

КОРОТКОСТРОКОВЕ ПРОГНОЗУВАННЯ БАЗОВОЇ ІНФЛЯЦІЇ В УКРАЇНІ: ПІДХІД ІЗ КОМБІНОВАНОЮ ARMA-МОДЕЛЛЮ

ДМИТРО КРУКОВЕЦЬ^a, ОЛЕСЯ ВЕРЧЕНКО^b

^aНаціональний банк України, Київ, Україна
E-mail: Dmytro.Krukovets@bank.gov.ua

^bКиївська школа економіки, Київ, Україна
E-mail: verchenko@kse.org.ua

Анотація Здатність надавати якісні прогнози інфляції має вирішальне значення для сучасних центральних банків. Прогнозування інфляції необхідне для розуміння її поточних і майбутніх тенденцій, оцінки ефективності попередніх політичних дій, прийняття нових політичних рішень та зміцнення довіри до центрального банку в очах громадськості. Це мотивує до постійного пошуку нових підходів до складання прогнозів інфляції. У статті аналізується емпірична ефективність кількох альтернативних моделей прогнозування інфляції, протиставляються структурні та базовані на даних підходи, а також на агрегування та дезагрегування даних. Показано, що комбінована ARMA-модель із базованими на даних бінарними змінними, що використовують дезагреговані дані базової інфляції для України, дають змогу значно підвищити якість прогнозу порівняно з базовою структурною моделлю, заснованою на агрегованих даних.

Класифікація JEL C53, E31, E37

Ключові слова короткострокове прогнозування, базова інфляція, ARMA, дезагрегування

1. ВСТУП

Якісний прогноз інфляції вкрай необхідний для центрального банку, оскільки він забезпечує основу для багатьох його рішень і дій у сфері монетарної політики. Крім того, точний прогноз підвищує довіру до центрального банку, зміцнюючи його репутацію як надійного аналітичного центру і силу, яку потрібно брати до уваги, що, в свою чергу, може допомогти вплинути на очікування громадськості, які є одними з основних детермінант економічної поведінки.

Із цієї причини багато центральних банків розробляє і використовує широкий спектр економетричних моделей, починаючи з невеликих одновимірних моделей для окремих макроекономічних рядів і закінчуючи великими структурними моделями, які містять складні взаємозв'язки між різними секторами економіки.

Невеликі моделі, базовані на даних, можуть бути особливо корисними для короткострокового (до шести

місяців) прогнозування, оскільки вони дають змогу працювати з великим обсягом даних без необхідності встановлювати сильні взаємозв'язки між економічними змінними. З іншого боку, структурні моделі, які часто будуються на мікроекономічних підвалинах, можуть поліпшити сприйняття природи економіки та плин шоків між її частинами, але також ця інформація може бути громіздкою і малоприсадною для прогнозування, зокрема протягом відносно короткого проміжку часу.

Короткострокові прогнози інфляції дають інформацію про динаміку інфляції в найближчому майбутньому. Дані про поточний рівень інфляції розкриваються із запізненням від семи до десяти днів¹. Тому центральний банк прагне отримувати постійну інформацію про те, в якому стані перебуває економіка в даний час, куди вона рухається і чи відповідає поточна стратегія монетарної політики встановленим цілям².

У даній статті основна увага приділяється моделям прогнозування інфляції на основі даних. Наша

¹ Згідно з даними Укрстату, що на офіційному сайті Державної служби статистики України (Держстат), ukrstat.gov.ua, розділ "Експрес-звіти".

² Водночас у літературі і серед осіб, які приймають рішення з монетарної політики, поширена думка про те, що дії монетарної політики впливають на інфляцію із запізненням щонайменше на пів року. Це збігається з висновками Gruen et al. (1997), а також Vatini & Nelson (2001), які повідомляють про відставання монетарної політики США, Великобританії та Австралії на 4–6 кварталів. Це свідчить про те, що в будь-який момент часу інфляція вже визначена на найближчі 6+ місяців.

основна модель заснована на комбінованій ARMA-методології, розробленій Huwiler & Kaufmann (2013) і нині використовується Національним банком Швейцарії. Кожен із компонентів інфляції спочатку моделюється індивідуально, а потім ці прогнози об'єднуються в єдину оцінку базової інфляції. Деагрегаційний підхід дає змогу використовувати багату структуру даних із різними компонентами інфляції. Наша мета полягає в тому, щоб оцінити його ефективність відносно альтернативних статистичних моделей, у яких використовуються як агреговані, так і деагреговані дані, а також до базових прогнозів НБУ, заснованих на структурній квартальній прогнозній моделі (QPM). Наша основна специфікація містить моделі, які фіксують періоди надмірної волатильності і таким чином допомагають поліпшити як відповідність моделі у вибірці, так і якість її прогнозних можливостей.

Одне з найважливіших питань, що обговорюється у фахових виданнях, полягає в тому, чи можуть моделі, засновані на даних, перевершити структурні моделі за якістю прогнозу. У той час, як останні створюються для дослідження складних зв'язків між різними секторами економіки, їхня здатність до короткострокового прогнозування, як правило, досить слабка (Gruel & Lerpshynskiy, 2016). У літературі також не існує єдиної думки щодо того, як працюють у цьому відношенні моделі, засновані на мікрофундаціях (DSGE): одні автори доводять, що такі моделі можуть давати досить точні прогнози (Yau & Hueng, 2019), інші автори роблять прямо протилежні висновки (Edge & Gurkaynak, 2010). Це свідчить про те, що для отримання більш певних висновків необхідне подальше порівняння альтернативних моделей із використанням різних наборів даних³.

Велика кількість авторів демонструє, що моделі, засновані на даних, можуть дати позитивні результати в контексті економік, що розвиваються. Часто стандартні моделі поширюються на відображення особливостей даних із цих ринків через їхню надмірну мінливість, структурні зміни чи інші нестандартні схеми поведінки даних⁴.

У літературі також немає єдиної думки про переваги деагрегованого (порівняно з агрегованим) підходу як із теоретичної, так і з емпіричної точок зору. Автори розділилися на два основних табори: тих, хто активно підтримує ефективність деагрегування для підвищення якості прогнозу, і тих, хто виступає проти цієї точки зору. До першого табору входять, наприклад, Hendry & Hubrich (2011) і Zellner & Tobias (1999). Bermingham & D'Agostino (2011) також дійшли висновку, що метод деагрегації поліпшує ефективність прогнозування. Ці висновки ґрунтуються на різних моделях авторегресивного типу за даними США та ЄС.

З іншого боку, Venalal et al. (2004) демонструють, що деагрегація має обмежену корисність. Ця двозначність у літературі вказує на необхідність подальшого дослідження даного питання.

