи на уповільнення темпів зростання ВВП під час кризи, зростання споживання разом із м'якою фіскальною політикою, спрямованою на підвищення соціальних стандартів, призвело до суттєвого зростання мінімальної заробітної плати, що підштовхнуло ціни вгору.

Під час Великої рецесії Україна зазнала різкого шоку змін умов торгівлі: ціни на сталь (у 2008 році сталь становила близько 40% експорту та 15% ВВП) суттєво знизилася, тоді як ціни на імпортовані енергоносії залишалися високими через поступову відмову від російських газових субсидій. Шок від змін умов торгівлі мав значний вплив на реальний сектор. Крім того, після масового відпливу депозитів уже почала проявлятися значна напруга в банківській системі. Втрата довіри всередині країни призвела до міграції капіталу з гривні в іноземну готівку. У цілому це спричинило значну девальвацію гривні, падіння реального ВВП та скорочення дефіциту поточного рахунку у 2009 році.

У 2010–2011 роках економіка почала відновлюватися. Інфляція знизилася до однозначних показників, обмінний курс стабілізувався, відновилося зростання споживання та номінальної заробітної плати.

У 2012–2013 роках інфляція наблизилася до нуля через слабку економічну активність (річне зростання ВВП становило 0.2–0.0%). Утримання стабільного обмінного курсу призвело до накопичення величезних дисбалансів в економіці. У 2014 році ці дисбаланси разом з військовим конфліктом на сході країни призвели до гострої економічної кризи з падінням реального ВВП на 10% у 2015 році, різкою девальвацією

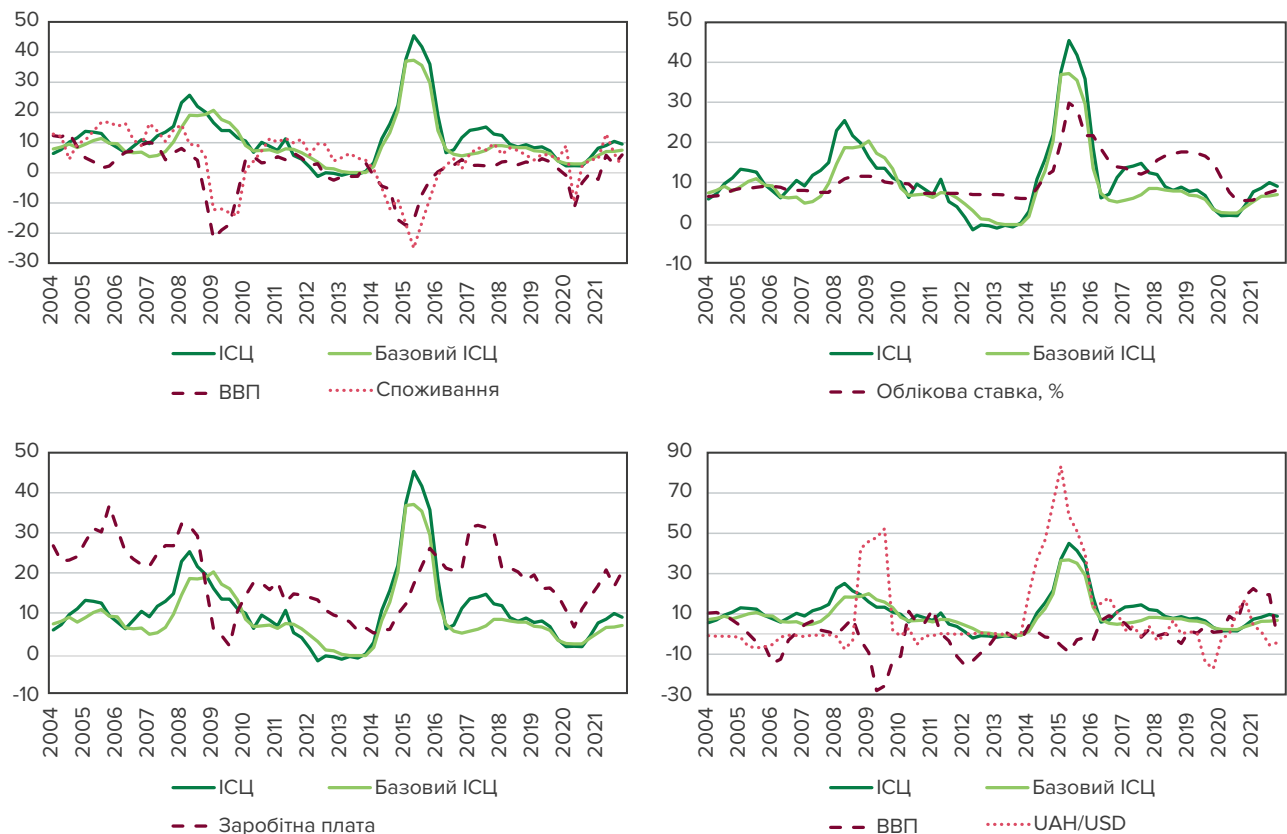


Рисунок 1. Основні економічні показники, річні зміни в логарифмах

гривні та інфляцією, яка навесні 2015 року досягла піку майже 60% у річному вимірі. Варто зазначити, що природа двох епізодів високої інфляції (2008 та 2015 років) відрізняється: другий інфляційний сплеск був викликаний девальвацією гривні, тоді як у 2008 році зростання інфляції було ознакою перегріву економіки.

У серпні 2015 року НБУ оголосив про перехід до режиму таргетування інфляції з метою перелому висхідного інфляційного тренду та стабілізації економіки. Де-факто він перейшов до режиму інфляційного таргетування у 2016 році, встановивши такі цілі для інфляції:

- 12% +/- 3 в. п. на кінець 2016 року;
- 8% ± 2 в. п. на кінець 2017 року;
- 6% ± 2 в. п. на кінець 2018 року;
- 5% ± 1 в. п. на кінець 2019 року та надалі.

Основним інструментом режиму інфляційного таргетування є короткострокова процентна ставка, а додатковим – валютні інтервенції. Для зниження інфляції до цілі Національний банк підвищує процентну ставку з метою стримування попиту та послаблення інфляційного тиску. Таким чином, стратегія поступового приведення інфляції до цілі була обрана свідомо, щоб мінімізувати негативний вплив дезінфляції на економічне зростання.

Загалом процес дезінфляції, що розпочався у 2016 році, пройшов успішно, і в 2019 році інфляція споживчих цін поступово знизилася до шестирічного мінімуму – 4.1%. Таким чином, Національний банк нарешті досягнув своєї цілі 5% ± 1 в. п. Середнє зростання ВВП у 2016–2019 роках становило 2.8%.

2020 рік приніс новий виклик: пандемія COVID-19 стала справжнім шоком, який вплинув на всі сфери економіки. На початку пандемії COVID-19 змінилася споживча поведінка домогосподарств. У першій половині 2020 року під час посилення карантину частина товарів та послуг не споживалася, оскільки їх продаж був заборонений або обмежений. Таким

чином, домогосподарства скоротили витрати на ці статті. Можливість працювати дистанційно вплинула на попит на одяг і транспортні послуги. Падіння попиту на багато товарів та послуг другорядної потреби спричинило зниження цін. Через слабкий попит значно знизилася ціна на паливо. Водночас істотно зросли ціни на окремі сирі продукти харчування, що пов'язано як з нижчим, ніж очікувалося, врожаєм, так і з подорожчанням продовольства на світових ринках.

Крім того, на структуру споживчих витрат вплинули фізичні обмеження на споживання окремих товарів та послуг, зміна попиту на тлі поширення дистанційної роботи та навчання, а також висока невизначеність щодо перебігу пандемії. Зміни у структурі споживання під час COVID-19 можуть бути не повною мірою відображені в офіційних розрахунках ІСЦ, оскільки відповідно до "Посібника з індексу споживчих цін: Теорія і практика" (2004) має зберігатися стабільність вагової структури індексу цін.

Національний банк розрахував новий індекс цін зі скоригованою ваговою структурою ІСЦ для аналізу впливу змін у споживанні. За оцінкою НБУ, ковідна інфляція на кінець 2020 року перевищила офіційну інфляцію на 0.2–0.6 в. п. Це в цілому відповідає результатам, отриманим іншими країнами. До того ж, ураховуючи статистичні властивості ІСЦ (див. середні значення та відхилення компонентів ІСЦ на рисунку 2), таке відхилення від офіційної інфляції, ймовірно, не має суттєвого впливу на точність прогнозу за моделями. Загалом, будучи нижчою за ціль упродовж 2020 року, інфляція повернулася до цілі в грудні 2020 року. Однак у 2021 році споживча інфляція прискорилося та перевищила ціль насамперед через подорожчання енергоносіїв та окремих сирих продуктів харчування.

Отже, підсумуємо: останні економічні події в Україні свідчать про те, що поряд із внутрішніми умовами зовнішні ціни та обмінний курс є іншими важливими факторами інфляції, які слід враховувати під час прогнозування інфляції в Україні.

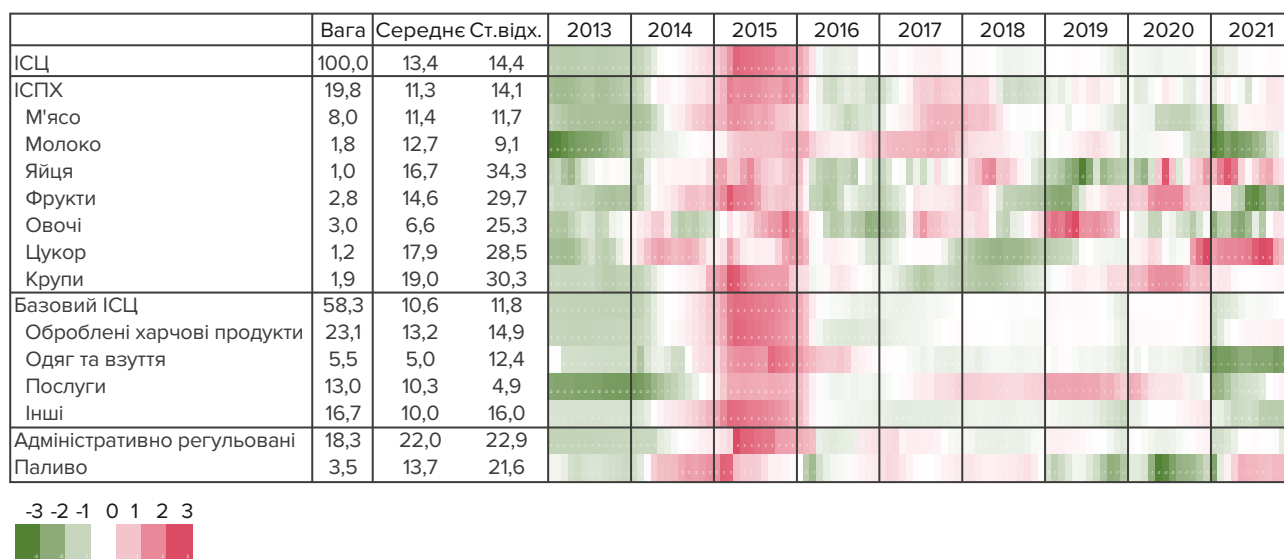


Рисунок 2. Теплова мапа компонентів ІСЦ

Примітка. Теплова мапа побудована для зміни компонентів ІСЦ у відсотках до попереднього року, на кінець періоду, всі індекси нормалізовані. Ваги є середніми за 2016–2021 роки, середні значення та стандартні відхилення розраховані за 2013–2021 роки.

3.2. Фактори впливу на динаміку компонентів ІСЦ

Національний банк використовує споживчу інфляцію (тобто темп приросту ІСЦ у річному вимірі) як цільовий орієнтир. ІСЦ відображає зміну ринкових цін кошика споживчих товарів та послуг. Він складається із 328 компонентів. Ваги товарів, що входять до кошика, є динамічними і можуть коригуватися відповідно до змін у структурі споживання та в типах товарів, що споживаються.

Динаміка компонентів не є однорідною: їх базові характеристики (середнє значення та стандартне відхилення) широко варіюються. Щоб полегшити аналіз таких часових рядів використовують теплову мапу, яка візуально відображає відносні рівні інфляції різних компонентів ІСЦ (як у McGillicuddy and Ricketts, 2015 та Álvarez and Sánchez, 2017). Теплові мапи для деяких компонентів українського ІСЦ представлені на рисунку 2 (більш детальна теплова мапа, що містить 92 позиції, представлена на рисунку Б1). Як бачимо, для різних складових ІСЦ періоди підвищення або зниження цін, а також причини такої динаміки різняться. Наприклад, у середині 2020 року суттєво знизилася лише ціна на паливо внаслідок падіння світових цін на нафту. У 2019 році зростання цін на послуги було спричинене зміною тарифів на транспорт та зв'язок, тоді як зростання цін на овочі – несприятливими погодними умовами. Такі приклади показують, що поряд з аналізом загальних факторів впливу на інфляцію варто розділити ІСЦ на групи та розглянути фактори, які є специфічними для кожної групи. У цьому дослідженні ми розглянемо чотири основні складові ІСЦ: базовий ІСЦ, індекс цін на сирі продукти харчування (ІСПХ), ціни на паливо та ціни на адміністративні послуги.

ІСПХ (індекс цін на сирі продукти харчування)

Індекс цін на сирі продукти харчування становить 19.8% від кошика ІСЦ. Цей індекс складається з таких компонентів: "м'ясо", "молоко", "яйця", "крупни", "фрукти", "овочі" та "цукор" (див. Динаміку складових ІСЦ на рисунку 3). ІСПХ вважається найбільш волатильним компонентом ІСЦ з кількох причин. По-перше, сирі продукти харчування є нееластичними за попитом, тобто споживач не може з'їсти вдвічі більше продуктів харчування лише тому, що ціна на них суттєво знизилася. По-друге, швидке пристосування до шоку пропозиції в короткостроковому періоді також є складним завданням, тобто на виробництво продукції рослинництва і тваринництва впливають погодні умови та хвороби. Якщо врожай знищується через несприятливі погодні умови, потрібен час, щоб виростити новий.

ІСПХ визначається більше факторами пропозиції, ніж попиту. Важливими чинниками для індексу є виробництво та врожай. Для того, щоб вирішити, які фактори слід брати до уваги, тобто які компоненти залежать не лише від врожаю чи виробництва, а й від обмінного курсу та цін на міжнародних ринках, варто проаналізувати баланс споживання, а саме: частку експорту у виробництві та частку імпорту у споживанні. Повний набір графіків можна знайти на рисунку Б2. У цілому графіки балансів споживання показують, що для груп "крупни", "м'ясо", "молоко" та "фрукти" важливу роль відіграють зовнішні фактори.

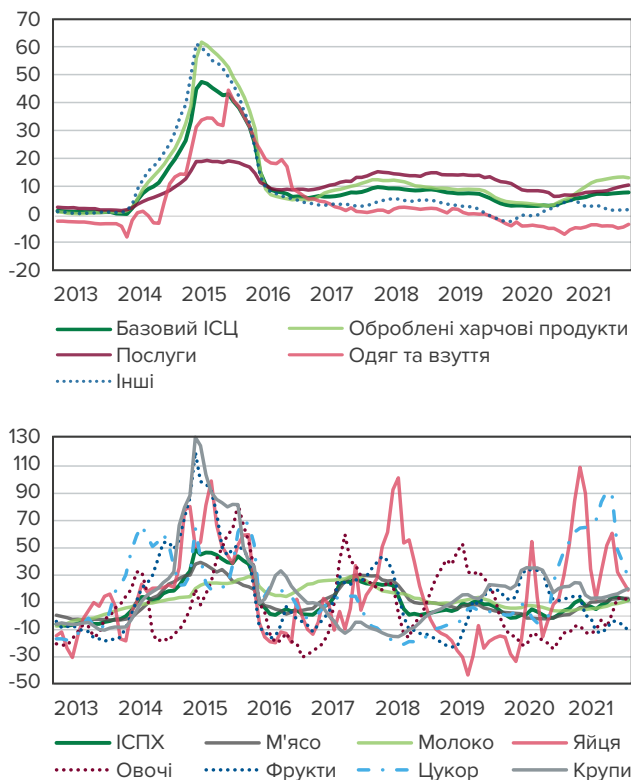


Рисунок 3. Динаміка складових ІСЦ, відсоткова зміна за 12 місяців

Оскільки спостерігається тенденція до збільшення експорту яєць та цукру, то валютний курс та ціни на зовнішніх ринках можуть бути враховані і для цих груп товарів.

Варто зазначити, що сезонні коливання цін на продовольчі товари більш виражені, ніж на інші товари. Ця сезонність зумовлена особливостями виробництва (наприклад, картопля та овочі вирощуються та споживаються переважно всередині країни і мають більш виражену сезонність, ніж м'ясо, яке є предметом міжнародної торгівлі) та коротким терміном зберігання (сезонність групи "оброблені харчові продукти" є менш вираженою, ніж в ІСПХ).

Базовий ІСЦ

Базовий ІСЦ становить 58% від кошика ІСЦ та складається з чотирьох основних компонентів: "оброблені харчові продукти", "одяг та взуття", "послуги" та "інші".

Оскільки Україна перейшла до режиму інфляційного таргетування, облікова ставка має впливати на найменш волатильну та найбільш релевантну для монетарної політики частину ІСЦ. Однак, урахувавши середньострокову орієнтацію монетарної політики і те, що дослідження спрямоване на короткострокове прогнозування, варто також розглянути інші індикатори, релевантні для короткострокового періоду.

Оскільки вважається, що базова інфляція більшою мірою залежить від попиту, показник номінальної заробітної плати є хорошим індикатором змін у попиті, оскільки він публікується на щомісячній основі, а припущення щодо його динаміки протягом прогнозного періоду також є доступними.

Динаміка обмінного курсу є ще одним важливим чинником: коли відбулася девальвація у 2015 році, ефект переносу мав найбільший вплив на групи "оброблені харчові продукти" та "інші" (ці групи мають більш інтенсивний колір на тепловій карті у 2015 році). Основною причиною такої поведінки, ймовірно, є висока частка імпорту в цих двох групах. Натомість найменший вплив обмінного курсу на групу "послуги" пояснюється високою часткою неторговельних товарів у цій групі.

