

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ЕКОНОМІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМЕНІ
ВАДИМА ГЕТЬМАНА

Інститут інформаційних технологій в економіці

Кафедра штучного інтелекту, моделювання та статистики

Освітньо-професійна програма

Економічна кібернетика

Галузь знань

05 Соціальні та поведінкові науки

Спеціальність

051 Економіка

Форма навчання: очна (денна)

КВАЛІФІКАЦІЙНА БАКАЛАВРСЬКА РОБОТА

на тему Аналіз та моделювання рівня інфляції в Україні

(назва теми)

здобувача Строк Карини Віталіївни

(ПІБ, підпис)

Науковий керівник: к. е. н. доцент Ольга КАТУНІНА

(науковий ступінь, учене звання, ПІБ)

(підпис)

**Робота допущена до захисту перед екзаменаційною
комісією з атестації здобувачів вищої освіти (ЕК)**

**Завідувач кафедри: к. ф.-м. н., професор
Галина ВЕЛИКОІВАНЕНКО**

(підпис)

Київ 2026

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ЕКОНОМІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ВАДИМА ГЕТЬМАНА**

Інститут інформаційних технологій в економіці

Кафедра штучного інтелекту, моделювання та статистики

Освітньо-професійна програма «Економічна кібернетика»

Галузь знань 05 «Соціальні та поведінкові науки»

Спеціальність 051 «Економіка»

ПОГОДЖЕНО

Керівник проектної групи (гарант)
освітньо-професійної програми

Ольга ПРИТОМАНОВА

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри штучного
інтелекту, моделювання та
статистики

Галина ВЕЛИКОІВАНЕНКО

(підпис)

(підпис)

2026 р.

2026 р.

ІНДИВІДУАЛЬНЕ ЗАВДАННЯ

здобувача вищої освіти

Строк Карини Віталіївни
(прізвище, ім'я, по батькові)

очної (денної)

форми здобуття освіти

на підготовку кваліфікаційної бакалаврської роботи

на тему

«Аналіз та моделювання рівня інфляції в Україні»

Тему затверджено наказом ректора Університету від « №417-ст » 16.03. 2026 р.

Кваліфікаційна бакалаврська робота виконується на матеріалах

сайтів Державної служби статистики <https://www.ukrstat.gov.ua/>, Національного банку

України <https://bank.gov.ua/> та інших відкритих джерел

План кваліфікаційної бакалаврської роботи

Розділ 1	ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ЗАСАДИ АНАЛІЗУ ТА МОДЕЛЮВАННЯ РІВНЯ ІНФЛЯЦІЇ В УКРАЇНІ
Розділ 2	АНАЛІЗ ТА МОДЕЛЮВАННЯ ДИНАМІКИ ІНФЛЯЦІЇ В УКРАЇНІ НА ОСНОВІ ЧАСОВИХ РЯДІВ
Розділ 3	ПОБУДОВА БАГАТОФАКТОРНИХ МОДЕЛЕЙ РІВНЯ ІНФЛЯЦІЇ В УКРАЇНІ

Об'єкт дослідження:	інфляційні процеси в економіці України та макроекономічні фактори, що визначають їх формування й динаміку
Предмет дослідження:	теоретико-методичні та прикладні підходи до статистичного аналізу, економетричного моделювання та прогнозування інфляційних процесів із використанням моделей часових рядів та багатофакторних економетричних моделей
Мета виконання кваліфікаційної бакалаврської роботи:	проведення статистичного аналізу та моделювання інфляційних процесів в Україні із застосуванням економетричних методів та обґрунтування можливостей їх використання для прогнозування макроекономічної динаміки

Конкретні завдання, які здобувач повинен виконати для досягнення поставленої мети:

У розділі 1:

узагальнити теоретичні підходи до визначення економічної сутності інфляції та її ролі у макроекономічному розвитку;

дослідити основні фактори формування інфляційних процесів в економіці України;

систематизувати сучасні методи статистичного аналізу та економетричного моделювання інфляції.