Наше дослідження робить внесок до сучасної літератури кількома способами. По-перше, наскільки нам відомо, існує мало емпіричних даних про відносну ефективність прогнозування інфляції в країнах, що розвиваються, за допомогою моделей, заснованих на ARMA. По-друге, ми пропонуємо кілька специфікацій фіктивних змінних для фіксації періодів надмірної мінливості та доводимо, що вони можуть значно поліпшити якість моделі прогнозування. По-третє, наше дослідження є першою спробою емпірично дослідити деагреговані дані щодо інфляції в Україні з точки зору того, наскільки вони володіють прогностичною силою відносно агрегованих інфляційних рядів. Тому стаття також сприятиме обговоренню доцільності деагрегованих та агрегованих моделей, надаючи нові емпіричні дані.

Крім того, ми проаналізуємо статистичні особливості інфляційних складових, які мають неоднорідний характер. Агреговані ряди роблять ці особливості невидимими, хоча вони потенційно можуть бути використані для поліпшення нашого розуміння динаміки інфляції та прогнозу⁵.

Стаття має таку структуру.

- у розділі “Опис даних” розглядаються основні характеристики даних, а також питання, пов'язані зі змінами у визначеннях і методологіях збору даних;
- у розділі “Методологія” описано, з чого складаються моделі, як ці моделі оцінюються, як складаються прогнози і як вони формально порівнюються один з одним;
- розділ “Результати” містить обговорення порівняльних емпіричних характеристик моделей;
- в останньому розділі подано висновки й окреслено напрями майбутніх досліджень.

2. ОПИС ДАНИХ

У статті використано дані НБУ⁶. Вони містять щомісячні спостереження за основними компонентами базової інфляції з початку 2007 року до кінця 2018-го (загалом 144 тимчасових проміжки). Базова інфляція розраховується на основі цих складових індексу споживчих цін (ICL), які мають відносно низьку волатильність, піддаються незначному впливу світових цін і позбавлені адміністративного контролю.⁷

³ Існує широкий спектр інших інструментів для прогнозування інфляції: VAR та його байєсівська версія, VECM, GARCH, факторні моделі тощо. Koop & Korobilis (2012) розглянули підхід до прогнозування інфляції з використанням динамічної моделі усереднення і довели, що їхні прогнози кращі, ніж Greenbook-прогнози Ради керівників Федеральної резервної системи. Підхід MIDAS дає змогу працювати з даними зі змішаною частотою: Schorfheide & Song (2013) показали, що використання суміші макроекономічних рядів на квартальній основі та з більшою частотою, яка наближається до рядів, що майже відображають стан економіки в реальному часі, перевершує інші моделі, такі як VAR.

⁴ Наприклад, Huwiler & Kaufmann (2013) довели, що комбінація моделей, заснованих на даних (векторна модель корекції помилок (VECM) для нафти і деагрегована модель авторегресійного ковзного середнього (ARMA) для інших компонентів інфляції), перевершує структурні моделі та експертні оцінки для прогнозування інфляції в Швейцарії. Stelmasiak & Szafranski (2016) використовують два різних підходи байєсівської векторної авторегресії (BVAR) для прогнозування інфляції в Польщі, приділяючи особливу увагу проблемі зсуву сезонності (сезонні сплески можуть з'явитися через 11 або 13 місяців після попереднього і не можуть бути добре зафіксовані за допомогою простого сезонного коригування).

⁵ Наприклад, у той час як протягом вибіркового періоду загальна базова інфляція в Україні досягла свого піку в березні 2015 року і найбільший внесок було зроблено з боку обмінного курсу (див. Faruqa, 2016), це не було вірно для кожної складової, що свідчить про те, що характер швидкого зростання цін на різні товари також є цікавою темою для дослідження.

⁶ Національний банк отримує дані про рівень інфляції від Держстату. Ці дані схожі з даними, що перебувають у відкритому доступі на веб-сайті ДССУ, www.ukrstat.gov.ua, але є більш детальними та деагрегованими.

⁷ Інші складові ICL – це сировинні продукти харчування, енергія та адміністративно регульовані ціни.

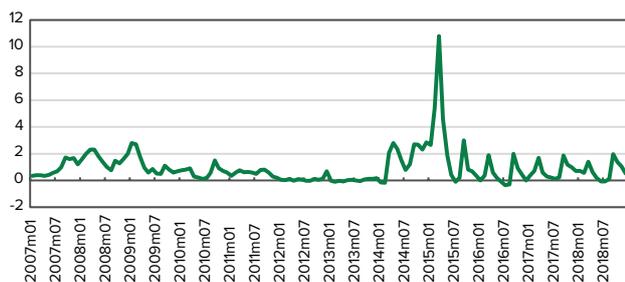


Рисунок 1. Базова інфляція, щомісячні зміни.

На рис. 1 показана основна динаміка інфляції за вибіркою період. Як бачимо, в березні 2015 року стався сплеск інфляції, викликаний економічною кризою, яка почалася в лютому і призвела до різкої (більш як триразової) девальвації національної валюти в першому кварталі 2015 року.

Двісті сорок складових базової інфляції поділяються на чотири основні категорії: бакалійні продукти харчування, послуги, одяг та інше. Бакалійні продукти харчування та одяг включають більшу частину товарів, які можна придбати в роздрібних магазинах, за винятком продовольчої сировини (м'ясо, фрукти, овочі), адміністративно регульованих товарів (алкоголь, сигарети) і товарів із низькою вагою в кошику (екзотичні продукти, рідкісні послуги).

Кількість компонентів у кожній категорії і їхню вагу в споживчому кошику показано на рис. 2. Хоча всі чотири категорії містять більш-менш однакову кількість компонентів, їхня вага в споживчому кошику істотно різняться: вага категорії продуктів харчування значно вища. Це відповідає даним інших ринків, що розвиваються, де більшу частину своїх доходів люди витрачають, як правило, на продукти харчування, а не на інші товари.

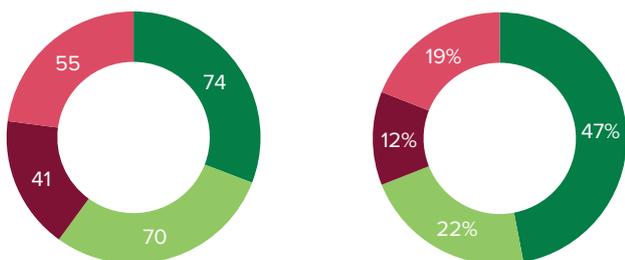


Рисунок 2. Ліворуч: кількість рядів у кожній категорії. Праворуч: відносна вага категорій у базовому інфляційному кошику.