Ціни на паливо

Ціни на паливо становлять 4% у кошику ІСЦ. Ціни на паливо в національній валюті переважно залежать від номінального обмінного курсу та цін на нафту на міжнародних ринках, оскільки Україна є нетто-імпортером енергоносіїв. Ціни на паливо не прогнозуються в межах моделей часових рядів і потребують лише припущень щодо номінального обмінного курсу, цін на нафту на міжнародних ринках та акцизного податку.

Адміністративно регульовані ціни

Адміністративно регульовані ціни становлять 18% кошика ІСЦ. Вони переважно складаються з цін і тарифів на житлово-комунальні послуги, транспортні послуги, алкогольні напої та тютюнові вироби. Оскільки динаміка цих цін значною мірою залежить від інформації про величину акцизного податку та інформації від місцевих органів влади щодо тарифів, для прогнозування цих цін доцільно використовувати не моделі часових рядів, а експертні оцінки.

Таким чином, загальний ІСЦ розбивається на менші компоненти, кожен з яких становить окрему підгрупу товарів та послуг. Набір моделей застосовується для двох компонентів ІСЦ, а саме: ІСЦ індексу цін на сирі продукти харчування та базового ІСЦ. Разом вони становлять 78% від загального ІСЦ. На основі аналізу, проведеного вище, показники, що використовуються в моделюванні, представлені на рисунку 4. Детальніша інформація про часові ряди, що використовуються в моделях, наведена в таблицях А1, А2.

3.3. Набір моделей, що використовуються Національним банком

Для короткострокового прогнозування інфляції в Україні Національний банк використовує кілька типів моделей: одновимірні моделі (AR, ARMA), векторні авторегресійні моделі (VAR), факторні доповнені VAR (FAVAR), баєсівські VAR (BVAR) та моделі коригування похибки (ECM). Кожен тип представлено та проаналізовано нижче.

Але перед тим, як обговорювати різні типи моделей для короткострокового прогнозування інфляції, варто звернути увагу на питання стабільності вибірки. По-перше, нестабільність може виникнути через зміну режиму монетарної політики. А саме, запровадження режиму ІТ у 2016 році могло змінити статистичні властивості даних. Якщо прогнози цінних індексів після 2016 року будуть отримані за моделями, оціненими за даними до 2016 року, це може призвести до величезних помилок прогнозування. Для перевірки того, чи змінилися статистичні властивості, проаналізовано середні значення, стандартні відхилення та коефіцієнти AR для ІСПХ та базової інфляції (див. рисунок Б3). Розглянуто дві вибірки "до ІТ": одна враховує весь період до 2016 року, а інша не враховує початок 2015 року, коли Україна пережила величезну номінальну девальвацію гривні. На рисунку показано, що якщо не враховувати період девальвації, то різниця в середніх не така вже й велика, що свідчить про те, що різниця переважно була викликана ефектом переносу обмінного курсу на інфляцію. Щоб вирішити цю проблему, додамо обмінний курс як контрольну змінну в багатомірні моделі. Тоді як для одновимірних моделей можливим рішенням є додавання фіктивних змінних (як описано в підрозділі "Моделі ARMA" нижче). Чітко простежується, що протягом періоду застосування ІТ значення стандартного відхилення для ІСПХ та базової інфляції зменшилися, що є досить поширеною ситуацією для країн, які впроваджують режим ІТ. Порівняймо, наприклад, як зменшилося стандартне відхилення інфляції після запровадження режиму ІТ в Новій Зеландії (Archer, 2000).

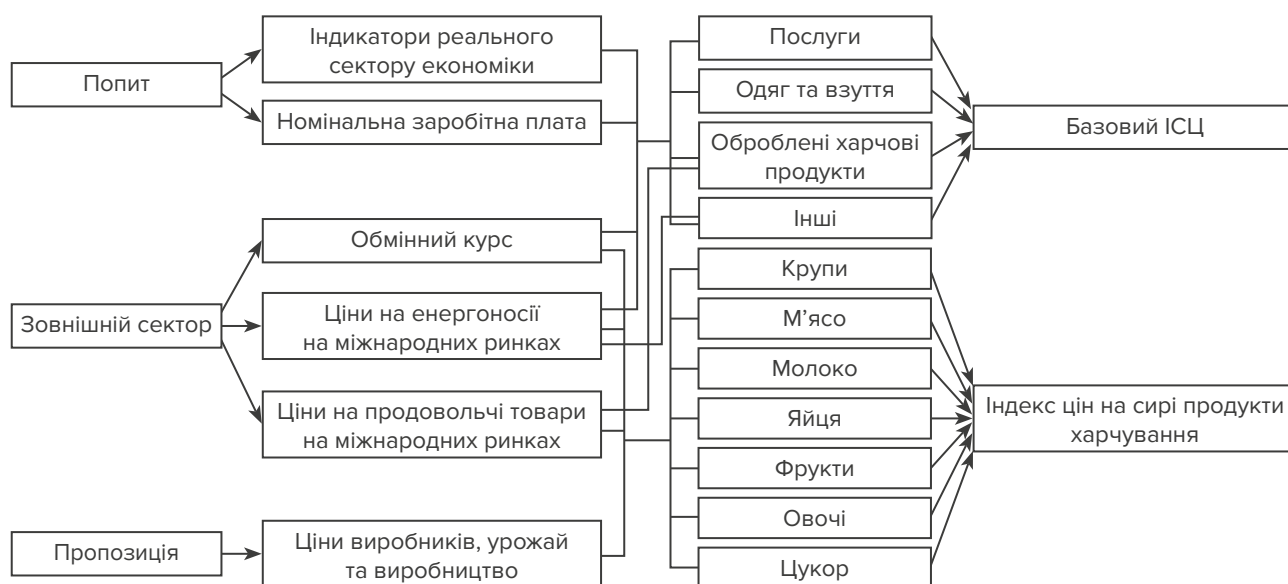


Рисунок 4. Чинники, що визначають динаміку складових ІСЦ

По-друге, нестабільність вибірки може бути зумовлена різними чинниками, які є специфічними для певної групи товарів. Наприклад, зміни в структурі споживання або виробництва (збільшення частки імпорту в споживанні або експорту у виробництві) можуть вплинути на коефіцієнти моделі. Аналогічно для врахування цих змін можуть використовуватися фіктивні змінні.

Авторегресійні (AR) моделі

Моделі часових рядів, які в цілому екстраполюють закономірності в історичних даних, вважаються найбільш придатними для короткострокового прогнозування (Galbraith and Tkacz, 2006). У літературі з прогнозування найпростіші одновимірні моделі зазвичай використовуються як еталон. Досить часто прогностичні властивості цих моделей виявляються кращими, ніж у великих моделей з багатьма рівняннями, таких як векторна авторегресія та традиційні структурні макроекономічні моделі. Крім того, маючи невелику кількість незалежних змінних, вони вважаються зручними для коротких вибірок даних.

Для прогнозування використовуються прості авторегресійні рівняння. Довжина лагу може бути обрана за різними критеріями (Акайке, Шварца, Ханнана – Куїна), однак, як правило, авторегресійна модель першого порядку слугує еталонною моделлю.

Рівняння авторегресії можна записати у такому вигляді:

$$dP_t^j = \alpha_0^j + \sum_{i=1}^l \alpha_i^j \cdot dP_{t-i}^j + \varepsilon_t^j, \quad (1)$$

де P_t^j – рівень ціни j -го компонента в момент часу t , dP_t^j – перша різниця в момент часу t , l^j – лаг в l періодів, ε_t^j – випадково розподілена похибка.

AR-рівняння використовуються як для прогнозування ІСПХ, так і для прогнозування компонентів базової інфляції. Для знаходження оптимальних лагів використано критерій Шварца. Результати оцінки детально представлені в таблиці А4. Вони свідчать, що компоненти базової інфляції мають більшу стійкість, ніж більшість компонентів ІСПХ. Це підтверджує початкове спостереження з розділу стилізованих фактів про те, що ціни на більшість сирих продуктів харчування є дуже волатильними. До того ж, деякі рівняння мають досить високе значення S.E. (стандартної похибки). Іншими словами, цей тип моделей не дуже добре пояснює динаміку певних цін. Результати можуть бути поліпшені шляхом використання більш складних моделей, а саме моделей ARMA.

Моделі авторегресійного ковзного середнього (ARMA)

Іншим методом, який використовується для пояснення змінних з точки зору їх власних минулих значень, є модель ARMA (або більш загально ARIMA). Крім авторегресійного компонента, ця модель містить члени ковзного середнього. Позначення $ARMA(l^j, q^j)$ означає модель з l^j авторегресійними членами та q^j членами ковзного середнього для кожного j -го компонента ціни:

$$dP_t^j = \alpha_0^j + \sum_{i=1}^l \alpha_i^j \cdot dP_{t-i}^j + \sum_{k=1}^{q^j} \beta_k^j \cdot \varepsilon_{t-k}^j + \varepsilon_t^j. \quad (2)$$

Згідно з Vox et al. (2015), моделі, що містять процеси різних типів, вважаються більш економічними. А саме модель з невеликими значеннями l^j та q^j буде пояснювати процес dP_t^j із такою самою точністю, як процес більш високого порядку $AR(l^*j)$ або $MA(q^*j)$.

Моделі ARMA використовуються для отримання дезагрегованих прогнозів основних компонентів інфляції (240 позицій). Для обліку надмірних рухів ринку та можливих структурних змін було обрано модель типу ARMAX (ARMA з екзогенними змінними). А саме, до специфікації додано фіктивні змінні:

$$dP_t^j = \alpha_0^j + \sum_{i=1}^{l^j} \alpha_i^j \cdot dP_{t-i}^j + \sum_{k=1}^{q^j} \beta_k^j \cdot \varepsilon_{t-k}^j + \varepsilon_t^j, \quad (3)$$

де D_t^j – фіктивна змінна для j -го компонента ціни.

Більш детальну інформацію про структуру моделі та вибір фіктивних змінних можна знайти в Krukovets and Verchenko (2019).

Основним недоліком застосування одновимірних моделей є те, що вони не використовують додаткової інформації, яку можуть містити наявні дані. Іншими словами, такі моделі не відображають структурних взаємозв'язків у даних та не мають економічного змісту. Таким чином, для врахування додаткової інформації та підвищення пояснювальної здатності моделі варто застосовувати багатовимірні моделі.

Векторні авторегресійні (VAR) моделі

VAR-моделі зазвичай застосовуються для опису взаємозв'язків між різними змінними, а також між поточними та лаговими спостереженнями. Стандартна VAR з l лагами має такий вигляд:

$$Y_t = A_0 + \sum_{i=1}^l A_i * Y_{t-i} + \varepsilon_t, \quad (4)$$

де $Y_t = [y_{1,t}, \dots, y_{n,t}]^T$ – вектор змінних, A_0 – $n \times 1$ вектор констант, A_i – $n \times n$ матриця коефіцієнтів Y_{t-i} , l – кількість лагів та ε_t – $n \times 1$ вектор залишків з багатовимірним нормальним розподілом $\varepsilon_t \sim N(0, \Sigma)$, $E(\varepsilon_t \varepsilon_t') = \Sigma$, $E(\varepsilon_t \varepsilon_s') = 0$, якщо $t \neq s$.

Чимало емпіричних досліджень міжнародної трансмісії шоків ґрунтується на VAR-моделях, які включають лише невелику кількість змінних. Однак Мумтаз та Суріко (Mumtaz and Surico, 2009) стверджують, що через малу розмірність таких моделей може існувати ймовірність неправильної специфікації або некоректної інтерпретації дії фундаментальних шоків. Із практичної точки зору VAR малої розмірності також не в змозі надати інформацію щодо взаємозв'язку великої кількості змінних, які можуть становити інтерес. Отже, для цілей короткострокового прогнозування можна використовувати ширший набір інформації.

Хоча великі VAR-моделі розкривають більше інформації з даних і широко використовуються в прогнозуванні, оцінка параметрів таких моделей потребує довгих вибірок даних, оскільки кількість параметрів VAR-моделей зростає пропорційно квадрату кількості змінних: кількість спостережень повинна перевищувати кількість оцінюваних параметрів, тобто бути більшою за $k = n(n * l)$ для моделі (4).

Одним із способів уникнути проблеми розмірності, якщо змінна, що нас цікавить, має вигляд $y_{1,t}^j$, є оцінка $n^j - 1$ двовимірних VAR, як це зроблено в Andersson and Löf (2007):

$$Y_{b,t}^j = A_{b,0}^j + \sum_{i=1}^l A_{b,i}^j * Y_{b,t-i}^j + \varepsilon_{b,t}^j, b = 1 \dots n^j - 1, (5)$$

де $Y_{b,t}^j = [y_{1,t}^j, y_{b+1,t}^j]^T$, $y_{1,t}^j = dp_t^j$, $y_{b+1,t}$ – перша різниця $b + 1$ -ї змінної.

У результаті кожна з моделей дасть прогноз для P_t^j . Таким чином, маючи $n^j - 1$ індивідуальних прогнозів, ми можемо розрахувати прогноз щільності розподілу для змінної, що нас цікавить.

Двовимірні VAR оцінюються для семи компонентів ІСПХ та чотирьох компонентів базового ІЦЦ. Набір даних для кожної прогнозованої змінної наведено в таблиці А5. Для побудови комбінованого прогнозу використовуються прогнози двовимірних VAR-моделей з однаковими вагами.

Ще одним способом зменшення розмірності є зведення великої кількості даних до кількох змінних за допомогою факторного аналізу.

Доповнені факторами моделі VAR (FAVAR)

Bernanke et al. (2004) запропонували додати неспостережуваний фактор до VAR-моделі малої розмірності. Раніше для прогнозу інфляції Stock and Watson (2002) використовували оцінений фактор, який урахував інформацію більше ніж декількох сотень змінних. Деталі стосовно вибору оптимальної кількості динамічних факторів можна знайти в Stock and Watson (2005). У нашому випадку модель подібна до моделі Litterman (1986), які досліджували зв'язки між динамікою цін на неенергетичні товари, використовуючи модель FAVAR:

$$\begin{bmatrix} Y_t \\ F_t \end{bmatrix} = \Phi(L) \begin{bmatrix} Y_{t-1} \\ F_{t-1} \end{bmatrix} + u_t, (6)$$

де $Y_t = [y_{1,t}, \dots, y_{m1,t}]^T$ – вектор, що містить змінну, яка нас цікавить, та деякі фундаментальні фактори, $F_t = [f_{1,t}, \dots, f_{m2,t}]^T$ – фактори, отримані з інформаційної множини $X_t = [x_{1,t}, \dots, x_{n,t}]^T$, $m1 + m2 \ll n$, u_t – вектор залишків $(m1 + m2) \times 1$ з багатовимірним нормальним розподілом $u_t \sim N(0, Q)$.

Є кілька варіантів обчислення факторів для FAVAR. Оскільки Bernanke et al. (2004) і Oskarsson and Lin (2018) виявили, що застосування більш складних методів, ніж простий аналіз головних компонентів (PCA), не дає значно кращих результатів, у цій праці також використано PCA.

Оцінені FAVAR для семи компонентів ІСПХ та чотирьох компонентів базової інфляції мають подібну двофакторну структуру до моделей із попереднього розділу. А саме, для j -го компонента цін:

$$Y_{favar,t}^j = A_{favar,0}^j + \sum_{i=1}^{l_{favar}} A_{favar,i}^j * Y_{favar,t-i}^j + \varepsilon_{favar,t}^j, (7)$$

де $Y_{favar,t}^j = [y_{1,t}^j, pc_{1,t}^j]^T$, $pc_{1,t}^j$ – перший головний компонент набору даних $[y_{1,t}^j, \dots, y_{n,t}^j]$, які є першими

різницями змінних, а $y_{1,t}^j = dp_t^j$ – прогнозована змінна. Набір інформації для кожного компонента є подібним до того, що використовується для двовимірних VAR (див. таблицю А5). У моделях використовувалася лише перший головний компонент, який пояснює найбільшу частку дисперсії. Однак для деяких компонентів ІЦЦ очевидно, що наявність лише першого головного компонента є недостатньою.

Слід зазначити, що описані вище моделі не використовують екзогенних змінних. Перевагою таких моделей є те, що вони не потребують припущень щодо цих змінних, що відповідно дає змогу використовувати ширший масив даних.

Однак варто також мати моделі, що містять екзогенні змінні. У реальному прогновному процесі прогнози ІЦЦ зазвичай ґрунтуються на певних припущеннях щодо зовнішніх або внутрішніх факторів (наприклад, для індексу цін на сирі продукти харчування це може бути інформація щодо врожаю або динаміки світових цін, для базового ІЦЦ – підвищення мінімальної заробітної плати, оголошене урядом). Отже, прогнози, створені на основі припущень, є більш реалістичними та узгодженими з іншими макропоказниками. Крім того, моделі з екзогенними змінними можуть бути використані у сценарному аналізі.

Баєсівська модель VAR (BVAR)

Альтернативним варіантом вирішення проблеми розмірності є побудова баєсівської моделі VAR (BVAR), яка застосовує апріорний розподіл з метою скорочення кількості параметрів моделі. Ураховуючи той факт, що розмір вибірки для українських даних є невеликим, стандартні МНК-оцінки параметрів можуть бути неточними, що робить отримані функції відгуків та прогнози ненадійними. Waibura et al. (2008) досліджують, що за допомогою використання баєсівського висновування можна оцінювати параметри VAR-моделі з великою кількістю змінних, де набір даних можна навіть розширити, включивши дезагреговані галузеві або географічні показники.

Використання апріорного розподілу не тільки вирішує проблему розмірності, але й доповнює інформацію, що міститься в даних, особистими судженнями, які містяться в цьому розподілі. У недавніх дослідженнях, присвячених моделям прогнозування, зазначається, що серед різноманітних емпіричних моделей BVAR прогнозують краще за інші моделі.

Однією з головних проблем за такого підходу є вибір апріорного розподілу. Ми використовуємо процедуру, розроблену в праці Літтермана (Litterman, 1986), і накладаємо апріорний розподіл у стилі Міннесота.