У розділі 2:

сформувати інформаційну базу дослідження та провести описовий аналіз макроекономічних показників;

здійснити аналіз динаміки інфляції та ключових макроекономічних чинників в Україні;

провести кількісну оцінку впливу макроекономічних факторів на рівень інфляції (кореляційний аналіз).

У розділі 3:

побудувати та діагностувати моделі прогнозування інфляції на основі методів ARIMA, VAR та оцінити їх прогнозну точність;

удосконалити базові моделі шляхом побудови векторної моделі корекції похибки (VECM) та моделі ARIMAX із зовнішнім інфляційним регресором;

здійснити порівняльне оцінювання прогнозної точності моделей (тест Дібольда–Маріано) та провести сценарне прогнозування інфляції на 2025–2026 рр. з обґрунтуванням практичних рекомендацій.

Завдання підготував
науковий керівник

(підпис)

Ольга КАТУНІНА

(ім'я, прізвище)

«__» _____ 2026 р.

Завдання одержав
здобувач

(підпис)

Карина СТРОК

(ім'я, прізвище)

«__» _____ 2026 р.

Реферат

Кваліфікаційна бакалаврська робота містить 76 сторінок, 32 таблиць, 23 рисунків, 18 формул, перелік використаних джерел з 36 найменувань, додатки.

« Аналіз та моделювання рівня інфляції в Україні »

Об'єктом дослідження є інфляційні процеси в економіці України та макроекономічні фактори, що визначають їх формування й динаміку.

Предметом дослідження є теоретико-методичні та прикладні підходи до статистичного аналізу, економетричного моделювання та прогнозування інфляційних процесів із використанням моделей часових рядів та багатофакторних економетричних моделей.

Метою дослідження є проведення статистичного аналізу та моделювання інфляційних процесів в Україні із застосуванням економетричних методів та обґрунтування можливостей їх використання для прогнозування макроекономічної динаміки.

Відповідно до поставленої мети визначені такі завдання:

- узагальнити теоретичні підходи до визначення економічної сутності інфляції та її ролі у макроекономічному розвитку держави;
- дослідити основні фактори формування інфляційних процесів в економіці України;
- систематизувати сучасні методи статистичного аналізу та економетричного моделювання інфляції;
- сформувати інформаційну базу дослідження та провести описовий аналіз макроекономічних показників;
- здійснити аналіз динаміки інфляції та ключових макроекономічних чинників в Україні;
- побудувати та оцінити моделі прогнозування інфляції на основі методів ARIMA, VAR, VECM та ARIMAX;
- провести діагностику побудованих моделей із використанням статистичних тестів та критеріїв якості;
- здійснити аналіз динамічних взаємозв'язків між інфляцією та макроекономічними показниками за допомогою імпульсних функцій відгуку та декомпозиції дисперсії прогновної помилки.

Теоретична, методична та практична значущість отриманих результатів.

Теоретичне значення роботи полягає в систематизації підходів до аналізу інфляційних процесів та адаптації економетричних методів до дослідження макроекономічної динаміки України в умовах нестабільного економічного середовища.

Методична значущість роботи полягає в поєднанні класичних статистичних методів із сучасними моделями часових рядів (ARIMA, VAR, VECM, ARIMAX) та багатофакторного аналізу, а також у порівняльному оцінюванні їх прогнозної точності для дослідження інфляційних процесів.

Практичне значення результатів дослідження полягає у можливості використання побудованих моделей для аналізу впливу макроекономічних факторів на інфляцію, оцінювання ризиків цінової нестабільності та підвищення ефективності прогнозування макроекономічних показників в Україні.

Рік виконання кваліфікаційної бакалаврської роботи – 2026.

Рік захисту роботи – 2026.