На рисунках 3–6 відображено дані моделей, що найчастіше зустрічаються, а також подано динаміку інфляції за окремими компонентами і категоріями базової інфляції. Зокрема, як показано на рис. 3, компонент 31 (ковбасні вироби) має відносно рівномірну динаміку протягом усього періоду даних (без особливої сезонності, сплесків або спадів), тоді як на рис. 4 компонент 301 (вища освіта) демонструє безліч дуже виразних рухів, які відбулися у вересні.

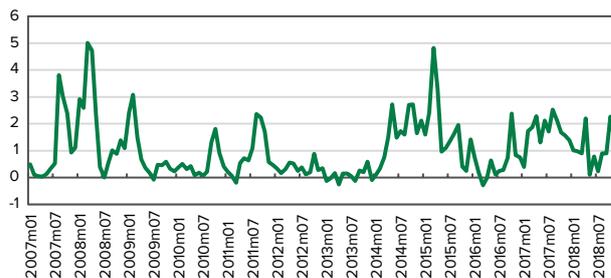


Рисунок 3. Місячна інфляція для компонента № 31 – ковбасні вироби.

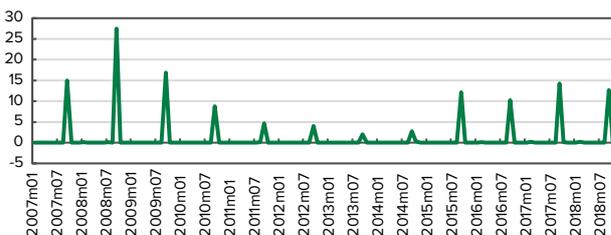


Рисунок 4. Місячна інфляція для компонента № 301 – вища освіта.

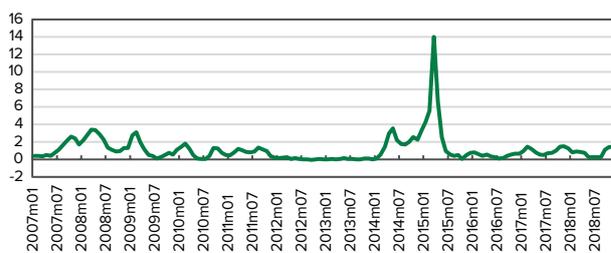


Рисунок 5. Місячна інфляція в категорії № 5 – їжа.

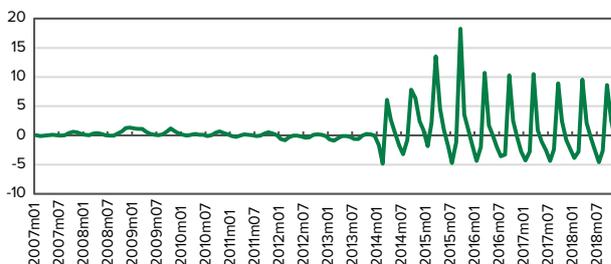


Рисунок 6. Місячна інфляція в категорії № 7 – одяг.

Аналогічний висновок можна зробити для категорій 5 (харчування) і 7 (одяг) на рисунках відповідно 5 і 6. Перша має більш виражену сезонність у ранні періоди, ніж у більш пізні, тоді як друга демонструє сильну сезонність після 2014 року, яка не спостерігалася в більш ранні періоди. Це можна пояснити змінами в методології збору даних⁸.

Не на всі 240 компонентів зафіксовано ціни починаючи з 2007 року, через зміни в методології ІСЦ. Щодо семи компонентів є дані лише з 2016 року. Ці ряди занадто малі, щоб надати будь-які виражені оцінки коефіцієнтів, і тому були виключені з вибірки⁹. Є також 32 ряди, які починаються в 2012 році та мають достатньо спостережень для модельних оцінок¹⁰. Отримана вибірка містить 31,632 спостереження за 233 компонентами.

⁸Зокрема, починаючи з 2014 року ціни на одяг фіксуються з урахуванням сезонних знижок на продаж, тоді як у попередні роки такі знижки не включалися до офіційної статистики.

⁹Ці спостереження становлять 0.7% від усієї вибірки даних. Загальна вага цих рядів у кошику базової інфляції становить близько 2%.

¹⁰Загальна вага цих рядів у базовому інфляційному кошику становить 12.6%.

Таблиця 1. Описова статистика базової інфляції та її компонентів.

	Базова інфляція	Об'єднані серії компонентів	Середні значення компонентів	Стандартні відхилення компонентів
Середнє значення	0.93	0.88	0.88	2.20
Стандартне відхилення	1.25	2.55	0.32	1.30
Мінімум	-0.36	-22.08	-0.08	0.40
Медіана	0.60	0.40	0.93	1.81
Максимум	10.80	46.26	1.75	6.89
Кількість спостережень	144	31,632	233	233

Таблиця 1 містить базовий статистичний опис агрегованих рядів базової інфляції, а також зведені дані за компонентами (233 ряди, об'єднані разом). Останні дві колонки таблиці містять зведення середніх значень окремих компонентів і їхніх стандартних відхилень, щоб прояснити відмінності в динаміці.

З таблиці випливає, що незважена середня інфляція всіх компонентів становить близько 0.9% за місяць, ряди середніх значень очікувано набагато менш волатильні, ніж об'єднані дані, а стандартне відхилення об'єднаних даних більш як у два рази перевищує середню інфляцію об'єднаних компонентів. Це вказує на те, що в окремих компонентах існує велика мінливість. Крім того, середнє значення об'єданого ряду набагато вище його медіани. Це свідчить про те, що рівень інфляції окремих компонентів, як правило, досить низький, а середня статистика зумовлена відносно нечастими великими коливаннями, які, швидше за все, відбулися в кризовий період 2015 року.

Оскільки ми працюємо із щомісячними даними, у багатьох із них спостерігається помітна сезонність, у тому числі й у самої базової інфляції (рис. 1). Цю сезонність можна витягнути, використавши метод включення сезонних бінарних змінних до моделі¹¹.

Для деяких рядів, таких як одяг (рис. 6), сезонність стала набагато більш вираженою, починаючи з 2014 року¹². Щоб мати можливість працювати із цим структурним зломом у даних, ми оцінили всі модельні коефіцієнти для компонентів одягу, використовуючи лише період після зламу.

Для отримання агрегованої оцінки інфляції ці дезагреговані компоненти необхідно об'єднати в категорії, а потім – в один загальний показник базової інфляції. Для цього кожному з них повинні бути присвоєні відповідні ваги. Існують офіційні ваги, які використовуються Держстатом для розрахунку базової інфляції. Однак ці значення постійно змінюються і заздалегідь невідомі. Наш підхід полягає у використанні набору значень, отриманих спеціалістами відділу статистики НБУ, для оцінки та прогнозування внутрішньої інфляції. Ці значення оновлюються набагато рідше, ніж значення ДССУ, і вони ретельно відстежують останні. Тому в нашій вправі прогнозування ми використовуємо останні доступні значення цих “статичних” ваг.