Розглянемо VAR з екзогенними змінними, що мають такий вигляд:

$$Y_t = \sum_{i=1}^l A_i * Y_{t-i} + C * X_t + \varepsilon_t, (8)$$

де $Y_t = [y_{1,t}, \dots, y_{n,t}]^T$ – вектор змінних, A_i – матриця коефіцієнтів $n \times n$, Y_{t-i} , i – кількість лагів, C – матриця $n \times m$, $X_t = [x_{1,t}, \dots, x_{m,t}]^T$ – $m \times 1$ вектор екзогенних змінних, а ε_t – $n \times 1$ вектор залишків з багатовимірним нормальним розподілом $E(\varepsilon_t \varepsilon_t') = \Sigma, E(\varepsilon_t \varepsilon_s') = 0$, якщо $t \neq s$.

Переформулювавши модель для всього набору даних $[1...T]$ і векторизувавши її, отримуємо таке рівняння:

$$y^{vec} = \bar{X}\beta + \varepsilon^{vec}, \quad (9)$$

де $y^{vec} = vec(Y)$, $Y = (Y_1, \dots, Y_T)'$,

$$\bar{X} = I_n \otimes X, \quad X = \begin{pmatrix} Y_0 & \dots & Y_{1-l} & X_1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ Y_{T-1} & \dots & Y_{T-l} & X_T \end{pmatrix},$$

$\beta = vec(B)$, $B = (A_1, \dots, A_l, C)'$,

$\varepsilon^{vec} = vec(E)$ $E = (\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_T)'$, $\varepsilon^{vec} \sim N(0, \bar{\Sigma})$,

де $\bar{\Sigma} = I_T \otimes \Sigma$.

Припущення щодо багатомірної нормального розподілу ε_t дає:

$$(y^{vec} | \beta) \sim N((X \otimes I_T)\beta, I_T \otimes \Sigma) \quad (10)$$

Баєсівське оцінювання параметрів VAR-моделі полягає в отриманні апостеріорних розподілів β та Σ . Припускається, що β має багатомірний нормальний розподіл із середнім значенням β_0 та коваріацією Ω_0 :

$$\beta \sim N(\beta_0, \Omega_0). \quad (11)$$

Літтерман (Litterman, 1986) запропонував такий апріорний розподіл: оскільки більшість макроекономічних змінних, що спостерігаються, мають одиничний корінь, кожна ендогенна змінна, включена в модель, має одиничний корінь у своїх перших лагах, а також коефіцієнти, що дорівнюють нулю, для подальших лагів та коефіцієнтів лагів між змінними. Якщо немає попереднього уявлення про екзогенні змінні, то найбільш розумною стратегією є припущення, що вони є нейтральними відносно ендогенних змінних, а отже, що їх коефіцієнти також дорівнюють нулю. Якщо відомо, що змінні є стаціонарними, гіпотеза про одиничний корінь може бути непринятною, тому значення близько 0.8 може бути кращим, ніж значення 1.

Ω_0 вважається діагональною матрицею. Діагональні елементи, що відповідають ендогенним i та j із лагом l , задаються через таке рівняння:

$$\delta_{0,i,j}^l = \begin{cases} \left(\frac{\lambda_1}{l^{\lambda_3}}\right)^2 & \text{for } j = i \\ \left(\frac{\lambda_1 \lambda_2 \delta_i}{l^{\lambda_3} \delta_j}\right)^2 & \text{for } j \neq i \end{cases}, \quad (12)$$

де λ_1 , λ_2 та λ_3 є гіперпараметрами, а δ_i – квадратний корінь відповідного (i, i) елемента початкової оцінки Σ . Апріорний розподіл Міннесота також припускає, що Σ є фіксованою.

Більш детальну технічну інформацію можна знайти в Dierpe et al. (2016).

Процедура відбору моделей для ІСПХ та базового ІСЦ, які мають найкращу апроксимацію, організована таким чином:

1. До специфікації моделі додаються різні екзогенні змінні, обираються ті, що мають мінімальне значення функції логарифмічної правдоподібності.
2. Для вибору довжини лагу використовуються стандартні критерії довжини лагу (див. таблицю А6).

3. Для знаходження значень гіперпараметрів моделі застосовано пошук по ґратці, подібний до процедури, використаної Giannone et al. (2012) (див. таблицю А7).

Найкращі специфікації наведено в таблиці А8.

Для компонентів ІСПХ найкраща модель містить обмінний курс та індекс цін FAO як екзогенні змінні. Величина шоку обмінного курсу та індексу цін FAO є різною і в більшості випадків залежить від частки експорту у внутрішньому виробництві.

Функції відгуку для BVAR-моделі з чотирма компонентами показали, що шок цін на "перероблені харчові продукти" є значущим для цін на "інші" товари. Оскільки обидві групи мають високу частку імпортованих товарів, ймовірно, що динаміка цін як на "інші", так і на "оброблені харчові продукти" визначається спільним фактором – зміною обмінного курсу. Для перевірки цієї гіпотези ціни на "готові харчові продукти" та "інші" було об'єднано в одну групу та розраховано BVAR за трьома компонентами. У цілому реакція індексу цін об'єднаних груп на обмінний курс виявилася значущою. Крім того, модель із трьома компонентами є більш економічною, ніж модель з чотирма компонентами.

Найкращі моделі для компонентів базової інфляції містять дві екзогенні змінні: номінальну заробітну плату та обмінний курс. Згідно з функціями відгуку ціни в групі "послуги" є дуже чутливими до номінальної заробітної плати, тоді як ціни на "оброблені харчові продукти" та "інші" найбільше залежать від динаміки обмінного курсу. Такий висновок узгоджується з тим, що ціни на "послуги" містять значну частку неторговельних складових і визначаються переважно внутрішніми факторами. Як уже зазначалося, ціни на "інші" та "перероблені харчові продукти" мають високу частку імпортованих товарів, і через це більше реагують на шоки обмінного курсу.

Екзогенні змінні BVAR-моделей для компонентів ІСПХ та для компонентів базового ІСЦ було перевірено на екзогенність за допомогою тесту причинності Грейнджера. За результатами тесту напрямок причинно-наслідкового зв'язку для обмінного курсу був очікуваним: від обмінного курсу до цінних компонентів. Натомість компоненти "послуги" та "інші" не мають причинно-наслідкового зв'язку з номінальною заробітною платою в обох напрямках. Таким чином, трактування номінальної заробітної плати як екзогенної може призвести до того, що модель не зможе інтерпретувати або неправильно інтерпретувати деякі взаємозв'язки між змінними.

Це питання заслуговує на розгляд у подальших дослідженнях. Є два можливих варіанти: або ендогенізувати номінальну заробітну плату, або знайти інший більш релевантний екзогенний показник. У разі ендогенізації прогнози моделі повинні бути обумовлені показником номінальної заробітної плати, для того, щоб бути узгодженими з прогнозами номінальної заробітної плати, отриманими протягом прогнозного циклу.

Моделі коригування похибки (ECM)

Якщо потрібно врахувати специфічні фактори для кожного компонента, можна використовувати модель у вигляді системи рівнянь. Наприклад, щодо компонентів ІСПХ цікавим був би детальніший аналіз факторів пропозиції: замість зведених даних про врожаї варто

розглянути взаємозв'язок між компонентом ІСПХ та його врожаєм (наприклад, як впливає врожай овочів та картоплі на ціни на овочі та картоплю).

Крім того, аналізуючи вплив обмінного курсу та зовнішніх цін, варто скористатися перевагою можливості врахування як короткострокової динаміки, так і довгострокових рівноважних зв'язків між змінними. Таким чином, додатково до наявних моделей було оцінено модель коригування похибки (ЕСМ). Подібний підхід застосовано в праці De Charsonville et al. (2017) для прогнозування основних компонентів гармонізованого ІСЦ для Франції.

У моделі типу ЕСМ рівняння на різних рівнях представляють коінтеграційні зв'язки, що відображають середньострокову динаміку, тоді як коінтеграційний член, отриманий з рівняння, ураховує відхилення змінних від рівноважного рівня в середньостроковій перспективі. Таким чином, такий підхід дає змогу отримати прогноз компонентів ІСЦ як на короткострокову, так і на середньострокову перспективу.

j-те рівняння на рівнях має такий вигляд:

$$P_t^j = \sum_{i=1}^{m^j} \theta_{i,t}^j \cdot X_{i,t}^j + \delta_t^j, \quad (13)$$

де P_t^j – рівень цін j-го компонента $X_1^j \dots X_{m^j}^j$ – набір екзогенних регресорів для j-го рівня цін, коли як рівень цін, так і екзогенні регресії мають І(1), δ_t^j – нормально розподілені залишки.

Для отримання coi_t^j перепишемо рівняння (13):

$$coi_t^j = (P_t^j - \sum_{i=1}^{m^j} \theta_{i,t}^j \cdot X_{i,t}^j) = \delta_t^j. \quad (14)$$

Рівняння в перших різницях містять коінтеграційний член (14):

$$dP_t^j = \sum_{i=1}^{m^j} \alpha_{i,t}^j \cdot dP_{t-i}^j + \beta^j \cdot coi_{t-1}^j + \sum_{k=1}^{n^j} \gamma_{k,t}^j \cdot dX_{k,t}^j + \varepsilon_t^j, \quad (15)$$

де dP_t^j – перша різниця j-го рівня цін, $dX_1^j \dots dX_{n^j}^j$ – сукупність перших різниць екзогенних регресорів $X_1^j \dots X_{n^j}^j$ для j-го рівняння, а $\varepsilon_{i,t}^j$ – нормально розподілені залишки. Зауважимо, що набір екзогенних змінних для j-го рівняння ($X_1^j \dots X_{m^j}^j$) на різних рівнях не обов'язково збігається з набором екзогенних змінних для j-го рівняння ($dX_1^j \dots dX_{n^j}^j$) у різницях.

Модель для базової інфляції складається з таких елементів:

- 4 рівняння для основних компонентів ІСЦ (як у 15);
- 4 тотожності для коінтеграційного члена (як у 14), де коефіцієнти оцінюються за допомогою рівнянь на різних рівнях (як у 13);
- тотожності для агрегованого індексу.

Ненульові залишки використовуються для коригування прогнозного значення поточного місяця (за результатами наукастінгу), а також для включення в модель експертних оцінок. Модель для ІСПХ має аналогічну структуру, хоча і складається з семи компонентів.

Для врахування специфічних структурних зрушень використовуються окремі фіктивні змінні. Зокрема, це відображення зростання частки експорту у виробництві (групи "м'ясо", "яйця", "перероблені харчові продукти"), частки імпорту у споживанні (групи "овочі", "молоко"), асиметричного впливу ревальвації гривні (група "крупни"), сплеску мінімальної заробітної плати (група "послуги"), пандемічних подій (групи "послуги", "одяг і взуття"). Також проаналізовано рекурсивні оцінки коефіцієнтів моделі для дослідження питання стабільності параметрів моделей.

Крім того, був проведений пошук різних показників, які можна було б включити в рівняння компонентів базового ІСЦ з метою підвищення точності прогнозування та кращого відображення взаємозв'язків між економічними змінними. Зокрема, було оцінено специфікації, що включали (1) лаги процентної ставки та першої різниці М2 для кращого відображення впливу монетарної політики; (2) розрив ВВП та реальні граничні витрати для базового ІСЦ, узяті з моделі QPM (Quarterly Projection Model) для відтворення елементів кривої Філіпса; (3) дані опитувань, такі як індекс доцільності великих покупок та індекс споживчих настроїв, для врахування змін у попиті. Однак у більшості специфікацій отримано або неправильний знак, або незначимі коефіцієнти. З усього набору показників лише включення реальних граничних витрат у рівняння для компонентів базового ІСЦ виявилось вдалим. Це питання потребує більш ретельного вивчення в подальших дослідженнях: можуть бути оцінені нові специфікації, подібні до тих, що використовувалися De Charsonville et al. (2017) для французьких даних. Також можна оцінити "розширену" криву Філіпса (як специфікації з інфляційними очікуваннями, так і без них), яка регулярно використовується в макроекономічному прогнозуванні Євросистеми для перехресної перевірки базової інфляції (Baumann et al., 2021).

Детальна інформація про рівняння представлена в таблиці А9. Величини впливу таких факторів, як обмінний курс, номінальна заробітна плата та ціни FAO є подібними до тих, що отримані в BVAR-моделях. Крім того, можна зробити висновок, що ефект переносу обмінного курсу в короткостроковому періоді є меншим, а специфічні фактори пропозиції для кожної групи ІСПХ є значимими. Вся система прогнозування компонентів ІСЦ представлена на рисунку 5.

Прогнози компонентів після цього агрегуються для отримання прогнозів індексів основних та сирих продуктів харчування. Варто зазначити, що Державна служба статистики України використовує складну систему динамічних ваг, яка реплікується Національним банком під час прогнозування. Однак для спрощення розрахунків у цій роботі використовуються середньорічні ваги.

4. ОЦІНЮВАННЯ ПРОГНОЗНИХ ВЛАСТИВОСТЕЙ МОДЕЛЕЙ

У цьому розділі ми тестуємо прогнозні характеристики моделей. По-перше, описуємо, які критерії було використано, та пояснюємо, як було обрано період для оцінки прогнозу. По-друге, оцінюємо точність прогнозів моделей для ІСПХ та його компонентів, а потім для базового ІСЦ та його компонентів. І по-третє, аналізуємо зміщення прогнозів та розглядаємо питання якості прогнозів ІСЦ під час пандемії COVID-19.

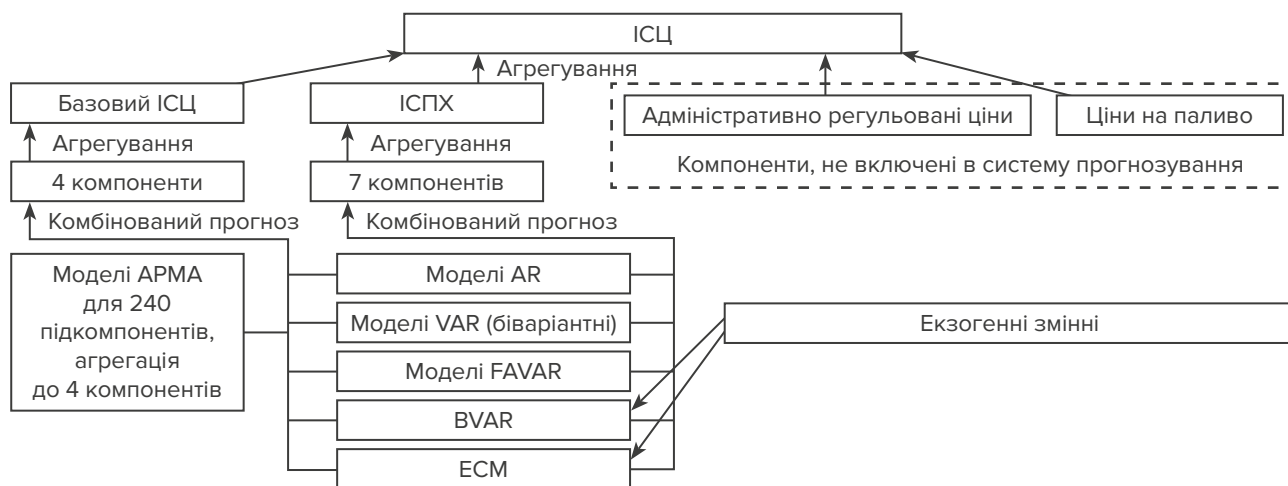


Рисунок 5. Система короткострокового прогнозування ІСЦ

4.1. Критерії для оцінки точності прогнозу

Аналіз переважно ґрунтується на показнику середньоквадратичного відхилення (RMSE) (формула 16), оскільки він є поширеним критерієм точності прогнозу. Еталонною обрана AR-модель. Для зручності порівняння значення RMSE наведено відносно моделі AR1 (формула 17). Таким чином, значення RMSE для моделі, яке нижче одиниці, означає вищу точність, ніж у моделі AR1.

Додатково обчислюємо індекс Тейла (формула 18), який також є критерієм, що вимірює відстань між істинними та прогнозованими значеннями. Індекс Тейла завжди лежить в інтервалі між 0 та 1, що полегшує порівняння оцінки прогнозу для різних компонентів. Наприклад, RMSE буде, як правило, вищим для ІСПХ, ніж для основних компонентів, через високу волатильність цін на сирі продукти харчування. Використовуючи індекс Тейла, можемо порівняти точність прогнозу різних цінових компонентів. А саме: індекс Тейла для різних компонентів матиме одну й ту саму шкалу (від 0 до 1: чим ближче індекс Тейла до 1, тим нижча точність прогнозу).

Також проаналізуємо зміщення прогнозу, яке вимірюється як середня похибка прогнозу на певному горизонті (формула 19). Відповідно похибка прогнозу розраховується як різниця між фактичним значенням та прогнозованим. Ненульове зміщення свідчить про можливу стійку різницю між прогнозами та спостережуваними значеннями. Формули для критеріїв точності прогнозу мають такий вигляд:

$$RMSE_{j,m} = \sqrt{\sum_{t=T}^{T+h-1} (\hat{Y}_{t+j,m} - Y_{t+j})^2 / h}, \quad (16)$$

$$RMSE_{j,m}^{rel} = RMSE_{j,m} / RMSE_{j,AR}, \quad (17)$$

$$Theil_{j,m} = \frac{\sqrt{\sum_{t=T}^{T+h-1} (\hat{Y}_{t+j,m} - Y_{t+j})^2 / h}}{\sqrt{\sum_{t=T}^{T+h-1} \hat{Y}_{t+j,m}^2 / h} + \sqrt{\sum_{t=T}^{T+h-1} Y_{t+j}^2 / h}}, \quad (18)$$

$$FBias_{j,m} = \sum_{t=T}^{T+h-1} (\hat{Y}_{t+j,m} - Y_{t+j}) / h, \quad (19)$$

де $RMSE_{j,m}$, $RMSE_{j,m}^{rel}$, $Theil_{j,m}$, $FBias_{j,m}$ – відповідно середньоквадратичне відхилення, середньоквадратичне відхилення відносно AR, індекс Тейла та відхилення прогнозу моделі m , на горизонті прогнозування j . Вибірка прогнозу довжиною h має вигляд $T, T + 1 \dots T + h - 1$, $\hat{Y}_{t+j,m}$ – прогноз моделі m , розроблений у момент часу t для горизонту прогнозування j , а Y_{t+j} – фактичне значення.