Ключові слова: інфляція, індекс споживчих цін, макроекономічні фактори, економетричне моделювання, часові ряди, ARIMA, VAR-модель, VECM, ARIMAX, прогнозування.

В і д г у к
про кваліфікаційну бакалаврську роботу
здобувача освітньо-професійної програми «Економічна кібернетика»
навчально-наукового інституту «Інститут інформаційних технологій в економіці
КНЕУ імені Вадима Гетьмана»
Строк Карини Віталіївни
на тему «Аналіз та моделювання рівня інфляції в Україні»

1. Актуальність теми: в умовах макроекономічної нестабільності, валютних коливань та структурних зрушень воєнного періоду аналіз і прогнозування рівня інфляції є одним із пріоритетних завдань економічної науки та практики. Інфляційні процеси безпосередньо впливають на добробут населення, інвестиційний клімат і ефективність монетарної політики Національного банку України в межах режиму інфляційного таргетування. Тема роботи є актуальною, оскільки дозволяє комплексно дослідити динаміку інфляції в Україні на основі офіційних статистичних даних та застосувати сучасні економіко-математичні методи для виявлення взаємозв'язків між інфляцією та ключовими макроекономічними чинниками, а також для побудови прогнозів цінової динаміки.

2. Позитивні риси кваліфікаційної бакалаврської роботи: робота має чітку структуру, логічну послідовність і високий рівень аналітичного опрацювання. У роботі систематизовано наукові підходи до визначення сутності інфляції та методи її економетричного аналізу, проаналізовано основні чинники формування інфляційних процесів в Україні. Практична частина відзначається коректним формуванням інформаційної бази, проведенням описового та кореляційного аналізу, перевіркою стаціонарності часових рядів, побудовою й діагностикою моделей ARIMA, VAR, VECM та ARIMAX, а також порівняльним оцінюванням їхньої прогностичної точності та сценарним прогнозуванням. Усі завдання виконано в повному обсязі.

3. Наявність самостійних розробок автора: здобувачкою самостійно сформовано інформаційну базу дослідження на основі квартальних даних Національного банку України та Державної служби статистики України за 2010–2024 рр. і виконано повний цикл її опрацювання — від первинного аналізу до інтерпретації прогнозів. Самостійно перевірено статистичні властивості рядів за допомогою тестів стаціонарності (ADF, KPSS), побудовано та діагностовано економетричні моделі ARIMA, VAR, VECM і ARIMAX, проведено аналіз імпульсних відгуків і декомпозицію дисперсії, здійснено порівняння прогностичної точності моделей за тестом Дібольда–Маріано та сценарне прогнозування інфляції на 2025–2026 рр. Використання програмних засобів (Python, R) підтверджує здатність здобувача застосовувати сучасні інструменти Data Science та працювати з великими обсягами статистичних даних.

4. Цінність теоретичних висновків та практичних рекомендацій: теоретичні узагальнення дозволяють глибше проаналізувати економічну сутність інфляції, чинники її формування та інструментарій її моделювання. Практичні результати, зокрема побудовані моделі, сценарні оцінки та висновки щодо

прогнозної ефективності різних класів моделей, можуть бути використані для моніторингу цінової динаміки, оцінювання інфляційних ризиків, обґрунтування рішень монетарної політики та підвищення якості прогнозування макроекономічних показників в Україні.

5. Наявність недоліків: до недоліків можна віднести те, що дослідження зосереджене переважно на лінійних економетричних моделях, тоді як застосування нелінійних підходів і методів машинного навчання могло б розширити можливості прогнозування. Доцільним є також розширення набору зовнішніх чинників, урахованих у моделі. Проте зазначені недоліки не знижують загальної наукової та практичної цінності дослідження.