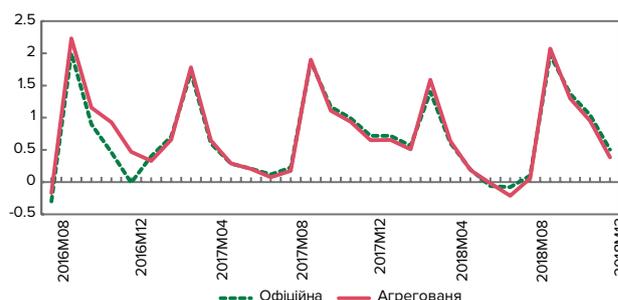


Рисунок 7. Офіційна та агрегована базова інфляція, помісячно.

Щоб дослідити, наскільки значущою є похибка в результаті агрегування внаслідок різниці в офіційних та статичних значеннях, ми побудували фактичну базову інфляцію і ту, що побудована зі статичними вагами з дезагрегованих компонентів, на рис. 7. Відмінності між цими двома рядами в більшості випадків досить малі¹³, особливо в недавньому періоді, і оскільки ми використовуємо одні і ті самі значення для всіх моделей, на релевантність наших загальних висновків не повинна впливати похибка через ваги.

3. МЕТОДОЛОГІЯ

Емпірична методологія нашої статті заснована на трьох основних елементах:

- використання рядів дезагрегованих інфляційних компонентів;
- підхід до моделі на основі ARMA;
- моделі для охоплення періодів із незвично великими шоками.

Ключовою особливістю нашого підходу є використання дезагрегованих рядів. Це означає, що замість прямого прогнозування базової інфляції спочатку прогнозуються її компоненти, а потім вони збираються у прогноз усієї базової інфляції. Це дає змогу використовувати всю наявну інформацію щодо окремих компонентів інфляції. Крім того, він фіксує спільні рухи компонентів, які зумовлені взаємодоповнюваністю й ефектами заміщення.

¹¹ Тринадцятий лаг дає змогу зафіксувати плаваючий сезонний показник, такий як зміщення врожаю.

¹² Як уже згадувалося у виводі 5, до 2014 року було прийнято спостерігати зростання заявлених цін безпосередньо перед початком продажів, тому фактичні зміни споживчих цін могли бути нижчими, ніж зазначено в ціні продажу. Після 2014 року нова методологія із включенням знижок призвела до помітної сезонності інфляції, причому джерело було в основному в категорії одягу.

¹³ Середньоквадратична похибка (RMSE) між цими двома рядами становить близько 0.09, що менше 1/10 середньої базової інфляції за період вибірки.

Прогнозована базова інфляція \hat{y} за період t розраховується як:

$$\hat{y}_t = \sum_{k=1}^p w_k * \hat{y}_t^k, \quad (1)$$

де k – індекс компонента; w_k – його вага в кошику; p – загальна кількість компонентів; \hat{y}_t^k – прогнозована інфляція компонента k за період t .

Рівняння (1) зазвичай називають CARMA-моделлю в розділі результатів цієї статті.

Для прогнозування окремих компонентів інфляції (і самої базової інфляції як одного з критеріїв оцінки ефективності) використовуються моделі типу ARMA. Ці моделі широко використовуються в моделюванні часових рядів, оскільки багато економічних змінних залежить від своїх попередніх значень.

Класична модель ARMA має таку структуру:

$$\hat{y}_t = \beta_0 + \sum_{i=1}^m \beta_i * y_{t-i} + \sum_{j=1}^n \gamma_j * \varepsilon_{t-j}, \quad (2)$$

де y_t – значення компонентів або всієї базової інфляції в періоді t ; β_0 – коефіцієнт нахилу; β_i 's і γ_j 's – коефіцієнти, що відповідають коефіцієнтам авторегресії і ковзного середнього відповідно; ε_{t-j} – залишкова модель у періоді $t-j$.

Ми визначаємо число членів AR і MA для кожного ряду, використовуючи інформаційний критерій Шварца (Баєсівський) (Schwartz, 1978). Класична модель ARMA розширюється шляхом додавання фіктивних змінних для обліку надмірних рухів ринку. Модель ARMA має таку структуру:

$$\hat{y}_t = \beta_0 + \sum_{i=1}^m \beta_i * y_{t-i} + \sum_{j=1}^n \gamma_j * \varepsilon_{t-j} + \alpha * D_t, \quad (3)$$

де D_t – фіктивна змінна.

Як тільки фіктивна змінна додається до класичної моделі ARMA, вона де-факто перетворюється на модель ARMAX (ARMA з екзогенними змінними). Kongcharoen & Kruangpradit (2013) використовували таку модель для прогнозування експорту в Таїланд. Їх результати свідчать, що модель типу ARMAX значно перевершує простий підхід ARMA в більшості вправ. Bos, Franses & Ooms (2001) також продемонстрували чудові результати в прогнозуванні післявоєнної базової інфляції в США, використовуючи моделі ARMAX.

У нашій статті використовуються два альтернативні підходи до визначення фіктивних змінних: ненульові значення цих змінних призначаються до: 1) періодів, у яких рівні інфляції компонентів мають найвищі відхилення від середніх значень ряду, або 2) періоди, в яких помилки оригінальної моделі без індикативної змінної найвищі.

Щоб проілюструвати важливість першого типу, припустимо, що дані містять один, але великий шок у якийсь момент часу. Під час використання квадратичної функції оптимізації викид матиме сильний вплив на коефіцієнти і, отже, на прогнозовані значення. Модель фіксує ці сплески і запобігає системним зрушенням у прогнозах, згладжуючи ефект викидів.

З іншого боку, ряд даних може мати передбачувано мінливу структуру, наприклад, за наявності сильної сезонної змінної. Водночас можливі й інші справді непередбачувані великі зрушення ("екстремальні події"), вплив яких може бути деформуючим, але потребує іншого підходу, ніж запропонований вище. Підхід до моделі, заснований на залишкових властивостях, краще підходить для вирішення такої ситуації.

Ми розглянули п'ять можливих підвизначень для обох типів моделей. Модель набуває значення одиниці, коли є найбільше або два-три найбільших відхилення від середнього значення (рис. 8), або модель набуває значення одиниці, коли результати спостереження знаходяться далі від середнього значення, більше ніж три-чотири стандартних відхилення (рис. 9). Перші три визначення найкраще підходять для випадків, коли в даних дуже мало значних стрибків (наприклад, ефект кризи). Однак якщо стрибки зустрічаються частіше, цей підхід не допоможе поліпшити відповідність моделей даним.