RMSE, індекс Тейла та зміщення прогнозу розраховуються як для прогнозів за різними моделями, так і для комбінованих прогнозів. Для об'єднання прогнозів за різними моделями використовуються рівні ваги: AR, VAR, FAVAR, ECM та BVAR для компонентів сирих продуктів харчування та AR, VAR, FAVAR, ECM, 4BVAR і CARMA для компонентів базової інфляції.

4.2. Оцінка прогнозів ІСЦ

Для оцінки прогнозу використовуються щомісячні дані за період із вересня 2016 року до грудня 2021 року для ІСПХ та 2018m03-2021m12 для базового ІСЦ, оскільки для цих періодів доступні офіційні прогнози компонентів, які можна порівняти з модельними прогнозами. Слід зазначити, що нас цікавлять прогнози, зроблені у конкретні місяці, а саме в місяці, коли виходить офіційний прогноз інфляції НБУ, який публікується в Інфляційному звіті¹.

У ці місяці розробляються припущення, які слугують екзогенними змінними для моделей ECM та BVAR. Ці припущення є однаковими як для інших сателітних моделей, так і для моделі QPM, що робить короткостроковий прогноз компонентів ІСЦ узгодженим з прогнозами інших макроекономічних показників, які розробляються НБУ.

У таблиці 1 наведено найкращі моделі для кожного горизонту та для кожного компонента ІСЦ. Очевидно, що для більшості компонентів ІСЦ найкращі індивідуальні моделі є різними, та в більшості випадків перевершують еталонну AR-модель.

¹ Інфляційний звіт відображає бачення Національного банку щодо поточного та майбутнього стану економіки України з акцентом на інфляційному розвитку, що є основою для прийняття рішень з монетарної політики. Інфляційний звіт публікується щокварталу відповідно до періодичності прогнозного циклу.

Таблиця 1. Найкращі моделі для ІСПХ та його складових (на основі RMSE)

	Горизонт прогнозування					
	1 міс.	2 міс.	3 міс.	4 міс.	5 міс.	6 міс.
ІСПХ	IR	IR	CMB	CMB	AR	VAR
Крупи	IR	IR	VAR	AR	AR	VAR
М'ясо	BVAR	FAVAR	VAR	FAVAR	CMB	CMB
Молоко	BVAR	BVAR	ECM	ECM	CMB	CMB
Яйця	IR	ECM	CMB	CMB	AR	BVAR
Овочі	BVAR	BVAR	ECM	BVAR	BVAR	CMB
Фрукти	BVAR	AR	VAR	ECM	ECM	BVAR
Цукор	VAR	ECM	ECM	ECM	VAR	AR

BVAR-моделі демонструють хороші прогнозні характеристики для різних складових ІСПХ, особливо на початку прогнозного горизонту. Це узгоджується з результатами інших досліджень, які виявили, що BVAR-моделі з апіорним розподілом Літтермана перевершують альтернативні моделі, такі як одновимірні моделі часових рядів та VAR-моделі (Akdogan et al., 2012, Bloor, 2009 та Hasanovic, 2020).

Порівняно з іншими методами модель ECM відносно добре прогнозує деякі компоненти ІСПХ для горизонтів від двох до п'яти місяців. Це може відображати зв'язок моделі з довгостроковим рівнем цін.

Таблиця 2. Відносні RMSE прогнозів для ІСПХ

	Горизонт прогнозування					
	1 міс.	2 міс.	3 міс.	4 міс.	5 міс.	6 міс.
FAVAR	1.006	1.031	1.008	0.992	1.001	1.000
VAR	1.001	1.020	0.996	0.993	1.004	0.998
ECM	1.030	1.000	1.021	0.992	1.129	1.007
BVAR	0.943	1.104	0.990	1.021	1.073	1.008
CMB	0.980	0.986	0.971	0.988	1.020	0.999
IR	0.544	0.923	1.087	1.052	1.097	1.111

Офіційні прогнози Національного банку, що публікуються в Інфляційному звіті (далі – IR), виявилися найточнішими для таких груп, як "крупи", "яйця" та індекс споживчих цін на горизонті першого місяця. Висока точність прогнозу IR на перший місяць підтверджує високу точність та корисність наукастину, а також важливість урахування експертних оцінок для деяких компонентів.

Комбіновані прогнози є найкращим вибором приблизно у 21% випадків: для шостого та п'ятого місяців для груп "м'ясо" та "молоко", шостого місяця для "овочів", а також для третього та четвертого місяців для "яєць". Однак дані таблиці 2, де представлені відносні RMSE для ІСПХ, свідчать, що хоча комбіновані прогнози є найкращими лише для третього та четвертого місяців, вони можуть перевершити еталон AR частіше, ніж інші типи моделей. Точність може бути ще вищою, якщо використовувати

більш складну систему вагових коефіцієнтів. Наприклад, Akdoğan et al. (2012) використовують обернені RMSE ваги, тоді як у Timmerman (2006) розглядаються інші узагальнення.

Формула для обернених RMSE ваг така:

$$w_{jm} = \frac{RMSE_{j,m}^{-1}}{\sum_{m=1}^M RMSE_{j,m}^{-1}}, \quad (20)$$

де $m = 1..M$ – m -й тип моделі, $j = 1..h$ – горизонт прогнозу, $RMSE_{j,m}$ – середньоквадратичне значення для m -ї моделі для j -го горизонту.

Графіки з RMSE та індексом Тейла для компонентів ІСПХ наведені на рисунках Б4, Б6. Оскільки шкала індексу Тейла є однаковою для кожного компонента, можна провести порівняння точності між групами. Відповідно до індексу Тейла прогнози цін на "молоко", "м'ясо", "фрукти" та "овочі" є більш точними, ніж прогнози інших компонентів. Найменшу точність мають прогнози щодо "цукру" з другого до шостого місяців. У цілому прогнози індексу ІСПХ мають прийнятну точність. Це може бути пов'язано з високою точністю прогнозів його основних компонентів. Іншою причиною може бути те, що помилки прогнозів різних компонентів нівелюються під час агрегування прогнозів компонентів у прогноз ІСПХ. Для перевірки цієї гіпотези проаналізуємо зміщення прогнозу.

Графіки зміщення прогнозу наведено на рисунку Б8. Дійсно, для різних компонентів та моделей похибка прогнозу є або від'ємною, або додатною і має різний патерн, що може підтверджувати гіпотезу про взаємне погашення помилок при агрегуванні прогнозів ІСПХ. Зміщення прогнозу ІСПХ для більшості моделей є найменшим: воно є незначно додатним протягом перших трьох місяців, а потім стає незначно від'ємним. Також більшою є похибка прогнозу більш волатильних компонентів, таких як "яйця", "овочі" та "фрукти". Патерн зміщення різних моделей для "м'яса", "молока" та ІСПХ є різним, що може призвести до підвищення точності прогнозу для комбінованого прогнозу цих цін.

Насамкінець розглянемо точність моделей під час пандемії COVID-19, яка охоплює період із березня 2020 року до грудня 2021 року. Як показано на рисунку 6, відсоток моделей, які мають найвищу точність для різних горизонтів та компонентів усієї вибірки прогнозування, відрізняється від того, що був у період пандемії COVID-19.

Зменшення частки комбінованих прогнозів на 17 в. п. може бути пов'язано із зазначеним вище фактом, що схема рівних ваг не є оптимальною для комбінованих прогнозів. Збільшення частки багатofакторних моделей (FAVAR та VAR разом) на 8 в. п. свідчить про ефективність використання моделей з широкою інформаційною базою в періоди криз та інших екстраординарних подій. Краща прогностична здатність моделі ECM може мати таку саму природу: рівняння моделі ECM містять багато факторів, індивідуальних для кожної групи, а саме: фактори пропозиції (такі як врожай та виробництво), а також різноманітні міжнародні ціни.

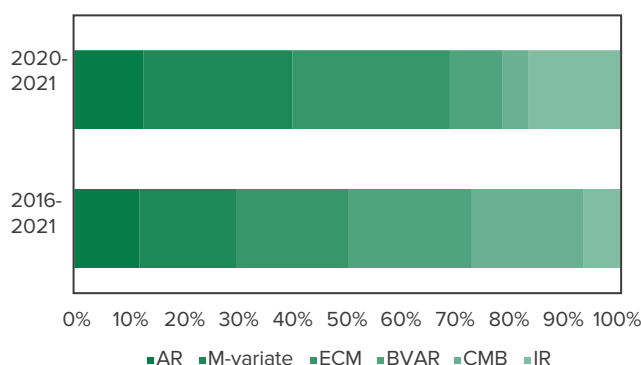


Рисунок 6. Відсотки типів моделей з найкращою прогностичною ефективністю для різних горизонтів та компонентів прогнозу², ІСПХ

4.3. Оцінка прогнозів базового ІСЦ

На відміну від компонентів ІСПХ, для базового ІСЦ та його складових моделі, що мають найвищу точність, не такі різноманітні: комбіновані прогнози є найкращими для базового ІСЦ та частково для інших компонентів, CARMA – частково для груп "послуги" і "одяг та взуття", а BVAR – частково для "оброблених харчових продуктів" та для "інших" (див. таблицю 3).

Для групи "одяг та взуття" CARMA виявилася найкращою моделлю майже на всьому прогностичному горизонті. Хороші показники моделі CARMA означають, що точність одновимірної моделі є вищою, ніж у багатовимірних моделей. Причиною цього, ймовірно, є статистичні властивості обох цих груп (ціни на "одяг та взуття" досить добре описуються ARMA-процесом і є

менш волатильними, ніж ціни на продукти харчування) та обмеженість інформаційного набору даних для багатовимірних моделей для групи "одяг та взуття". Аналогічний висновок для дещо багатшого набору даних було зроблено Aastveit et al. (2011) щодо прогнозування інфляції в Норвегії. Використання нових пояснювальних змінних для цих груп, ймовірно, підвищить якість прогнозів багатofакторних моделей.

Комбіновані прогнози базового ІСЦ виявилися найбільш точними, значно випередивши прогнози інших моделей (див. таблицю 4) і підтвердивши висновки Kapetanios et al. (2007) і Vjornland et al. (2008) про перевагу комбінованих прогнозів. Завдяки тому, що для одних моделей зміщення є додатним, а для інших – від'ємним (див. рисунок Б9), комбінація прогнозів моделей призвела до більш точного та незміщеного результату.

Для всіх основних компонентів ІСЦ, крім компонента "одяг та взуття", знак зміщення є різним у різних моделях. Прогнози для компонента "одяг та взуття" демонструють стійке додатне зміщення для всіх типів моделей. Частково це можна пояснити змінами в методології. У 2014 році Держстат почав ураховувати ціни продажу, що зменшило загальний рівень цін.

Згідно з індексом Тейла (див. рисунок Б7) прогнози базових компонентів ІСЦ є більш точними, ніж прогнози компонентів ІСПХ, але найбільш точними є прогнози для групи "одяг та взуття". Водночас для групи "інші" прогнози є найменш точними, оскільки для цієї групи дуже важко знайти відповідні показники, які б пояснювали динаміку цін.

Для компонентів базового ІСЦ зміна найкращих типів моделей під час пандемії COVID-19 є більш суттєвою: спостерігається зменшення частки комбінованих прогнозів (з 57% до 7%) та збільшення частки IR-прогнозів (з 10% до 30%). Зростання точності IR-прогнозів свідчить про те, що в кризові часи експертні оцінки можуть суттєво підвищити якість прогнозів. Так само, як і компоненти ІСПХ, багатовимірні моделі, такі як FAVAR та VAR, виявилися високоточними в часи пандемії: їх частка досягла 27%.

Погіршення результативності моделей з екзогенними змінними (частка BVAR та ECM загалом зменшилася на 10 в. п.) може бути пов'язане з тим, що припущення

Таблиця 3. Найкращі моделі для базового ІСЦ та його компонентів (на основі RMSE)

	Горизонт прогнозування					
	1 міс.	2 міс.	3 міс.	4 міс.	5 міс.	6 міс.
Базовий ІСЦ	CMB	CMB	CMB	CMB	CMB	CMB
Оброблені харчові продукти	IR	CMB	CMB	CMB	IR	3BVAR
Послуги	AR	CMB	CMB	CARMA	CMB	CMB
Одяг та взуття	CARMA	ECM	CARMA	CMB	CMB	CARMA
Інше	IR	CMB	4BVAR	4BVAR	4BVAR	CMB

² Для повної вибірки (2016–2021 роки) відсотки відповідають частоті використання типу моделі, представленої в таблиці 1. Аналогічні обчислення були зроблені для частини вибірки, яка відповідає періоду пандемії COVID-19 (2020–2021 роки). Показник M-variate включає FAVAR та VAR-моделі.

Таблиця 4. Відносні RMSE для базового ІСЦ

	Горизонт прогнозування					
	1 міс.	2 міс.	3 міс.	4 міс.	5 міс.	6 міс.
CARMA	0.706	1.100	1.077	0.902	1.120	1.184
FAVAR	0.877	1.055	1.011	0.964	0.965	0.976
VAR	0.878	1.006	1.017	1.008	1.017	1.000
ECM	1.042	1.815	1.768	1.414	1.622	1.473
4BVAR	0.914	1.333	1.118	1.011	1.227	1.134
3BVAR	0.982	1.438	1.498	1.261	1.412	1.260
CMB	0.628	0.903	0.942	0.830	0.909	0.920
IR	0.875	1.218	1.442	1.385	1.230	1.187

щодо екзогенних змінних, які використовувалися в моделях, суттєво відрізнялися від фактичної реалізації даних, що погіршило прогностичну здатність моделей з екзогенними змінними.

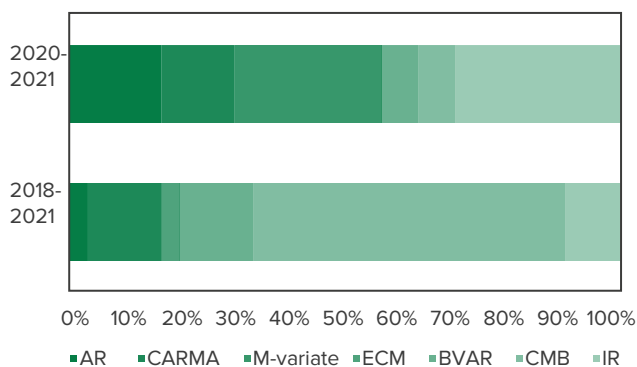


Рисунок 7. Відсотки типів моделей з найкращою прогностичною ефективністю для різних горизонтів прогнозування та компонентів, базовий ІСЦ

Щоб перевірити це, ми розрахували прогнози для моделей ECM та BVAR, використовуючи фактичну реалізацію даних замість припущень щодо екзогенних змінних. RMSE моделей подано на рисунку Б10. Середньоквадратичне відхилення моделей, що використовують фактичні дані, є нижчим, ніж моделей, що використовують припущення, причому різниця між середньоквадратичними відхиленнями є більшою для базового ІСЦ. Таким чином, є підстави вважати, що різниця між фактичними даними та припущеннями може додатково збільшити похибку прогнозу.

4.3.1. Порівняння прогнозів QPM та комбінованих прогнозів

QPM³ є базовою моделлю системи FPAS в Національному банку. В її основі лежить набір теоретично обґрунтованих взаємозв'язків, які відображають ключову частину трансмісійного механізму. Вона забезпечує підґрунтя для макроекономічного прогнозування та

³ ККП є напівструктурним варіантом новокейнсіанської моделі загальної економічної рівноваги в економіці відкритого типу. Вона є основним елементом FPAS в НБУ. Детальну інформацію щодо моделі QPM можна знайти в Gruji and Vdovychenko (2019).

побудови економічного нарративу. Karam et al. (2006) стверджують, що в багатьох центральних банках визнають: прогнози напівструктурної моделі на перші один-два квартали є менш точними, ніж прогнози експертів. Тому для поліпшення прогностичних якостей основної моделі кінцевий прогноз може бути гібридом QPM та моделей короткострокового прогнозування, тобто прогноз QPM може включати в себе короткострокові прогнози, що надходять від супутніх моделей.

Комбіновані прогнози базової інфляції місячної періодичності були трансформовані в квартальну періодичність, щоб порівняти їхню точність з точністю прогнозу QPM. Прогнози CMB є точнішими, ніж прогнози QPM, як в першому, так і в другому кварталі. Однак у першому кварталі різниця є більш суттєвою (відносні RMSE наведено в таблиці 5).

Таблиця 5. Відносні RMSE для базового ІСЦ

	Горизонт прогнозування	
	1 кв.	2 кв.
CMB	0.79	0.84
QPM	1.11	0.86

Ураховуючи той факт, що прогнози базової інфляції за моделями короткострокового прогнозування на перший та другий квартали є більш точними, ніж за моделлю QPM, ми можемо включити прогнози набору моделей до моделі QPM у вигляді короткострокових налаштувань. Це дасть змогу отримати більш точні короткострокові прогнози QPM.

5. ВИСНОВКИ

У цьому дослідженні розглянуто набір моделей, які Національний банк використовує для короткострокового прогнозування ІСЦ, та проаналізовано прогностні властивості цих моделей [одновимірні моделі (AR, ARMA), векторні авторегресійні моделі (VAR), факторні VAR-моделі (FAVAR), баєсівські VAR-моделі (BVAR) та моделі коригування похибки (ECM)], AR-модель слугує еталоном. Для оцінки прогнозу використано щомісячні дані за період 2016–2021 років. Результати дослідження свідчать про таке.

По-перше, майже для всіх компонентів ІСЦ є моделі, які перевершують еталонну AR-модель. BVAR-моделі демонструють хороші прогностичні характеристики для різних компонентів базового ІСЦ та ІСПХ. Цей результат узгоджується з висновками інших досліджень, у яких стверджується, що BVAR-моделі з апріорним розподілом Літтермана перевершують альтернативні моделі, такі як моделі одновимірних часових рядів та VAR-моделі. Однак для груп "послуги" та "одяг і взуття" найбільш точними виявилися прогнози моделі ARMA. Подібні результати спостерігалися в дослідженні Банку Норвегії, яке показало, що використання великого набору даних не поліпшує результатів прогнозування.

По-друге, комбіновані прогнози, отримані шляхом усереднення прогнозів моделей, є кращими: для базової інфляції комбіновані прогнози є найбільш точними, а для індексу цін на сирі продукти харчування вони частіше, ніж інші типи моделей, перевершують AR-еталон. Таким чином, ці результати підтверджують висновки Karpetanios et al. (2007) і Bjornland et al. (2008) щодо переваги комбінованих прогнозів порівняно з прогнозами за окремими моделями.