6. Загальна оцінка кваліфікаційної бакалаврської роботи та її допущення до захисту перед ЕК: зважаючи на те, що кваліфікаційна бакалаврська робота здобувачки Строк Карини Олександрівни на тему «Аналіз та моделювання рівня інфляції в Україні» є актуальною, дослідження є самостійним і ґрунтовним, поставлені завдання виконано у повному обсязі, вважаю, що робота повністю відповідає усім вимогам. Рівень якості виконання роботи є високим, вона може бути допущена до захисту перед ЕК. Робота свідчить про відповідність набутих здобувачкою компетентностей вимогам освітньої програми «Економічна кібернетика», а її автор Строк К.О., за умови успішного захисту, заслуговує на присвоєння освітньої кваліфікації «Бакалавр з економіки».

Науковий керівник доцент кафедри штучного інтелекту, моделювання та статистики, кандидат економічних наук, доцент

Ольга КАТУНІНА

«__»_____ 2026 р.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	3
РОЗДІЛ 1 ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ЗАСАДИ АНАЛІЗУ ТА МОДЕЛЮВАННЯ РІВНЯ ІНФЛЯЦІЇ В УКРАЇНІ.....	6
1.1 Економічна сутність інфляції та її роль у макроекономічному розвитку	6
1.2 Наукові підходи до вивчення інфляційних процесів	10
1.3 Систематизація підходів до аналізу та прогнозування часових рядів	16
РОЗДІЛ 2 АНАЛІЗ ТА МОДЕЛЮВАННЯ ДИНАМІКИ ІНФЛЯЦІЇ В УКРАЇНІ НА ОСНОВІ ЧАСОВИХ РЯДІВ.....	25
2.1 Інформаційна база дослідження та первинний аналіз даних	25
2.2 Побудова моделі ARIMA для прогнозування інфляції.....	35
2.3 Аналіз інфляційної динаміки засобами векторної авторегресії (VAR)	41
РОЗДІЛ 3 ПОБУДОВА БАГАТОФАКТОРНИХ МОДЕЛЕЙ РІВНЯ ІНФЛЯЦІЇ В УКРАЇНІ	49
3.1 Багатофакторне моделювання інфляції на основі ARIMAX	49
3.2 Моделювання рівня інфляції на базі моделі VECM	54
3.3 Порівняльне оцінювання прогностичної ефективності моделей та сценарне моделювання рівня інфляції в Україні	60
ВИСНОВКИ	68
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	71
ДОДАТКИ	75

ВСТУП

Інфляція належить до ключових макроекономічних явищ, які безпосередньо впливають на стабільність національної економіки, добробут населення та інвестиційний клімат. В умовах воєнного стану, високої невизначеності, валютних коливань і структурних зрушень, що супроводжують економіку України впродовж останніх років, питання аналізу та прогнозування цінової динаміки набуває особливої гостроти. Інфляційні процеси формуються під впливом складного поєднання монетарних, валютних, фіскальних та зовнішніх чинників, а їхня динаміка характеризується вираженою нестаціонарністю, сезонністю та чутливістю до шоків. За таких умов забезпечення цінової стабільності, що є основним мандатом Національного банку України в межах режиму інфляційного таргетування, потребує надійного аналітичного та прогнозного інструментарію.

Актуальність теми зумовлена тим, що традиційний описовий аналіз інфляції, який ґрунтується переважно на зіставленні окремих індексів цін, не завжди дозволяє виявити приховані взаємозв'язки між макроекономічними показниками та забезпечити кількісно обґрунтований прогноз. У дослідженнях усе більшого значення набуває застосування економетричного моделювання та методів аналізу часових рядів, які дають змогу формалізувати взаємозв'язки між інфляцією, грошовою масою, валютним курсом і відсотковою ставкою, оцінити вплив окремих чинників та побудувати прогнози з урахуванням невизначеності. Поєднання одновимірних моделей (ARIMA) з багатовимірними (VAR, багатофакторна регресія) відкриває можливості як для короткострокового прогнозування, так і для змістовного аналізу механізмів поширення цінових шоків.