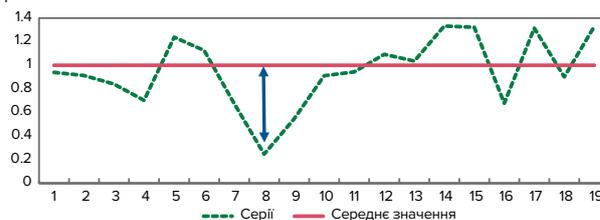


Рисунок 8. Приклад моделі з фіктивною змінною типу "відхилення від середнього значення"

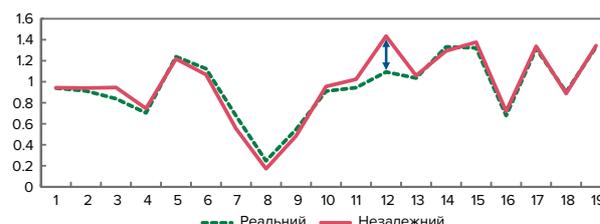


Рисунок 9. Приклад моделі з фіктивною змінною типу "відхилення в залишках".

Щоб проілюструвати наслідки першого і третього підвизначень для моделі (коли модель має значення одиниці, спостерігається найвище або три найбільших відхилення від середнього значення), на рисунках 10 та 11 зображено число ненульового значення для відповідних моделей усіх компонентів інфляції. Як бачимо, найнеспокійнішим періодом є березень-квітень 2015 року, коли багато компонентів інфляції демонструють надзвичайно великі відхилення від своїх середніх значень.

Останні два підвизначення (модель набуває значення одиниці кожного разу, коли спостереження розташоване далі від середнього значення на три або чотири стандартних відхилення) дають змогу різним рядам мати різне число пов'язаних ненульових фіктивних значень.

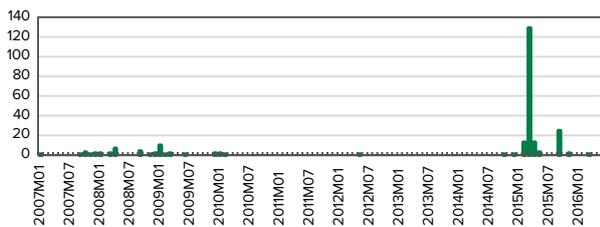


Рисунок 10. Кількість компонентів інфляції з ненульовими моделями першого типу (модель дорівнює одиниці, коли точка даних відповідає найбільшому відхиленню від середнього значення).

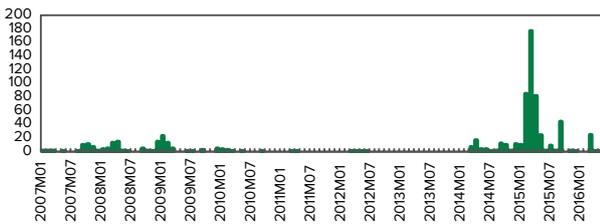


Рисунок 11. Число інфляційних компонентів із ненульовими моделями третього типу (модель дорівнює одиниці, коли точка даних відповідає найбільшому, другому або третьому за величиною відхиленню від середнього значення компонента).

Серії, що характеризуються випадковими сплесками, трактується інакше, ніж серії без великих сплесків. Тому такий підхід є гнучкішим.

Щоб визначити, яка модель найкраще працює для кожного ряду, ще раз обчислюємо коефіцієнти SIC для кожного визначення моделі й обираємо специфікацію з найменшим значенням критерію¹⁴.

Під час побудови прогнозів ми припускаємо, що фіктивні змінні для прогнозованих періодів усі дорівнюють нулю (без аномальних шоків).

Щоб оцінити ефективність прогнозування специфікацій альтернативних моделей, симулюємо прогнози там, де насправді є актуальні дані для кожного з них, а потім будемо дві зведені статистики для цих прогнозів: статистики 1) RMSE і 2) Diebold-Mariano-West (DMW) для тесту відносної ефективності прогнозування.

У цілому, починаючи з 2017 року, кожна модель дає 19 прогнозів. Ми обрали цю відправну точку для прогнозу вправи, оскільки вона дає змогу зосередитися на відносно спокійному періоді (принаймні через рік після кризи 2015 року), що узгоджується з установкою прогнозованих значень фіктивних змінних на нулі.

Тест Дієбольда-Маріано – Веста (Diebold & Mariano, 1995; West, 1996) є класичним тестом у цій ситуації. Він визначає, чи є різниця між помилками прогнозу (для різних прогнозів) суттєвою. Алгоритм обчислює

квадратичну (узгоджену з RMSE) різницю між прогнозованими і фактичними значеннями.

Якщо горизонт прогнозу малий (як у даній вправі), це негативно позначається на тесті. Він дає високі p -значення і не відкидає гіпотезу про подібність прогнозів. Тому якщо результати істотно не відрізняються, це свідчить про незначний реальний взаємозв'язок між двома прогнозами. Однак позитивний результат свідчить про дуже значну відмінність.

Пропонована в нашій статті модель спрямована на розширення інструментарію прогнозування НБУ, тому в ролі орієнтира розглядаємо офіційні прогнози інфляції НБУ на 2017–2018 роки¹⁵. Ці прогнози публікуються лише на щоквартальній основі; однак щомісячні прогнози також формуються для внутрішнього використання, і вони були надані нам для використання в рамках даного дослідження¹⁶. Офіційні прогнози можуть містити дані різних моделей та експертні оцінки, але, як правило, засновані на моделюванні базової квартальної моделі прогнозування НБУ (QPM).

QPM – це напівструктурна новокейнсіанська модель малої відкритої економіки¹⁷, в якій різні частини економіки пов'язані через так званий трансмісійний механізм. Модель широко використовується для пояснювальних цілей, аналізу монетарної політики та середньострокового прогнозування¹⁸.

4. РЕЗУЛЬТАТИ

Як пояснюється в розділі методології, в цілому ми оцінюємо 33 моделі, які дають прогнози: 11 моделей ARMA – для базової інфляції (одна без фіктивних змінних і 10 – для альтернативних специфікацій із різними фіктивними змінними), 11 моделей CARMA – для категорій і 11 моделей CARMA – для компонентів. Прогнози з періодичністю від одного до шести місяців, підготовлені цими моделями, потім порівнюються з базовими прогнозами, які виходять із моделі НБУ.