По-третє, висока точність офіційного прогнозу на перший місяць свідчить про точність та корисність наукастингу, а також важливість урахування експертних оцінок для окремих компонентів ІСЦ. Крім того, комбіновані прогнози базової інфляції на перші два квартали є більш точними, ніж прогнози, зроблені QPM. Таким чином, перспективним є включення прогнозів набору моделей до моделі QPM у вигляді короткострокових налаштувань з метою отримання більш точних короткострокових прогнозів QPM.

По-четверте, аналіз прогностичної ефективності моделей під час пандемії COVID-19 порівняно з ефективністю протягом всієї вибірки прогнозування показав, що моделі з широким набором інформації є більш ефективними під час криз або інших екстраординарних подій. Однак експертні оцінки також можуть суттєво поліпшити якість прогнозів.

Хоча в цій роботі аналізуються прогнози інфляції до кінця 2021 року, варто коротко згадати про вплив російського вторгнення в Україну, яке розпочалося 24 лютого 2022 року, та виокремити ключові виклики для прогнозування компонентів ІСЦ у воєнний час. Після шоку перших тижнів війни економічна активність почала відновлюватися у звільнених та відносно спокійних регіонах. У першому кварталі 2022 року реальний ВВП скоротився на 15.1% р/р. Падіння в другому кварталі було ще глибшим (-37,2%) через велику кількість пошкоджених та зруйнованих виробничих підприємств та об'єктів інфраструктури. Відплив робочої сили теж мав негативний ефект. У червні 2022 року споживча інфляція прискорилася до 21.5% р/р. Прискорення інфляції зумовлено як глобальними тенденціями (високі ціни на енергоносії), так і внутрішніми чинниками (порушення ланцюгів постачання, зростання виробничих витрат, посилення попиту домогосподарств на окремі товари та послуги на тлі недостатньої пропозиції). Крім того, ціновий тиск є нерівномірним у різних регіонах країни: найбільше зростання цін спостерігається на тимчасово окупованих територіях та в містах, де ведуться активні бойові дії.

Заходи, вжиті урядом та Національним банком, частково нівелювали інфляційний тиск, спричинений

повномасштабним вторгненням росії. НБУ був змушений зафіксувати обмінний курс та запровадити низку адміністративних обмежень, у тому числі на валютні операції та рух капіталу, з метою підтримки цінової та фінансової стабільності, а також контролю над інфляційними очікуваннями. Після цього, 2 червня Правління НБУ прийняло рішення про підвищення облікової ставки до 25%. Це має сприяти підвищенню інтересу інвесторів до гривневих активів, а також зменшенню тиску на міжнародні резерви та стримуванню інфляції.

Таким чином, прогнозування економічних показників в Україні найближчим часом буде дуже складним, через такі чинники:

- труднощі з даними. Державна служба статистики України оголосила, що припиняє публікацію більшості своїх офіційних даних на час війни. Дані про складові ІСЦ, обмінні курси та міжнародні ціни все ще доступні, але інша інформація, наприклад, про економічне виробництво та статистику праці, стала сильно обмеженою або навіть неспостережуваною, і тому дослідники змушені робити численні припущення під час моделювання. Також незрозуміло, як збирається статистика в окупованих регіонах і як зміни в структурі споживання вплинули на дані. За таких обставин неповнота даних може спричинити певні зміщення в оцінці, що в кінцевому підсумку може призвести до труднощів з прогнозуванням. У цьому випадку, коли Державна служба статистики України не надає дані на час війни, можуть бути корисними високочастотні дані з альтернативних джерел;

- структурні зміни. Із самого початку активної фази війни різкі структурні зміни могли змінити статистичні властивості даних та взаємозв'язки між макроекономічними показниками. За таких обставин експертні оцінки можуть бути дуже корисними (як це було під час пандемії COVID-19). Вивчення досвіду інших країн, які постраждали від воєн, військових конфліктів або стихійних лих, також може бути корисним для прогнозування ІСЦ у воєнний час.

З огляду на наведені вище результати пропонуємо кілька шляхів удосконалення наявного набору моделей та підвищення точності та обґрунтованості прогнозів:

- BVAR-модель для компонентів базового ІСЦ може виграти від вирішення проблеми з ендогенністю наявних показників;

- результати опитувань, інформація, отримана з нетрадиційних джерел даних, таких як Google тренди тощо, можуть збагатити набір даних для FAVAR та двофакторних VAR-моделей;

- можна оцінити нові специфікації, подібні до тих, що були використані De Charsonville et al. (2017) для французьких даних, а також підхід на основі "розширеної" кривої Філіпса (як специфікації з інфляційними очікуваннями, так і без них), який регулярно використовується в макроекономічному прогнозуванні Євросистеми (Baumann et al., 2021);

- більш складні схеми зважування можуть бути застосовані до комбінованих прогнозів з метою підвищення їх точності.

ЛІТЕРАТУРА

- Aastveit, K. A., Gerdrup K. R., Jore, A. S. (2011). Short-term forecasting of GDP and inflation in real-time: Norges Bank's System for Averaging Models. Norges Bank Staff Memo, 09. Norges Bank. Retrieved from https://www.norges-bank.no/globalassets/upload/publikasjoner/staff-memo/2011/staff-memo_0911.pdf
- Akdoğan, K., Başer, S., Chadwick, M. G., Ertuğ, D., Hülagü, T., Kösem, S., Ögünç, F. (2012). Short-term inflation forecasting models for Turkey and a forecast combination analysis. Working Papers, 1209. Central Bank of the Republic of Turkey. Retrieved from <https://tcmb.gov.tr/wps/wcm/connect/b9eb2da4-5028-4cf1-8baa-03f0465525e4/WP1209.pdf>
- Alvarez L. J, Sanchez I., (2017). A suite of inflation forecasting models. Occasional Papers, 1703. Bank of Spain. Retrieved from <https://www.bde.es/f/webbde/SES/Secciones/Publicaciones/PublicacionesSeriadas/DocumentosOcasiones/17/Fich/do1703e.pdf>
- Andersson M., Löf M. (2007). The Riksbank's new indicator procedures. Sveriges Riksbank Economic Review, 2007. Sveriges Riksbank.
- Archer, D. (2000). Inflation targeting in New Zealand (a presentation to a seminar on inflation targeting, held at the International Monetary Fund, Washington, DC, March 20-21, 2000). Retrieved from <https://www.imf.org/external/pubs/ft/seminar/2000/targets/archer.htm>
- Bañbura, M., Giannone, D., Reichlin, L. (2008). Large Bayesian VARs. Working Paper Series, 966. European Central Bank. Retrieved from <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecbwp966.pdf>
- Bernanke, B., Boivin, J., Eliasziw, P. (2004). Measuring the effects of monetary policy: A Factor-Augmented Vector Autoregressive (FAVAR) approach. NBER Working Papers 10220. National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w10220>
- Bjornland, H. C., Gerdrup, K., Jore, A. S., Smith, C., Thorsrud, L. A. (2008). Improving and evaluating short term forecasts at the Norges Bank. Staff Memo, 04. Norges Bank. Retrieved from https://www.norges-bank.no/globalassets/upload/publikasjoner/staff-memo/2008/staff-memo_2008_04.pdf
- Bloor C. (2009). The use of statistical forecasting models at the Reserve Bank of New Zealand. Reserve Bank of New Zealand Bulletin, 72, 21-26. Reserve Bank of New Zealand. Retrieved from <https://www.rbnz.govt.nz/-/media/project/sites/rbnz/files/publications/bulletins/2009/2009jun72-2bloor.pdf>
- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., Ljung, G. M. (2015). Time series analysis: forecasting and control. Wiley Blackwell.
- De Charsonville, F. Ferrière, C. Jardet, (2017). MAPI: Model for analysis and projection of inflation in France. Working Papers, 637. Banque de France. Retrieved from <https://publications.banque-france.fr/sites/default/files/medias/documents/dt-637.pdf>
- Dieppe, A., Legrand, R., van Roye, B. (2016). The BEAR toolbox. Working Paper Series, 1934. European Central Bank. Retrieved from <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecbwp1934.en.pdf>
- European Central Bank (2021). Inflation expectations and their role in Eurosystem forecasting. Occasional Paper Series, 264. Retrieved from <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpops/ecb.op264~c8a3ee35b5.en.pdf>
- Faryna, O., Talavera, O., Yukhymenko, T. (2018). What drives the difference between online and official price indexes? Visnyk of the National Bank of Ukraine, 243, 21-32. <https://doi.org/10.26531/vnbu2018.243.021>
- Figueredo, F. M. R., Guillen, O. T. C. (2013). Forecasting Brazilian consumer inflation with FAVAR models using target variables (preliminary draft). Banco Central do Brasil. Retrieved from <https://www.bcb.gov.br/secret/apres/FAVAR%20paper%20Figueiredo%20&%20Guillen%20prelim.pdf>
- Galbraith, J., Tkacz, G. (2007). How far can we forecast? Forecast content horizons for some important macroeconomic time series. Staff Working Paper, 2007-1. Bank of Canada. <https://doi.org/10.34989/swp-2007-1>
- Giannone, D., Lenza, M., Momferatou, D., Onorante, L. (2014). Short-term inflation projections: A Bayesian vector autoregressive approach. International Journal of Forecasting, 30 (3), 635-644. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2013.01.012>
- Giannone, D., Lenza, M., Primiceri, G. (2012). Prior selection for vector autoregressions. Working Paper Series, 1494. European Central Bank. Retrieved from <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecbwp1494.pdf>
- Grui, A., Lysenko, R. (2017). Nowcasting Ukraine's GDP using a factor-augmented VAR (FAVAR) model. Visnyk of the National Bank of Ukraine, 242, 5-13. <https://doi.org/10.26531/vnbu2017.242.005>
- Grui, A., Vdovychenko, A. (2019). Quarterly projection model for Ukraine. NBU Working Papers, 3/2019. Kyiv: National Bank of Ukraine. Retrieved from https://bank.gov.ua/admin_uploads/article/WP_2019-03_Grui_Vdovychenko_en.pdf
- Hasanovic, E. (2020). Forecasting inflation in Bosnia and Herzegovina. IHEID Working Papers, HEIDWP07-2020. The Graduate Institute of International Studies. Retrieved from http://repec.graduateinstitute.ch/pdfs/Working_papers/HEIDWP07-2020.pdf
- International Labour Office et al (2004). Consumer price index manual: theory and practice. Retrieved from https://www.ilo.org/wcmsp5/groups/public/---dgreports/---stat/documents/presentation/wcms_331153.pdf
- Kapetanios, G., Labhard, V., Price, S. (2007). Forecast combination and the Bank of England's suite of statistical forecasting models. Bank of England Working Papers, 323. Bank of England. Retrieved from <https://www.bankofengland.co.uk/working-paper/2007/forecast-combination-and-the-boe-suite-of-statistical-forecasting-models>

Karam, P., Laxton, D., Berg, A. (2006). Practical model-based monetary policy analysis: a how-to guide. IMF Working Papers, WP/06/81. International Monetary Fund. Retrieved from <https://www.imf.org/external/pubs/ft/wp/2006/wp0681.pdf>

Krukovets, D., Verchenko, O. (2019). Short-run forecasting of core inflation in Ukraine: a combined ARMA approach. *Visnyk of the National Bank of Ukraine*, 248, 11-20. <https://doi.org/10.26531/vnbu2019.248.02>

Litterman, R. (1986). Forecasting with Bayesian vector autoregressions: five years of experience. *Journal of Business & Economic Statistics*, 4(1), 25-38. <https://doi.org/10.2307/1391384>

Mazur, G. (2022). Probabilistic inflation forecasting with model pooling (materials from the seminar held by the NBP in 22–23 February 2022).

McGillicuddy, J. T. Ricketts, L. R. (2015). Is inflation running hot or cold? *Economic synopses*, 2015(16). Federal Reserve Bank of St. Louis. <https://doi.org/10.20955/es.2015.16>

Mumtaz, H., Surico, P. (2009). The transmission of international shocks: a factor-augmented VAR approach. *Journal of Money, Credit and Banking*, Blackwell Publishing, 41(s1), 71-100. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4616.2008.00199.x>

National Bank of Ukraine (2021). Inflation Report, January 2021. Retrieved from <https://bank.gov.ua/en/news/all/inflyatsiyniy-zvit-sichen-2021-roku>

Oskarsson, M., Lin, C. (2018). A simplified approach in FAVAR estimation (Bachelor Thesis). Upsala University. Retrieved from <https://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:1215768/FULLTEXT01.pdf>

Rummel, O. (2015). Economic modelling and forecasting (presentation). Bank of England.

Stock, J., Watson, M. (2002). Forecasting using principal components from a large number of predictors. *Journal of the American Statistical Association*, 97(460), 1167-1179. <https://doi.org/10.1198/016214502388618960>

Stock, J., Watson, M. (2005). Implications of dynamic factor models for VAR Analysis. NBER Working Papers, 11467. National Bureau of Economic Research. <http://www.nber.org/papers/w11467.pdf>

Timmermann, A. (2006). Forecast Combinations. *Handbook of Economic Forecasting*, 1 (4), 135-196. Elsevier. [https://doi.org/10.1016/S1574-0706\(05\)01004-9](https://doi.org/10.1016/S1574-0706(05)01004-9)

ДОДАТОК А. ТАБЛИЦІ

Таблиця А1. Методи та прийоми, що використовуються в ЦБ для короткострокового прогнозування

Автори	Банк	Об'єкт	Моделі	Моделі з найвищою точністю	Період оцінки та переоцінка	Прогнозний період	Щільність або точковий прогноз	Комбінований прогноз	Експертні оцінки
Aastveit et al. (2011)	Банк Норвегії (BoN)	ІСЦ без урахування податків та енергоносіїв	AR-моделі для основних компонентів ІСЦ, двофакторні VAR, VAR, BVAR, VECM, факторні моделі	Двовимірні VAR	IV кв. 1982 або I кв. 1993 залежно від підходу	1–2Q	Щільність	Так	Так
Akdogan et al. (2012)	Центральний банк Турецької Республіки (CBRT)	ІСЦ без урахування неперероблених харчових продуктів і тютюну, без розбивки	Одновимірні моделі, нелінійні моделі, моделі з мотивованою кривою Філіпса зі змінним у часі параметром, VAR, BVAR, динамічні факторні моделі	BVAR	2003–2011	1-2Q	Точковий	Так	Так
Alvarez, Sanchez (2017)	Банк Іспанії (BoS)	ІСЦ, дезагрегований за 120 позиціями, ІСЦ без урахування цін на продукти харчування та енергоносії	Одновимірні моделі, моделі передавальної функції, мотивовані моделі на основі кривої Філіпса	Моделі передавальної функції	3 2012 року	1-3Q	Точковий	Немає даних	Так
Bloor (2009)	Резервний банк Нової Зеландії (RBNZ)	ІСЦ, ВВП (короткострокове та середньострокове прогнозування)	1. VAR (класичні та баєсівські VAR, VECM). 2. Моделі випереджаючих індикаторів (двовимірні VAR, мостові рівняння, AR). 3. Факторні моделі	Комбіновані моделі прогнозу випереджаючих індикаторів	Вибірка прогнозних вправ 2000–2008 років	1-8Q	Не зрозуміло	Не зрозуміло	Так
De Charsonville et al. (2017)	Банк Франції (BoF)	НІСР, 5 позицій та адміністровані ціни, 21 компонент для ЗМ	ARIMA, ECM	ECM	I кв. 1996/III кв. 2007** - IV кв. 2014	1–12 кв. 1–12 міс.	Точковий	Ні	Так
Gianpone et al. (2010)	Європейський центральний банк (ECB)	НІСР, 5 позицій, ІСЦ	BVAR	BVAR	Починаючи з 1991	1–18 міс.	Щільність	Немає даних	Так

Таблиця А1 (продовження). Методи та прийоми, що використовуються в ЦБ для короткострокового прогнозування

Автори	Банк	Об'єкт	Моделі	Моделі з найвищою точністю	Період оцінки та переоцінка	Прогнозний період	Щільність або точковий прогноз	Комбінований прогноз	Експертні оцінки
Mazur (2022)	Національний банк Польщі (NBP)	ІСЦ, дезагрегований на 42 компоненти	S-ARIMA, динамічна факторна модель, випереджаючий індикатор, VAR, BVAR	Немає даних	Немає даних	1–12 міс.	Щільність	Так	Так
Nasapovic (2020)	Центральний банк Боснії і Герцеговини (СВВН)	ІСЦ	ARMA, VAR, BVAR	BVAR	2007–2017	1–12 міс.	Точковий	Немає даних	Немає даних
Rummel (2015)	Банк Англії (BoE)	ІСЦ, нерозподілений, 31 позиція	Наївна вибіркова середня, ARMA, VARMA, FAVAR	Немає даних	Немає даних	1–6 міс.	Щільність	Так	Так

* Щодо 2009 року, Резервний банк Нової Зеландії розглядав переваги використання комбінованих прогнозів порівняно з індивідуальними прогнозами, а також можливе використання прогнозу щільності замість точкових прогнозів.