Теоретичні та прикладні аспекти аналізу інфляційних процесів та економетричного моделювання макроекономічної динаміки досліджували як вітчизняні, так і зарубіжні науковці. Водночас питання комплексного застосування

сучасного економетричного інструментарію до моделювання інфляції в Україні в умовах різких структурних зрушень 2022–2024 років, а також порівняння прогностної точності різних класів моделей на єдиній інформаційній базі залишаються недостатньо розробленими, що й зумовило вибір теми дослідження.

Метою дослідження є проведення статистичного аналізу та моделювання інфляційних процесів в Україні із застосуванням економетричних методів та обґрунтування можливостей їх використання для прогнозування макроекономічної динаміки. Для досягнення поставленої мети у роботі визначено такі завдання:

- 1) узагальнити теоретичні підходи до визначення економічної сутності інфляції та її ролі у макроекономічному розвитку держави;
- 2) дослідити основні фактори формування інфляційних процесів в економіці України;
- 3) систематизувати сучасні методи статистичного аналізу та економетричного моделювання інфляції;
- 4) сформувати інформаційну базу дослідження та провести описовий аналіз макроекономічних показників;
- 5) побудувати та моделі прогнозування інфляції на основі методів ARIMA, багатфакторної регресії та векторної авторегресії (VAR);
- 6) здійснити аналіз динамічних взаємозв'язків між інфляцією та макроекономічними показниками за допомогою функцій імпульсних відгуків та декомпозиції дисперсії прогностної помилки.

Об'єктом дослідження є інфляційні процеси в економіці України та макроекономічні фактори, що визначають їх формування й динаміку.

Предметом дослідження є економетричні моделі та методи аналізу рівня інфляції в Україні.

У роботі використано методи: розвідувальний аналіз даних, описову статистику, горизонтальний і трендовий аналіз, кореляційно-регресійний аналіз, метод найменших квадратів, тести стаціонарності (ADF, KPSS), багатфакторну

регресію, модель ARIMA, векторну авторегресію (VAR), функції імпульсних відгуків та декомпозицію дисперсії прогнозованої помилки, інформаційні критерії якості (AIC, BIC), діагностичні тести (Дарбіна — Уотсона, Бройша — Годфрі, Бройша — Пагана, Жарка — Бера, VIF). Розрахунки виконано із застосуванням мови програмування Python (бібліотека statsmodels).

Теоретична, методична та практична значущість отриманих результатів. Теоретичне значення роботи полягає в систематизації підходів до аналізу інфляційних процесів та адаптації економетричних методів до дослідження макроекономічної динаміки України в умовах нестабільного економічного середовища. Методична значущість роботи полягає в поєднанні класичних статистичних методів із сучасними моделями часових рядів (ARIMA, VAR) та багатofакторного регресійного аналізу для комплексного оцінювання інфляційних процесів, їх діагностики та порівняння прогнозованої точності. Практичне значення результатів дослідження полягає у можливості використання побудованих моделей для аналізу впливу макроекономічних факторів на інфляцію, оцінювання ризиків цінової нестабільності та підвищення ефективності прогнозування макроекономічних показників в Україні.

Інформаційною базою дослідження є офіційні статистичні дані Національного банку України та Державної служби статистики України — квартальні значення макроекономічних показників (індексу споживчих цін, грошової маси, валютного курсу, відсоткової ставки та показника реального сектору економіки) за період з першого кварталу 2010 р. по четвертий квартал 2024 р., що становить 60 спостережень, а також інформаційно-аналітичні матеріали НБУ, відкриті дані державних ресурсів і наукові публікації з тематики дослідження.