У таблиці 2 наведено середньоквадратичні помилки прогнозування (RMSPE) для 10 обраних моделей: еталонна модель (НБУ), три нерегулярні моделі (по одній для кожного рівня дезагрегації), дві найкращі моделі для сукупної базової інфляції (одна з п'яти середніх специфікацій на основі середніх даних та однієї з групи п'яти специфікацій на основі залишків), двох найкращих моделей для дезагрегованих даних про рівні категорії та двох найкращих моделей для дезагрегованих даних на рівні компонентів¹⁹. Критерієм вибору "найкращих" моделей для кожної з груп було найменше значення RMSE у вибірці навчальним даним (тієї частини вибірки, яка використовувалася для оцінки параметрів моделі).

¹⁴ Теоретично оптимальним підходом до вибору найкращої специфікації моделі є розгляд усіх можливих комбінацій лагів AR/MA та фіктивних визначень, а потім вибір одного з найнижчих значень SIC. Однак це потребує значних обчислювальних потужностей, до яких автори в даний час не мають доступу.

¹⁵ Ще одним еталоном, який ми розглядали, була модель випадкового блукання. Однак її продуктивність була настільки низькою, що ми вирішили виключити її.

¹⁶ Іншим варіантом є перетворення результатів інших моделей із щомісячних у щоквартальні, але тоді ми станемо перед проблемою вкрай малого числа спостережень (усього близько шести).

¹⁷ Чотири основні рівняння в моделі – це сукупний попит, крива Філіпса, гібридний непокритий паритет процентних ставок і правило монетарної політики. Рівняння подаються у формі розривів, побудованих за допомогою фільтра Калмана. Всі коефіцієнти калібруються з урахуванням експертних оцінок реакції української економіки на шоки, а також з урахуванням відповідності іншим аналогічним моделям для світових економік. Монетарна політика й економіка пов'язані через канали передачі процентних ставок і обмінних курсів.

¹⁸ Детальнішу інформацію про архітектуру моделі, методологію, дані, калібрування, аналіз та процедури прогнозування можна знайти в праці Grui та Vdovychenko (2019).

¹⁹ Додаток містить результати для всіх розглянутих специфікацій моделі.

Таблиця 2. Прогнози RMSPE для обраних моделей.

Горизонт прогнозування (місяці вперед)	Критерії для порівняння				CARMA без бінарних змінних		CARMA з бінарними змінними			
	Модель НБУ	ARMA для загальної групи	ARMA для загальної групи з бінарною змінною		Компоненти	Категорії	Компоненти		Категорії	
			1-е найбільше відхилення, середнє значення	2-а найбільших відхилення, середнє значення			1-е найбільше відхилення, середнє значення	3-и найбільших відхилення, залишки	2-а найбільших відхилення, середнє значення	2-а найбільших відхилення, залишки
1	0.329	0.332	0.337	0.334	0.219	0.249	0.180	0.201	0.228	0.229
2	0.394	0.448	0.450	0.436	0.302	0.340	0.241	0.245	0.310	0.319
3	0.365	0.515	0.500	0.503	0.337	0.409	0.253	0.261	0.360	0.369
4	0.370	0.521	0.505	0.520	0.349	0.445	0.275	0.269	0.391	0.402
5	0.429	0.507	0.493	0.518	0.342	0.439	0.276	0.263	0.393	0.403
6	0.444	0.495	0.481	0.500	0.334	0.414	0.263	0.254	0.376	0.388

Таблиця 3. Тест DMW для різних моделей порівняно з еталоном напівструктурної моделі НБУ, р-значення.

Горизонт прогнозування (місяці вперед)	Критерії для порівняння				CARMA без моделей		CARMA з моделями			
	ARMA для загальної групи	ARMA для загальної групи з бінарною змінною		Компоненти	Категорії	Компоненти		Категорії		
		1-е найбільше відхилення, середнє значення	2-а найбільших відхилення, середнє значення			1-е найбільше відхилення, середнє значення	3-и найбільших відхилення, залишки	2-а найбільших відхилення, середнє значення	2-а найбільших відхилення, залишки	
1	0.11	0.82	0.80	0.10	0.13	0.06	0.09	0.11	0.10	
2	0.36	0.97	0.96	0.30	0.39	0.16	0.20	0.25	0.31	
3	0.53	0.88	0.89	0.40	0.59	0.13	0.21	0.40	0.39	
4	0.60	0.77	0.83	0.39	0.65	0.10	0.16	0.50	0.48	
5	0.57	0.71	0.79	0.39	0.57	0.15	0.18	0.49	0.51	
6	0.49	0.64	0.72	0.35	0.38	0.15	0.18	0.40	0.45	

З таблиці видно, що компонентні моделі CARMA мають найнижчі значення RMSE серед усіх моделей, а додавання індикативних змінних дає змогу істотно знизити кількість помилок прогнозування. Це свідчить про те, що підхід до дезагрегування дійсно ефективний із точки зору підвищення точності прогнозування, і рівень точності зростає з рівнем дезагрегування. Цікаво, що напівструктурна модель демонструє нижчі показники RMSE, ніж модель ARMA для базової інфляції (як із бінарними змінними, так і без них). Таким чином, саме функція дезагрегації CARMA компенсує зниження ефективності агрегованої статистичної та структурної моделей. Крім того, дезагреговані моделі з макетами є єдиними моделями, які послідовно виробляють нижчі прогнозовані RMSE для всіх горизонтів прогнозування і всіх фіктивних специфікацій, тоді як інші моделі перевершують прогноз НБУ тільки для деяких горизонтів (див. додаток). Наступним кроком є формальне тестування відмінностей

у прогнозних показниках моделей. Таблиця 3 містить р-значення тесту DMW для прогнозування можливостей моделі порівняно з еталоном (модель НБУ).

Як бачимо з таблиці, у всіх випадках, за винятком кількох, р-значення тесту досить високі (вищі 10%). Формально це свідчить про брак істотних відмінностей між діяльністю еталонної моделі та обраними моделями прогнозів. Однак оскільки у вибірці прогнозів є тільки 19 спостережень, очікується, що потужність тесту буде досить низькою. Тим не менше є докази того, що на основі компонентів CARMA отримуємо кращі прогнози на короткі проміжки (на один місяць уперед), ніж напівструктурна модель²⁰.

У цілому, беручи до уваги обмеженість даних і, отже, очікувану низьку потужність тестів, ми вважаємо, що ці результати свідчать про правильність твердження про те, що аналіз дезагрегованих даних може значно поліпшити прогнозування інфляції.

²⁰ Крім DMW-тесту, ми також стежили за Diebold & Mariano (1995) та Wilcoxon на малих вибірках. Результати аналогічні тим, що представлені в таблиці 3. Тим не менше ми також виявили деякі, хоча й слабкі, докази того, що дезагреговані моделі дають кращі довгострокові (на п'ять і шість місяців уперед) прогнози, ніж еталонні.