** Розмір вибірки варіюється для кожного компонента.

Таблиця А2. Часові ряди, що використовуються для прогнозування

Назва	Опис	Джерело	Початок вибірки/періодичність	Джерело даних для прогнозів (для екзогенних)	Тест на сезонність	Перевірка стаціонарності		
						ADF Prob (рівень)	ADF Prob (1-й диференціал)	ADF Prob (річні зміни, різниця)
	Ціни МВФ на:							
IMF_P_WHT	пшеницю	IMF	2004/міс.	Прогноз МВФ	NP	0.27	0.00	0.00
IMF_P_BRL	ячмінь				P	0.50	0.00	0.00
IMF_P_SOY	соеві боби				NP	0.09	0.00	0.00
IMF_P_CHCK	кураче м'ясо				NP	0.50	0.00	0.00
IMF_P_OIL	соняшникову олію				NP	0.02	0.00	0.00
IMF_P_SGR	цукор				P	0.33	0.00	0.00
	Індекс цін FAO на:							
FAO_P_F	продукти харчування	FAO	2004/міс.	Оцінка ДМПЕА	NP	0.56	0.00	0.00
FAO_P_CRL	крупя				Ймовірно NP	0.48	0.00	0.01
FAO_P_MT	м'ясо				Ймовірно NP	0.33	0.00	0.00
FAO_P_CHCK	кураче м'ясо				NP	0.34	0.00	0.00
FAO_P_BF	яловичину				NP	0.76	0.00	0.00
FAO_P_PRK	свинину				P	0.10	0.00	0.00

Таблиця А2 (продовження). Часові ряди, що використовуються для прогнозування

Назва	Опис	Джерело	Початок вибірки/ періодичність	Джерело даних для прогнозів (для екзогенних)	Тест на сезонність	Перевірка стаціонарності		
						ADF Prob (рівень)	ADF Prob (1-й диференціал)	ADF Prob (річні зміни, різниця)
FAO_P_DAI	молочні продукти			REUTERS	NP	0.19	0.00	0.00
FAO_P_SGR	цукор				NP	0.29	0.00	0.00
	Ціни СБ на:							
WB_P_CRL	крупя	WB	2004/міс.	Оцінка ДМПЕА	P	0.46	0.00	0.03
WB_P_FUEL	енергоносії				NP	0.16	0.00	0.00
WB_P_OIL	соняшникову олію			Прогноз МВФ	NP	0.14	0.00	0.00
WB_P_FRT	добрива				NP	0.51	0.00	0.00
WB_P_BN	банани				NP	0.78	0.00	0.00
WB_P_ORN	апельсини				NP	0.00	0.00	0.00
WB_P_SGR	цукор				NP	0.29	0.00	0.00
	Інші показники							
EC_P_EGG	Ціни на яйця в ЄС	EU commission	2004/міс.	Оцінка ДМПЕА	P	0.05	0.00	0.00
DISEL_P_UAH	Ціни на дизельне паливо в Україні	NBU/web-scraping	2005/міс.		NP	0.65	0.00	0.00
ER_EU_USD	Курс євро до долара США	Reuters	2001/міс.		NP	0.12	0.00	0.00
ER_M	Обмінний курс гривні до долара США	NBU	2001/місяць		NP	0.98	0.00	0.00
NWAGE	Номінальна середня заробітна плата	SSSU	2005/міс.		P	1.00	0.00	0.00
MINWAGE	Номінальна мінімальна заробітна плата	SSSU	2005/міс.		NP	1.00	0.00	0.15
RMC_C	Реальні грошові витрати для базового ІСЦ	NBU (QPM)	2004/кв.					
PPI_EUD	Споживчі товари нетривалого користування (ІСЦ ЄС28)	OECD	2010/міс.		P	0.52	0.00	0.01
AGR	Середні ціни реалізації сільсько-господарської продукції	SSSU	2005/міс.		Ймовірно NP	0.79	0.00	0.00
	Виробництво:							
PR_EGG	яйця		2001/міс.	Оцінювання МРЕАД	P	0.84	0.18	0.80
PR_MT	м'ясо				P	1.00	0.00	0.00
PR_MILK	молоко				P	0.37	0.00	0.00

Таблиця А2 (продовження). Часові ряди, що використовуються для прогнозування

Назва	Опис	Джерело	Початок вибірки/періодичність	Джерело даних для прогнозів (для екзогенних)	Тест на сезонність	Перевірка стаціонарності		
						ADF Prob (рівень)	ADF Prob (1-й диференціал)	ADF Prob (річні зміни, різниця)
	Врожай:							
CRL_H	крупя	SSSU	2001/ рік	Оцінювання MPEAD				
FRT_H	фрукти							
POTATO_H	картопля							
SGR_H	цукор							
VGT_H	овочі							
OIL_H	соняшникове насіння							

Примітка. Результати тесту на сезонність для комбінованого тесту із зазначенням наявності сезонності, яку можна ідентифікувати. Р означає наявність, NP – відсутність. Рекомендується, щоб ряд був скоригований у випадках Р та, ймовірно, NP і не скоригований у випадку NP.

Тест на стаціонарність показує р-значення ADF-тесту для рівнів, 1-ї різниці та річних змін.

Квартальна та річна частота даних перетворена в місячну частоту за допомогою кубічного сплайну.

Таблиця А3. Компоненти ІСЦ та ІЦВ

Назва	Опис	Джерело	Початок вибірки/періодичність	Тест на сезонність	Перевірка стаціонарності		
					ADF Prob (level)	ADF Prob (1st diff)	ADF Prob (yoy diff)
	ІСЦ						
CPI_F	ІСПХ:	SSSU	2004/міс.	P	0.86	0.00	0.07
CPI_MT	м'ясо			P	0.91	0.00	0.00
CPI_MLK	молоко			P	0.88	0.00	0.02
CPI_EGGS	яйця			P	0.73	0.00	0.00
CPI_FRT	фрукти			P	0.74	0.00	0.01
CPI_VGT	овочі			P	0.13	0.00	0.00
CPI_SGR	цукор			NP	0.88	0.00	0.00
CPI_CRL	крупя			NP	0.91	0.00	0.00
CPI_OIL	соняшникова олія			NP	0.86	0.00	0.00
CPI_FUEL	Паливо		2004/міс.	NP	0.53	0.00	0.02
CPI_C	Базовий ІСЦ:		2012/міс.	NP	0.74	0.01	0.05
CPI_FC	перероблені харчові продукти			NP	0.79	0.00	0.03
CPI_SRV	послуги			NP	0.98	0.01	0.03
CPI_CLSH	одяг та взуття			P	0.52	0.02	0.64
CPI_OTHR	інші			NP	0.50	0.01	0.35
CPI_FOTHR	перероблені харчові продукти та інші			NP	0.63	0.01	0.08

Таблиця А3 (продовження). Компоненти ІСЦ та ІЦВ

Назва	Опис	Джерело	Початок вибірки/ періодичність	Тест на сезонність	Перевірка стаціонарності		
					ADF Prob (level)	ADF Prob (1st diff)	ADF Prob (yoy diff)
	ІЦВ:						
PPI_F	перероблені харчові продукти		2012/міс.	NP	0.79	0.00	0.00
PPI_MT	м'ясо			NP	0.53	0.00	0.01
PPI_MLK	молоко			NP	0.68	0.00	0.00
PPI_CRL	крупя			NP	0.88	0.00	0.01
PPP_SGR	цукор			Ймовірно NP	0.84	0.00	0.00
PPI_CLSH	одяг та взуття			NP	0.96	0.00	0.03
PPI_COMP	комп'ютери			NP	0.57	0.00	0.58
PPI_AUTO	машини			NP	1.00	0.00	0.17

Примітка. Результати тесту на сезонність для Комбінованого тесту із зазначенням наявності сезонності, яку можна ідентифікувати. Р означає наявність, NP – відсутність. Рекомендується, щоб ряд був скоригований у випадках Р та, ймовірно, NP і не скоригований у випадку NP.

Тест на стаціонарність показує р-значення ADF-тесту для рівнів, 1-ї різниці та річних змін.

Таблиця А4. АР-моделі для ІСПХ та базової інфляції

Прогнозована змінна	Затримки	Коефіцієнт AR	Зразок	S.E.
CPI_MT	1	0.65	3 міс. 2005—12 міс. 2021	1.09
CPI_MLK	2	0.69	4 міс. 2005—12 міс. 2021	0.86
CPI_EGGS	2	-0.11	4 міс. 2005—12 міс. 2021	8.76
CPI_FRT	1	0.36	3 міс. 2005—12 міс. 2021	3.93
CPI_VGT	1	0.31	3 міс. 2005—12 міс. 2021	6.39
CPI_SGR	1	0.38	3 міс. 2005—12 міс. 2021	5.21
CPI_CRL	4	0.50	6 міс. 2005—12 міс. 2021	3.10
CPI_FC	2	0.67	4 міс. 2014—12 міс. 2021	0.26
CPI_SRV	1	0.40	3 міс. 2014—12 міс. 2021	0.31
CPI_CLSH	1	0.29	3 міс. 2014—12 міс. 2021	0.61
CPI_OTHR	1	0.52	3 міс. 2014—12 міс. 2021	0.33

Таблиця А5. Набори даних для двовимірних VAR та FAVAR моделей для кожної змінної, що прогнозується

Прогнозована змінна	Набір даних
CPI_MT	fao_p_mt, fao_p_chck, fao_p_prk, fao_p_bf, fao_p_crl, imf_p_wht, imf_p_brl, imf_p_soy, imf_p_chck, imf_p_oil, wb_p_crl, wb_p_fuel_l
CPI_MLK	fao_p_dai, fao_p_crl, imf_p_wht, imf_p_brl, imf_p_soy, imf_p_oil, wb_p_crl, wb_p_fuel"
CPI_EGGs	fao_p_crl, imf_p_chck, imf_p_wht, imf_p_brl, imf_p_soy, imf_p_oil, wb_p_chck, wb_p_crl, wb_p_fuel, ec_p_egg
CPI_FRT	fao_p_f, imf_p_f, imf_p_bn, imf_p_orn, wb_p_f, wb_p_orn, wb_p_bn, wb_p_fuel, wb_p_frt
CPI_VGT	fao_p_f, imf_p_f, wb_p_f, wb_p_fuel, wb_p_frt
CPI_SGR	fao_p_sgr, imf_p_sgr, wb_p_sgr, wb_p_fuel, wb_p_frt
CPI_CRL	fao_p_crl, imf_p_wht, imf_p_brl, wb_p_crl, wb_p_fuel, wb_p_frt
CPI_FC	agr, cpi_f, cpi_fuel, disel_p_uah, er_eu_usd, er_m, fao_p_f, imf_p_f, minwage, nwage, ppi_eund, ppi_f, rmc_c, wb_p_f
CPI_SRV	cpi_fc, er_eu_usd, er_m, minwage, nwage, rmc_c
CPI_CLSH	er_eu_usd, er_m, minwage, nwage, ppi_eud, rmc_c
CPI_OTHR	er_eu_usd, er_m, minwage, nwage, ppi_eud, rmc_c

Таблиця А6. Критерії довжини лагу для BVAR-моделей

	LR	FPE	AIC	SC	HQ
BVAR_RFPI	4	2	2	1	1
BVAR_3CORE	2	2	2	1	1
BVAR_4CORE	2	2	2	1	1

Примітка: цифри в таблиці А6 означають порядок лагів, обраний за критерієм:

LR – послідовна модифікована статистика LR-тесту (кожен тест на 5% рівні);

FPE – остаточна похибка прогнозу;

AIC – інформаційний критерій Акаїке;

SC – інформаційний критерій Шварца;

HQ – Інформаційний критерій Ханнана – Куїна.

Таблиця А7. Пошук по ґратці

	Мінімальне значення	Максимальне значення	Розмір кроку
Коефіцієнт авторегресії	0.20	1.00	0.10
λ_1	0.05	0.20	0.01
λ_2	0.10	1.00	0.10
λ_3	0.10	2.00	0.20
λ_4	100	1000	100

Таблиця А8. Технічні характеристики моделі BVAR

Ендогенні змінні	Екзогенні змінні	Лаги	Вибірка	Гіперпараметри	Загальна кількість ітерацій	Ітерації вигорання
7 компонентів ІСПХ (CPI_MT, CPI_MLK, CPI_EGGs, CPI_FRT, CPI_VGT, CPI_SGR, CPI_CRL)	ER_M(-1), FAO_P_F(-1)	2	2005 m1-2021m12	μ_1 : 0.5, λ_1 : 0.05, λ_2 : 1, λ_3 : 1, λ_4 : 100	10000	5000
3 компоненти базового ІЦЦ (CPI_FOTHR, CPI_SRV, CPI_CLSH)	NWAGE, ER_M(-1)	2	2012m1-2021m12	μ_1 : 0.5, λ_1 : 0.05, λ_2 : 1, λ_3 : 1, λ_4 : 100	10000	5000
4 компоненти базового ІЦЦ (CPI_FC, CPI_SRV, CPI_CLSH, CPI_OTHR)	NWAGE, ER_M(-1)	2	2012m1-2021m12	μ_1 : 0.4, L1: 0.11, L2: 1, L3: 1, L4: 100	10000	5000

Таблиця А9. Рівняння для компонентів ІСПХ та базового ІСЦ

Екві-валент назви	Стандартна похибка	Коінтеграційний тест	AR(1)	COI	Показники	Показники	Показники	Показники	Показники
crl	2.60	0.07	D(CPI_CRL_L(-1)) 0.5	CRL_COI2(-1) -0.06	D(ER_M_L(-1)) 0.40	D(FAO_P_CRL_L) 0.10	D(WB_P_FRT_L(-1)) 0.10	D(CRL_H_LQS(-5)) -0.20	
mt	0.90	0.06	D(CPI_MT_L(-1)) 0.60	MT_COI2(-1) -0.05	D(ER_M_L(-1)) 0.10	D(FAO_P_MT_L(-1)) 0.01	D(CPI_OIL_L) 0.10	C 0.20	
mlk	0.80	0.08	D(CPI_MLK_L(-1)) 0.60	MLK_COI2(-1) -0.03	D(ER_M_L(-1)) 0.04	D(FAO_P_DAI_L(-2)) 0.04	D(CPI_OIL_L) 0.10	C 0.30	
egg	7.80	0.00	D(CPI_EGG_L(-1)) 0.20	EGG_COI2(-1) -0.32	@MOVAV(D(ER_M_L(-1)),3) 0.30	D(EC_P_EGG_L(-0)) 0.20	D(CPI_OIL_L(-2)) 0.40	D(PR_EGG_L(-1)) -0.30	D(PR_EGG_L(-2)) -0.40
frt	3.50	0.13	D(CPI_FRT_L(-1)) 0.30	FRT_COI2(-1) -0.07	D(ER_M_L(-1)) 0.30	D(DISEL_P_UAH_L) 0.20	D(IMF_P_BN_L(-1)) 0.10	D(FRT_H_LQS(-2)) -0.30	
vgt	5.80	0.02	D(CPI_VGT_L(-1)) 0.30	VGT_COI2(-1) -0.14	D(ER_M_L(-1)) 0.20	D(VGT_H_LQS(-2)) -1.40	D(POTATO_H_LQS) -1.00	D(FAO_P_F_L) 0.30	@SEAS(7) 4.40
sgr	4.0	0.00	D(CPI_SGR_L(-1)) 0.3	SGR_COI2(-1) -0.10	D(ER_M_L(-1)) 0.3	@MOVAV(D(FAO_P_SGR_L),3) 0.2	D(DISEL_P_UAH_L) 0.3	D(SGR_H_LQS(-7)) -0.4	
fc	0.50	0.02	D(CPI_FC_L(-1)) 0.60	FC_COI2(-1) -0.05	D(ER_M_L(-1)) 0.20	D(ER_M_L(-0)) 0.03	D(CPI_F_L) 0.10		
srv	0.30	0.02	D(CPI_SRV_L(-1)) 0.60	SRV_COI2(-1) -0.03	@MOVAV(D(ER_M_L(-0)),2) 0.10	@MOVAV(D(NWAGE_L),5) 0.20			
clsh	0.90	0.00	D(CPI_CLSH_L(-1)) 0.10	CLSH_COI2(-1) -0.25	@MOVAV(D(ER_M_L(-1)),6) 0.20	D(@MOVAV(COVDUM),4) -3.90	RMC_C(-3) 0.10		
othr	0.40	0.00	D(CPI_OTHR_L(-1)) 0.60	OTHR_COI2(-1) -0.02	D(ER_M_L(-1)) 0.10	D(ER_M_L(0)) 0.10	D(DISEL_P_UAH_L) 0.00		

Примітка. Коінтеграційний тест відображає z-статистику тесту на коінтеграцію Енгла – Гренджера для довгострокового рівняння. Значення менше 0.05/0.10 відкидає нульову гіпотезу про відсутність коінтеграції на рівні значущості 5/10%.

ДОДАТОК Б. РИСУНКИ

	Mean	St. dev.	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021
ІСЦ	13,4	14,4									
Паливо	13,7	21,6									
Їжа та безалкогольні напої	12,4	14,0									
Рис	15,8	33,4									
Хліб	17,4	15,9									
Макаронні вироби	12,9	16,6									
Яловичина та телятина	12,3	12,7									
Свинина	10,4	15,1									
М'ясо птиці	12,7	15,3									
Інше м'ясо	11,8	9,0									
Риба та морепродукти	11,7	19,6									
Свіже цільне молоко	12,7	9,1									
Йогурт	12,7	7,9									
Сир	12,0	7,2									
Яйця	16,8	34,4									
Масло	13,6	9,2									
Маргарин та інші жири рослинного походження	14,1	14,2									
Оливкова олія	12,6	21,8									
Інші харчові олії	18,0	29,8									
Фрукти	14,6	29,7									
Цитрусові	10,5	31,5									
Бабани	11,1	30,2									
Яблука	18,5	43,9									
Сухофрукти	15,2	34,2									
Овочі	6,6	25,3									
Капуста	28,5	84,1									
Огірки, помідори, перець, кабачки	-5,1	28,7									
Картопля	9,9	40,4									
Консервовані овочі	12,2	13,9									
Картопля	19,0	40,7									
Борщовий набір	24,7	57,8									
Цукор	17,9	28,5									
Шоколад	14,0	27,2									
Кава, чай та какао	13,5	24,8									
Мінеральні води, безалкогольні напої, фруктові та овочеві соки	11,1	9,4									
Алкогольні напої	12,7	10,3									
Табак	22,2	10,3									
Одяг	4,5	11,7									
Інші предмети одягу та аксесуари	8,4	10,1									
Чистка, ремонт та прокат одягу	13,1	6,5									
Взуття	5,1	13,9									
Ремонт та прокат взуття	11,5	6,9									
ЖИТЛО, ВОДА, ЕЛЕКТРОЕНЕРГІЯ, ГАЗ ТА ІНШІ ВИДИ ПАЛИВА	26,6	40,7									
Актуальна оренда житла	7,6	4,3									
Imputed rentals for housing	2,5	3,3									
Врахована орендна плата за житло	11,1	11,4									
Водопостачання та інші послуги, пов'язані з житлом	22,3	18,2									
Електроенергія	22,4	26,4									
Газ	57,3	125,7									
Тверде паливо	6,4	11,0									
Теплова енергія	26,2	33,4									
Меблі та фурнітура, килими та інші підлогові покриття	9,3	11,8									
Домашній текстиль	9,2	14,7									
Побутова техніка	8,8	15,4									
Скляний, столовий та господарський посуд	9,7	15,1									
Інструменти та обладнання для дому та саду	9,0	15,5									
Товари та послуги для поточного обслуговування побуту	9,3	16,3									
Медичні вироби, прилади та обладнання	12,9	16,2									
Амбулаторно-поліклінічні послуги	12,4	6,4									
Лікарняні послуги	10,8	4,9									
Гридбання транспортних засобів	13,8	26,5									
Експлуатація засобів особистого транспорту	13,2	17,9									
Паливно-мастильні матеріали для особистого транспорту	13,7	21,6									
Пасажирські перевезення залізницею	11,3	7,7									
Перевезення пасажирів автомобільним транспортом	15,3	11,0									
Пасажирські перевезення повітряним транспортом	7,9	10,7									
Поштові послуги	21,4	27,6									
Телефонне та телефаксне обладнання	-0,3	13,6									
Телефонні та телефаксильні послуги	8,3	6,6									
Аудіовізуальне, фотообладнання та обладнання для обробки інформації	2,8	14,7									
Інші предмети та обладнання для відпочинку, сади та домашні тварини	11,5	18,9									
Рекреаційні та спортивні послуги	8,8	3,5									
Культурні послуги	12,6	6,5									
Газети, книги та канцтовари	9,2	12,0									
Відпустки	16,3	27,7									
Дошкільна та початкова освіта	18,9	14,7									
Середня освіта	12,3	5,4									
Вища освіта	10,2	5,0									
Освіта, не визначена рівнем	9,6	3,6									
Ресторани, кафе тощо	10,4	6,5									
Їдальні	13,4	9,3									
Послуги розміщення	8,0	5,2									
Перукарні та салони особистого догляду	10,7	4,0									
Інші прилади, вироби та товари для особистого догляду	11,2	17,6									
Особисті речі н.к.і.	8,0	14,4									
Страховання	10,5	13,3									
Фінансові послуги н.к.і.	8,6	7,2									
Інші послуги н.к.і.	10,1	5,7									

Рисунок Б1. Теплова мапа

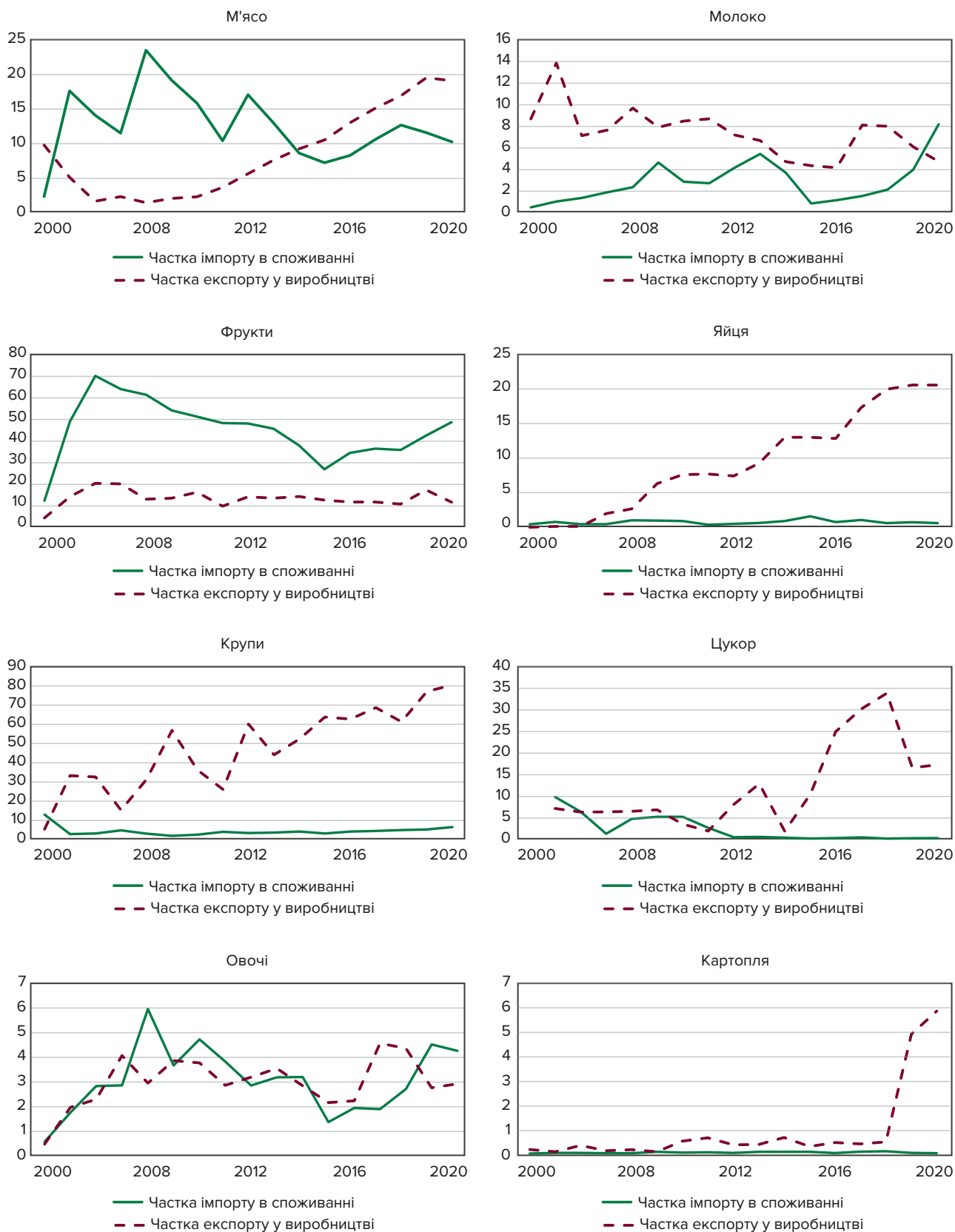


Рисунок Б2. Баланси споживання

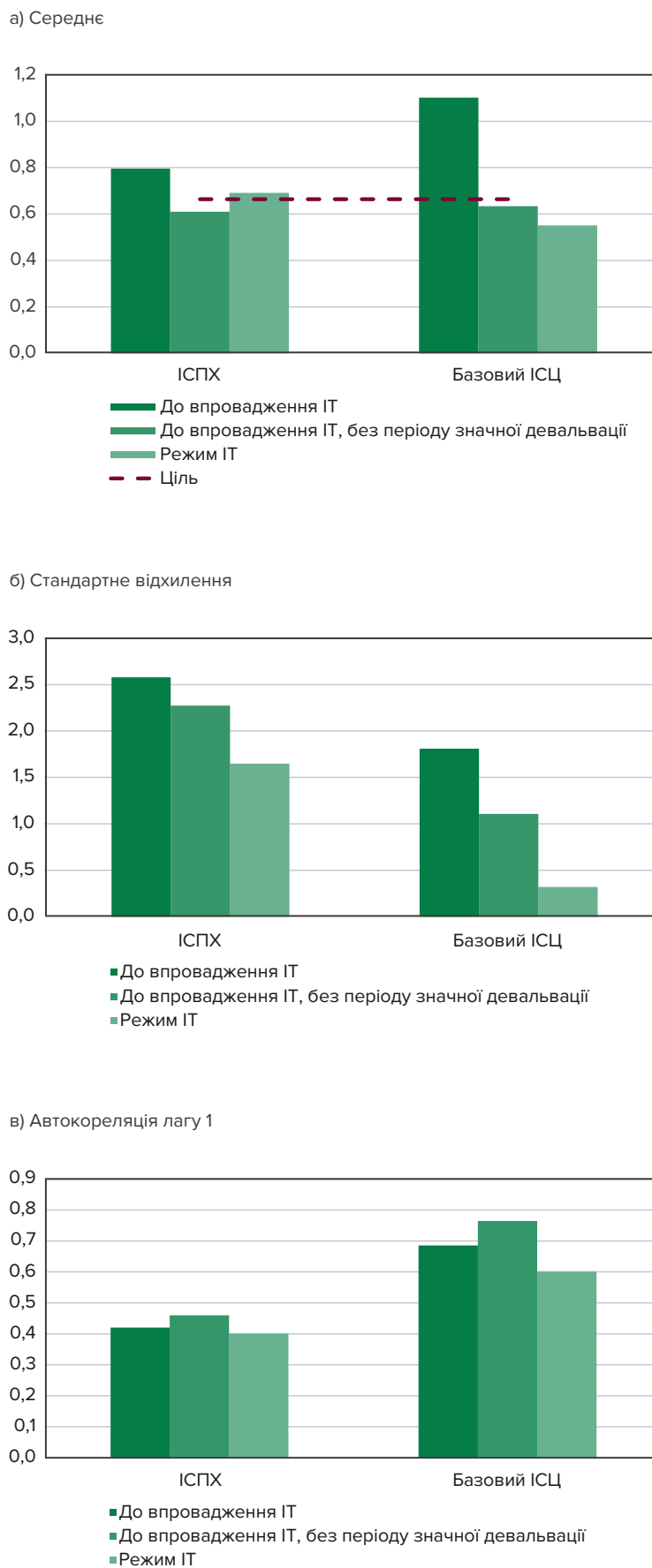


Рисунок Б3. Статистичні властивості даних ІСПХ та базового ІСЦ для вибірок даних до ІТ-режиму і в ІТ-режимі
 Примітка: вибірки даних для ІСПХ та базового ІСЦ починаються з 1 міс. 2005 року і 1 міс. 2012 року відповідно.