5. ВИСНОВКИ

Існуюча потреба в ефективних моделях короткострокового прогнозування, заснованих на даних, частково задовольняється моделлю, розробленою в даній праці. Вона добре працює на українських даних і може поліпшити інструментарій прогнозування НБУ. Модель також перевершує деякі контрольні показники, такі як ARMA одновимірна для базової інфляції та ARMA комбінована для компонентів без бінарних змінних, що відповідають результатам Huwiler & Kaufmann (2013). Крім того, результати свідчать, що дезагрегування поліпшує продуктивність моделі. Таким чином, стаття є певним внеском у цю дискусію.

Дані, що використовувалися в нашому дослідженні, містять ряд проблем, які ускладнюють оцінку будь-якої моделі. Ці проблеми можна віднести до перехідного характеру української економіки. Серед них існують сильні структурні поштовхи в її новітній історії. Однак,

як показано в праці, запропонована модель є досить гнучкою для вирішення подібних проблем і отримання обґрунтованих прогнозів.

Існує кілька напрямів подальшого розвитку моделі. Наприклад, деякі методи кластеризації можуть використовуватися в просторі з відстанями між рядами інфляції. Такий підхід дає змогу розподіляти ряди з аналогічною динамікою по кластерах і витягувати додаткову інформацію про зв'язки між ними, що потенційно може ще більше підвищити продуктивність моделі.

Крім того, деякі екзогенні змінні потенційно можуть бути включені в моделі. Це може поліпшити якість прогнозу, оскільки інфляція, ймовірно, визначатиметься й іншими економічними змінними. Однак у цьому випадку перед моделлю постане проблема отримання прогнозів цих екзогенних змінних, які використовуватимуться в ролі вихідних даних для прогнозування інфляції.

ЛІТЕРАТУРА

- Batini, N., Nelson, E. (2001). The lag from monetary policy actions to inflation: Friedman revisited. Discussion Paper, 6. Bank of England. Retrieved from <https://www.lancaster.ac.uk/staff/ecajt/inflation%20lags%20money%20supply.pdf>
- Benalal, N., Hoyo, J., Landau, B., Roma, M., Skudelny, F. (2004). To aggregate or not to aggregate? Euro-area inflation forecasting. Working Paper Series, 374. European Central Bank. Retrieved from <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecbwp374.pdf>
- Bermingham, C., D'Agostino, A. (2011). Understanding and forecasting aggregate and disaggregate price dynamics. Working Paper Series, 1365. European Central Bank. Retrieved from <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecbwp1365.pdf>
- Bos, C., Franses, P., Ooms, M. (2002). Inflation, forecast intervals and long memory regression models. *International Journal of Forecasting*, 18(2), 243-264. [https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(01\)00156-X](https://doi.org/10.1016/S0169-2070(01)00156-X)
- Diebold, F., Mariano, R. (1995). Comparing predictive accuracy. *Journal of Business and Economic Statistics*, 13(3), 253-263. <https://doi.org/10.1080/07350015.1995.10524599>
- Edge, R., Gurkaynak, R. (2010). How useful are estimated DSGE model forecasts for central bankers? *Brookings Papers on Economic Activity*, 2. Retrieved from https://www.phil.frb.org/-/media/research-and-data/events/2012/data-revision/papers/Edge_Gurkaynak.pdf
- Faryna, O. (2016). Nonlinear exchange rate pass-through to domestic prices in Ukraine. *Visnyk of the National Bank of Ukraine*, 236, 30-42. <https://doi.org/10.26531/vnbu2016.236.030>
- Gruen, D., Romalis, J., Chandra, N. (1997). The lags of monetary policy. Retrieved from <https://www.bis.org/publ/confp04l.pdf>
- Grui, A., Lepushynskyi, V. (2016). Applying foreign exchange interventions as an additional instrument under inflation targeting: the case of Ukraine. *Visnyk of the National Bank of Ukraine*, 2016, 238, 39-56. <https://doi.org/10.26531/vnbu2016.238.039>
- 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/news/all/kvartalna-proektsiyana-model-dlya-ukrayini>
- Hendry, D., Hubrich, K. (2011). Combining disaggregate forecasts or combining disaggregate information to forecast an aggregate. *Journal of Business & Economic Statistics*, 29(2), 216-227. <https://doi.org/10.1198/jbes.2009.07112>
- Huwiler, M., Kaufmann, D. (2013). Combining disaggregate forecasts for inflation: The SNB's ARIMA model. *Swiss National Bank Economic Studies*, 7. Retrieved from https://www.snb.ch/n/mmr/reference/economic_studies_2013_07/source/economic_studies_2013_07.n.pdf
- Kongcharoen, C., Kruangpradit, T. (2013). Autoregressive integrated moving average with explanatory variable (ARIMAX) model for Thailand export. 33rd International Symposium on Forecasting. Seoul.
- Koop, G., Korobilis, D. (2012). Forecasting inflation using dynamic model averaging. *International Economic Review*, 53(3), 867-886. <https://doi.org/10.1111/j.1468-2354.2012.00704.x>
- Schorfheide, F., Song, D. (2013). Real-time forecasting with a mixed-frequency VAR. Working Paper, 19712. National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w19712>
- Schwarz, G. (1978). Estimating the dimension of a model. *Annals of Statistics*, 6, 461-464. <https://doi.org/10.1214/aos/1176344136>
- Stelmasiak, D., Szafranski, G. (2016). Forecasting the Polish inflation using Bayesian VAR models with seasonality. *Central European Journal of Economic Modelling and Econometrics*, CEJEME, 8(1), 21-42. Retrieved from <http://cejeme.org/publications/articles/2016-24-25-63594530698718750-3327.pdf>
- West, K. (1996). Asymptotic inference about predictive ability. *Econometrica*, 64, 1067-1084. <https://doi.org/10.24425/cejeme.2016.119185>
- Yau, R., Hueng, C. J. (2019). Nowcasting gdp growth for small open economies with a Mixed-Frequency Structural Model. *Computational Economics*, 54, 177-198. <https://doi.org/10.1007/s10614-017-9697-1>
- Zellner, A., Tobias, J. (1999). A note on aggregation, disaggregation and forecasting performance. *Journal of Forecasting* 19(5). [https://doi.org/10.1002/1099-131X\(200009\)19:5<3C457::AID-FOR761%3E3.0.CO;2-6](https://doi.org/10.1002/1099-131X(200009)19:5<3C457::AID-FOR761%3E3.0.CO;2-6)

ДОДАТОК А

Таблиця 4. Таблиця середньоквадратичних помилок (RMSE) для всіх можливих архітектур із фіктивною змінною і без неї, для Random Walk і прогнозів НБУ.

Горизонт прогнозування (місяці вперед)	Компоненти (середнє)				
	1_highest	2_highest	3_highest	3stdev	4stdev
1	0.180	0.216	0.264	0.239	0.195
2	0.241	0.271	0.298	0.283	0.249
3	0.253	0.262	0.283	0.270	0.250
4	0.275	0.284	0.301	0.294	0.279
5	0.276	0.279	0.288	0.276	0.272
6	0.263	0.264	0.278	0.262	0.255
Компоненти (залишки)					
1	0.172	0.196	0.201	0.327	0.377
2	0.239	0.253	0.245	0.353	0.382
3	0.258	0.266	0.261	0.393	0.424
4	0.280	0.282	0.269	0.401	0.428
5	0.277	0.277	0.263	0.407	0.419
6	0.264	0.273	0.254	0.380	0.414
Категорії (середнє)					
1	0.248	0.228	0.290	0.241	0.238
2	0.339	0.310	0.350	0.335	0.334
3	0.391	0.360	0.386	0.388	0.386
4	0.426	0.391	0.408	0.418	0.421
5	0.433	0.393	0.399	0.428	0.428
6	0.426	0.376	0.396	0.412	0.420
Категорії (залишки)					
1	0.247	0.229	0.285	0.248	0.484
2	0.341	0.319	0.344	0.295	0.509
3	0.397	0.369	0.389	0.327	0.592
4	0.431	0.402	0.409	0.354	0.576
5	0.435	0.403	0.405	0.350	0.569
6	0.427	0.388	0.398	0.338	0.549
Базова (середнє)					
1	0.337	0.334	0.423	0.334	0.337
2	0.450	0.436	0.459	0.436	0.450
3	0.500	0.503	0.535	0.503	0.500
4	0.505	0.520	0.549	0.520	0.505
5	0.493	0.518	0.552	0.518	0.493
6	0.481	0.500	0.524	0.500	0.481
Базова (залишки)					
1	0.337	0.352	0.423	0.347	0.423
2	0.450	0.458	0.459	0.459	0.459
3	0.500	0.531	0.535	0.525	0.535
4	0.505	0.536	0.549	0.530	0.549
5	0.493	0.521	0.552	0.513	0.552
6	0.481	0.505	0.524	0.501	0.524
Simple CARMA					
1	0.219	0.249	0.332	0.541	0.329
2	0.302	0.340	0.448	0.783	0.394
3	0.337	0.409	0.515	1.017	0.365
4	0.349	0.445	0.521	0.978	0.370
5	0.342	0.439	0.507	0.960	0.429
6	0.334	0.414	0.495	0.892	0.444
Simple cat					
1	0.219	0.249	0.332	0.541	0.329
2	0.302	0.340	0.448	0.783	0.394
3	0.337	0.409	0.515	1.017	0.365
4	0.349	0.445	0.521	0.978	0.370
5	0.342	0.439	0.507	0.960	0.429
6	0.334	0.414	0.495	0.892	0.444
Simple core					
1	0.219	0.249	0.332	0.541	0.329
2	0.302	0.340	0.448	0.783	0.394
3	0.337	0.409	0.515	1.017	0.365
4	0.349	0.445	0.521	0.978	0.370
5	0.342	0.439	0.507	0.960	0.429
6	0.334	0.414	0.495	0.892	0.444
Random Walk					
1	0.219	0.249	0.332	0.541	0.329
2	0.302	0.340	0.448	0.783	0.394
3	0.337	0.409	0.515	1.017	0.365
4	0.349	0.445	0.521	0.978	0.370
5	0.342	0.439	0.507	0.960	0.429
6	0.334	0.414	0.495	0.892	0.444
Офіційний					
1	0.219	0.249	0.332	0.541	0.329
2	0.302	0.340	0.448	0.783	0.394
3	0.337	0.409	0.515	1.017	0.365
4	0.349	0.445	0.521	0.978	0.370
5	0.342	0.439	0.507	0.960	0.429
6	0.334	0.414	0.495	0.892	0.444

Таблиця 5. Таблиця з р-значеннями для відносних результатів усіх наведених вище моделей порівняно з цільовим орієнтиром НБУ, відповідно до тесту Diebold-Mariano-West.

Горизонт прогнозування (місяці вперед)	Компоненти (середнє)				
	1_highest	2_highest	3_highest	3stddev	4stddev
1	0.060	0.100	0.500	0.120	0.070
2	0.160	0.280	0.500	0.350	0.200
3	0.130	0.120	0.170	0.110	0.110
4	0.100	0.090	0.090	0.070	0.090
5	0.150	0.140	0.150	0.120	0.140
6	0.150	0.150	0.140	0.130	0.140
	Компоненти (залишки)				
1	0.060	0.090	0.080	0.060	0.060
2	0.180	0.200	0.160	0.160	0.150
3	0.140	0.210	0.160	0.130	0.120
4	0.140	0.160	0.120	0.100	0.080
5	0.190	0.180	0.150	0.150	0.130
6	0.170	0.180	0.150	0.150	0.140
	Категорії (середнє)				
1	0.120	0.110	0.490	0.080	0.090
2	0.360	0.250	0.470	0.340	0.350
3	0.460	0.400	0.260	0.460	0.430
4	0.530	0.500	0.350	0.530	0.510
5	0.520	0.490	0.390	0.530	0.500
6	0.430	0.400	0.330	0.430	0.410
	Категорії (залишки)				
1	0.120	0.100	0.480	0.160	0.110
2	0.360	0.310	0.530	0.280	0.380
3	0.430	0.390	0.390	0.380	0.490
4	0.440	0.480	0.420	0.440	0.530
5	0.440	0.510	0.450	0.440	0.520
6	0.360	0.450	0.370	0.380	0.440
	Базова (середнє)				
1	0.820	0.800	0.970	0.800	0.820
2	0.970	0.960	0.980	0.960	0.970
3	0.880	0.890	0.900	0.890	0.880
4	0.770	0.830	0.840	0.830	0.770
5	0.710	0.790	0.810	0.790	0.710
6	0.640	0.720	0.720	0.720	0.640
	Базова (залишки)				
1	0.820	0.820	0.970	0.970	0.820
2	0.970	0.930	0.980	0.980	0.930
3	0.880	0.870	0.900	0.900	0.870
4	0.770	0.820	0.840	0.840	0.820
5	0.710	0.770	0.810	0.810	0.770
6	0.640	0.700	0.720	0.720	0.700
	Simple CARMA	Simple cat	Simple core		
1	0.100	0.130	0.110		
2	0.300	0.390	0.360		
3	0.400	0.590	0.530		
4	0.390	0.650	0.600		
5	0.390	0.570	0.570		
6	0.350	0.380	0.490		