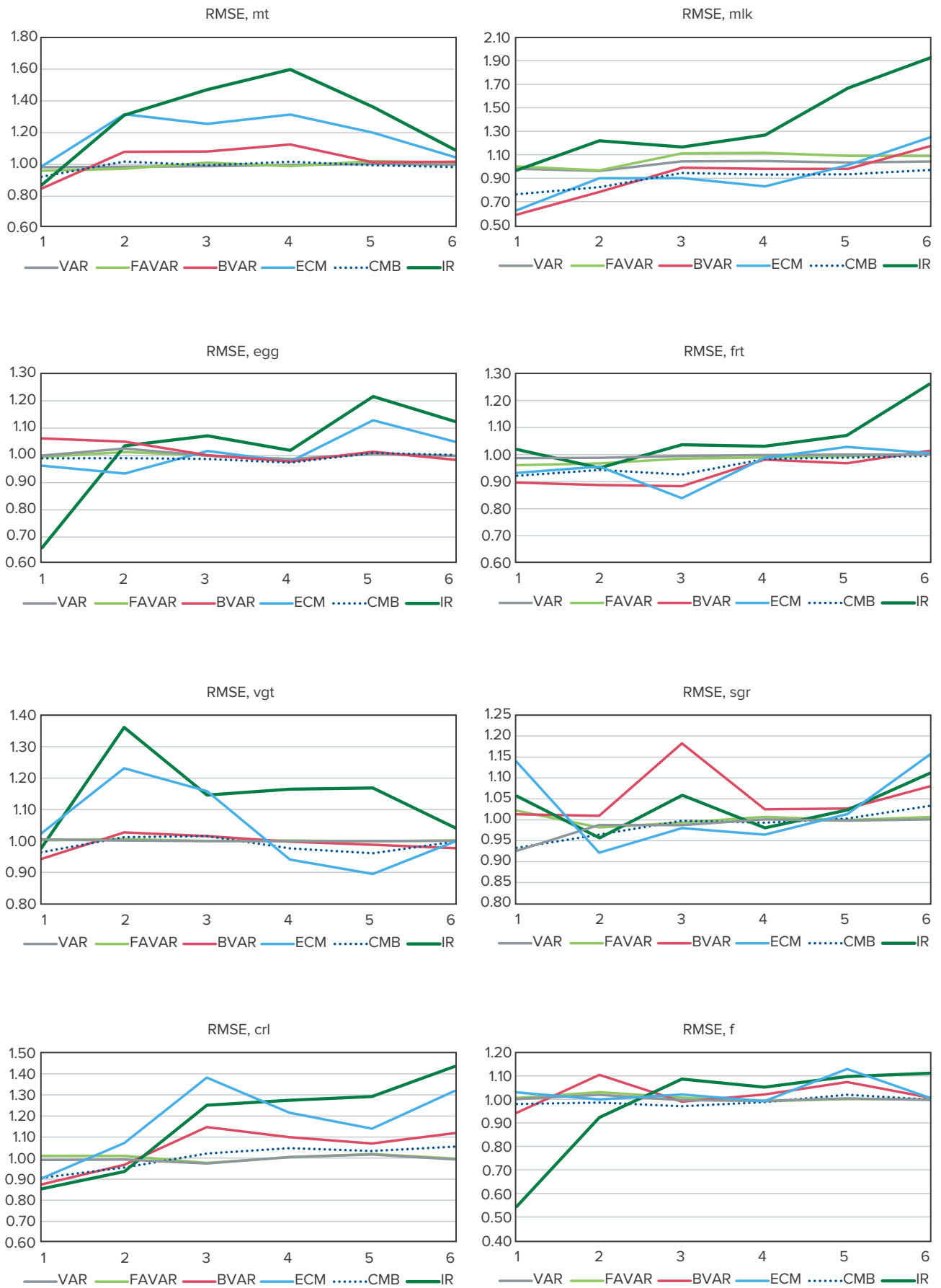


Рисунок Б4. Відносний RMSE, ІСПХ

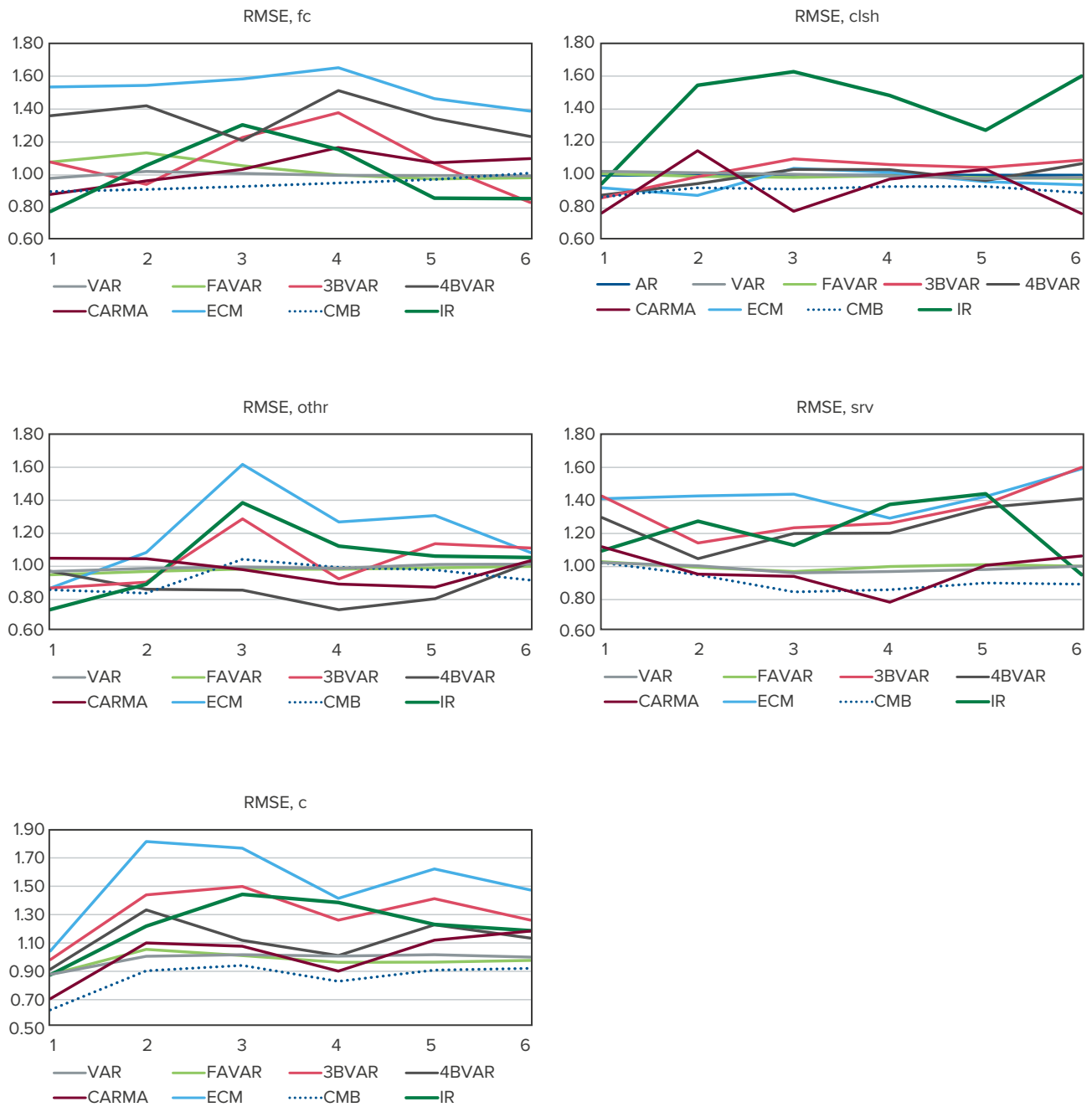


Рисунок Б5. Відносний RMSE, базовий ICL

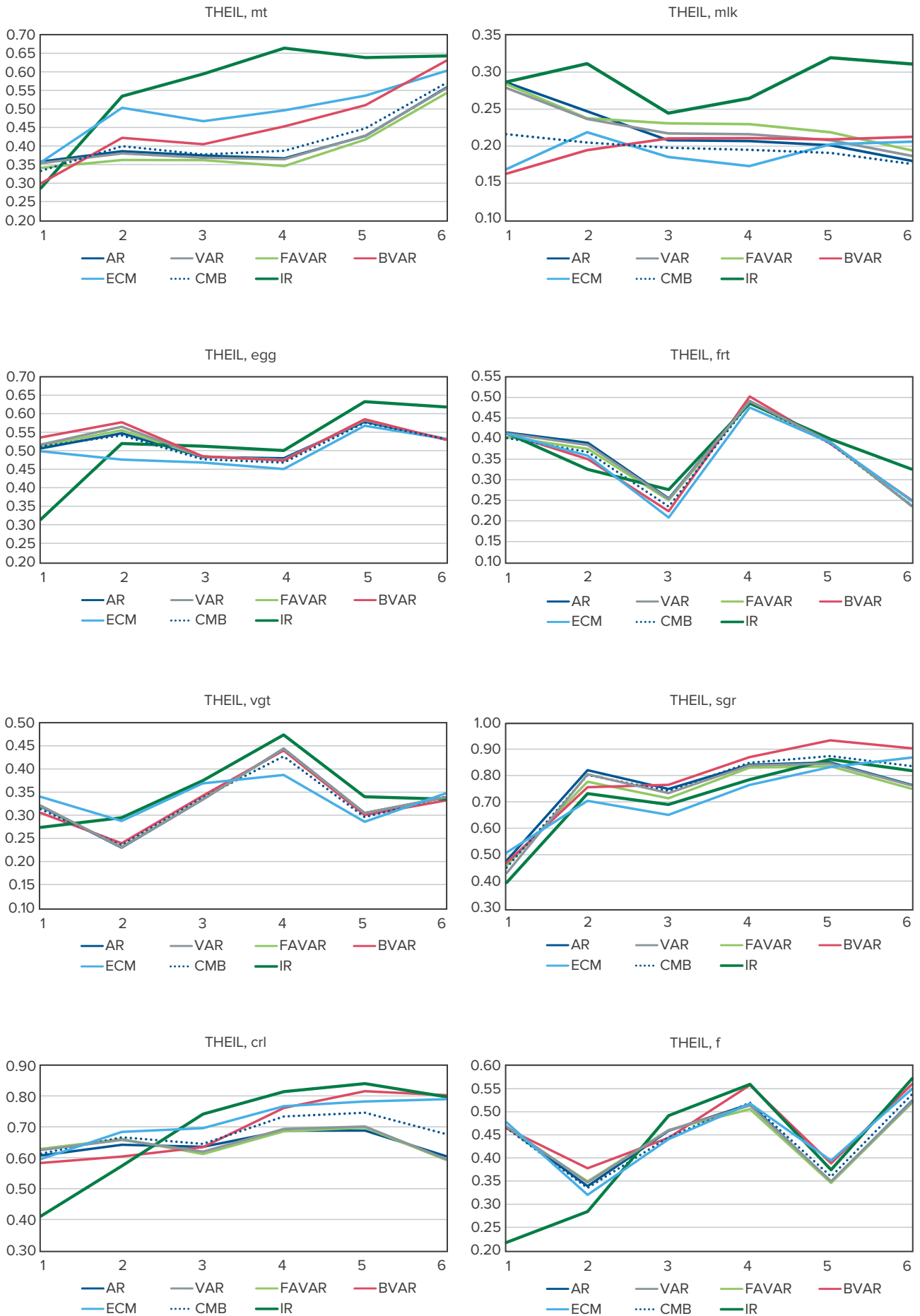


Рисунок Б6. Індекс Тейла, ІСПХ

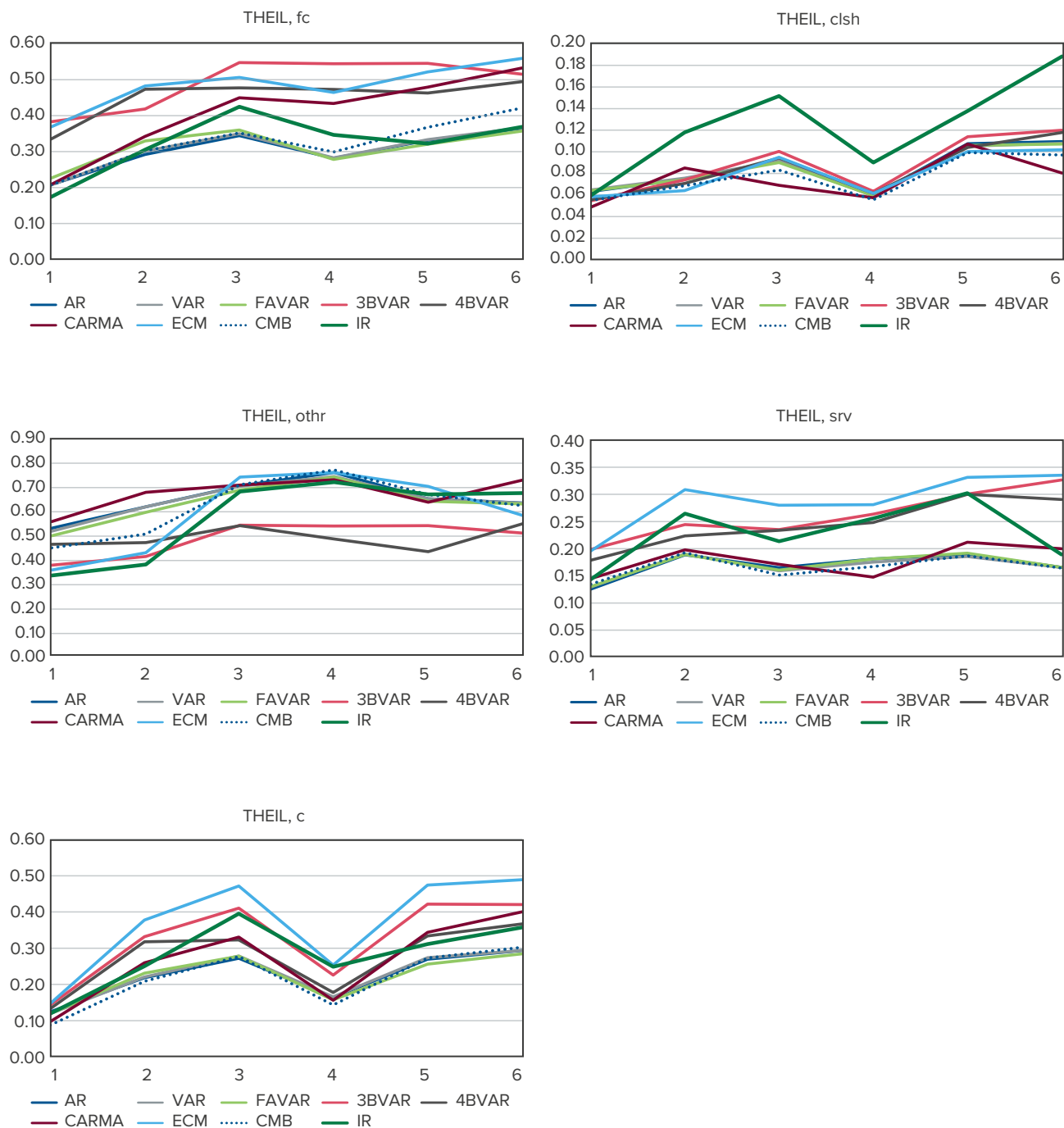


Рисунок Б7. Індекс Тейла, базовий ІЦЦ

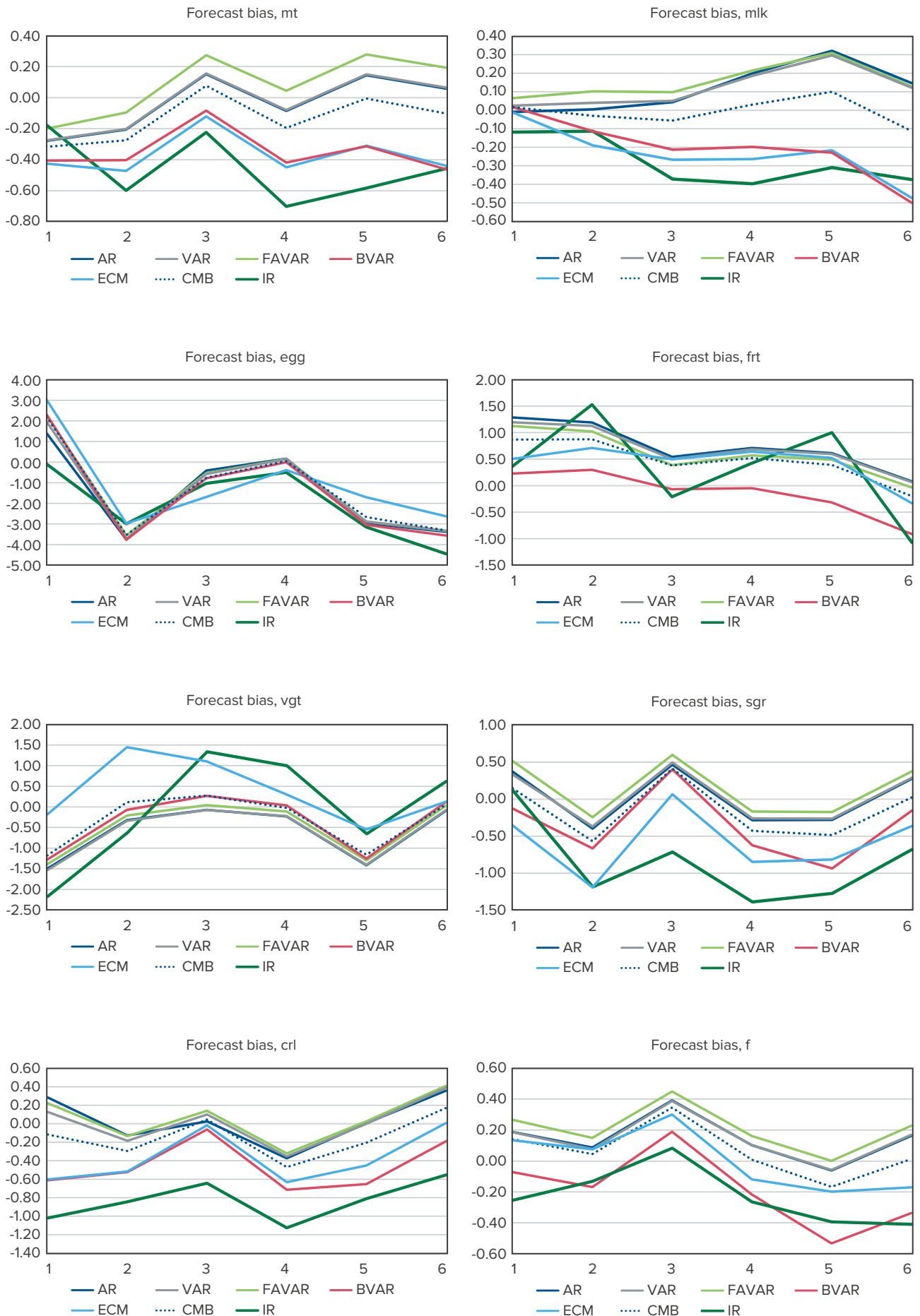


Рисунок Б8. Зміщеність прогнозу, ІСГХ

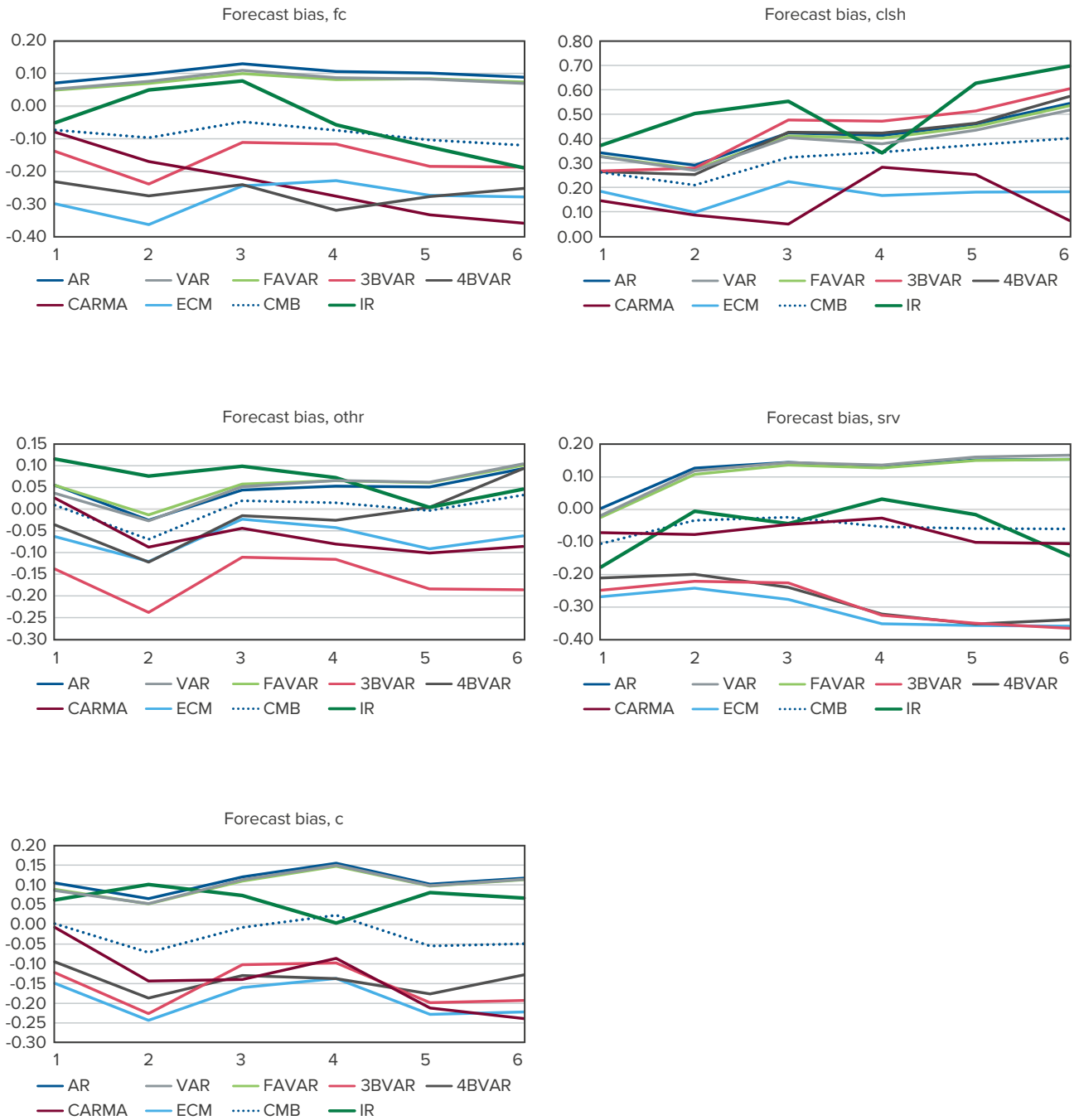


Рисунок Б9. Зміщеність прогнозу, базовий ІСЦ

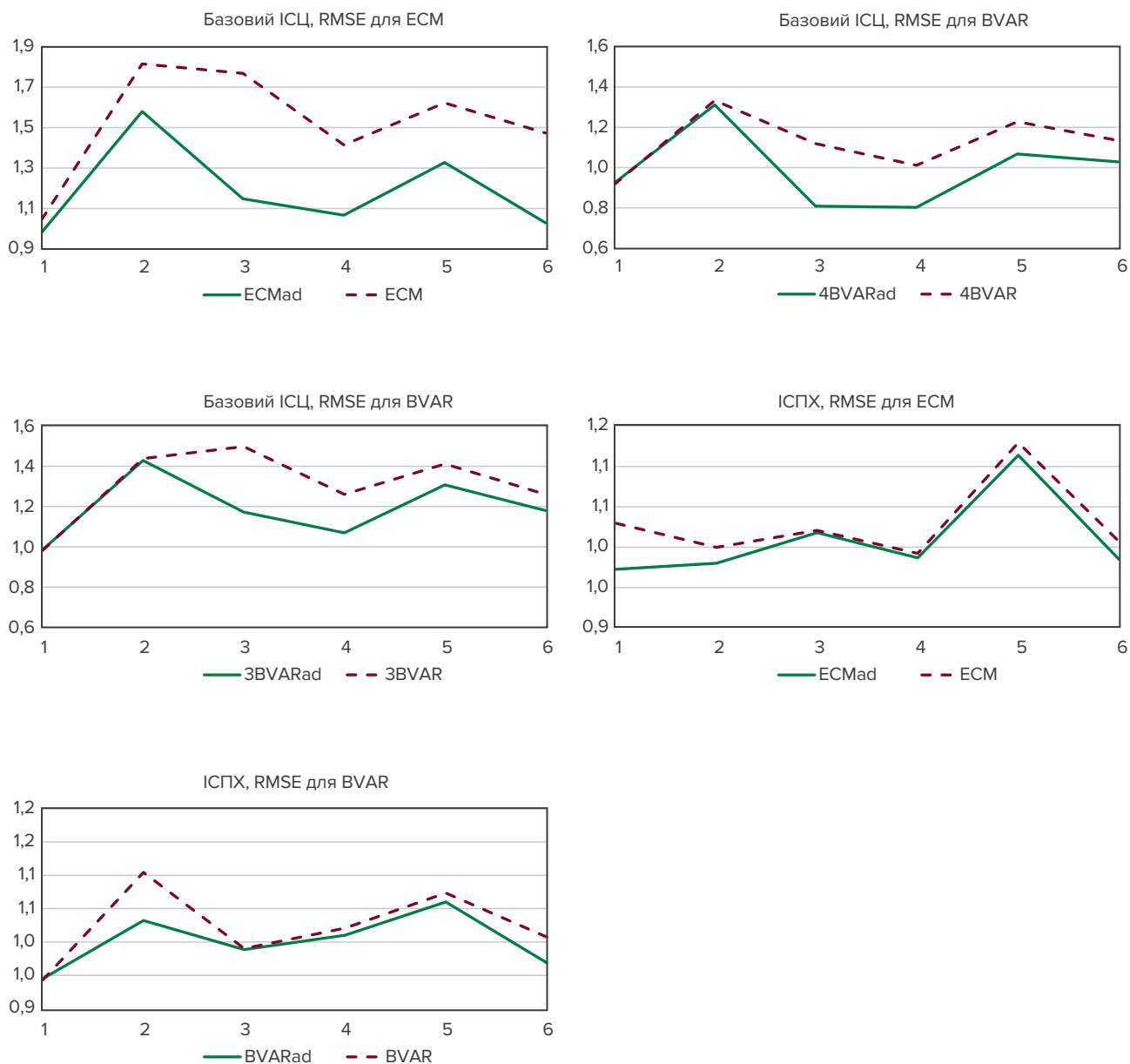


Рисунок Б10. Відносний RMSE (моделі з припущеннями та фактичними даними)

Примітка: ad означає фактичні дані для екзогенних змінних замість припущень.