РОЗДІЛ 1

ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ЗАСАДИ АНАЛІЗУ ТА МОДЕЛЮВАННЯ РІВНЯ ІНФЛЯЦІЇ В УКРАЇНІ

1.1 Економічна сутність інфляції та її роль у макроекономічному розвитку

Інфляція є одним із фундаментальних явищ ринкової економіки, що відображає тривале зростання загального рівня цін і супроводжується зниженням купівельної спроможності національної грошової одиниці. На відміну від разового подорожчання окремих товарів, інфляція характеризує стійку висхідну динаміку цін у масштабах усієї економіки. У теорії грошей сформувалися два основні погляди на її природу: монетаристський, що розглядає інфляцію передусім як грошове явище, спричинене порушенням законів грошового обігу, та структурний, що пов'язує її з диспропорціями суспільного відтворення — насамперед між виробництвом і споживанням, попитом і пропозицією [18; 19]. Класичне монетаристське трактування розглядає інфляцію переважно як грошовий феномен, зумовлений випереджальним зростанням грошової маси відносно обсягу виробництва; цей підхід зберігає актуальність і лежить в основі сучасного режиму інфляційного таргетування та активної ролі монетарної політики у стримуванні цін [16].

Кількісно інтенсивність інфляції характеризує *темп інфляції*, який обчислюється на основі індексу споживчих цін (ІСЦ):

$$\pi_t = (\text{ІСЦ}_t - \text{ІСЦ}_{t-1}) / \text{ІСЦ}_{t-1} \times 100. \quad (1.1)$$

де π_t — темп інфляції у періоді t ;

ІСЦ_t та ІСЦ_{t-1} — значення індексу споживчих цін у поточному та попередньому періодах.

Поряд з ІСЦ для вимірювання інфляції використовують й інші показники, узагальнені в табл. 1.1.

Таблиця 1.1 - Основні показники вимірювання інфляції

Показник	Сутність та сфера застосування
Індекс споживчих цін (ІСЦ, CPI)	Вимірює зміну вартості фіксованого споживчого кошика товарів і послуг; основний індикатор для оцінки інфляції та інфляційного таргетування
Базовий ІСЦ	Очищений від найбільш волатильних компонентів (сирі продукти харчування, адміністративно регульовані ціни, паливо); відображає стійку складову інфляції
Індекс цін виробників (ІЦВ, PPI)	Характеризує зміну цін на продукцію промисловості на стадії виробництва; випереджальний індикатор споживчої інфляції
Дефлятор ВВП	Відношення номінального ВВП до реального; найширший показник, що охоплює ціни всіх вироблених у країні товарів і послуг

Джерело: розроблено автором на основі [17–21].

Для коректного аналізу та моделювання інфляції важливе значення має її класифікація за низкою критеріїв (рис. 1.1). За темпом зростання цін розрізняють помірну (повзучу) інфляцію — до приблизно 10% на рік, галопуючу — від 10% до 100%, а також гіперінфляцію, за якої ціни зростають понад 100% на рік. За причиною виникнення виокремлюють інфляцію попиту, зумовлену надлишковим сукупним попитом, та інфляцію витрат (пропозиції), спричинену зростанням виробничих витрат. За формою прояву інфляція буває відкритою (цінова) та прихованою (пригніченою), що проявляється у товарному дефіциті за адміністративно зафіксованих цін. Нарешті, за ступенем передбачуваності розрізняють очікувану та неочікувану інфляцію, наслідки якої для економіки є особливо руйнівними.

Механізм виникнення інфляції попиту описується ситуацією, коли сукупний попит перевищує можливості економіки щодо виробництва товарів і послуг за умов повної зайнятості, що штовхає ціни вгору. Інфляція витрат, навпаки, виникає внаслідок підвищення цін на ресурси (енергоносії, сировину, робочу силу), що збільшує собівартість продукції та змушує виробників підвищувати ціни навіть за незмінного попиту. В умовах відкритої економіки

істотну роль відіграє імпортована інфляція, що передається через подорожчання імпорту та девальвацію національної валюти. Саме поєднання цих чинників — монетарних, валютних, фіскальних та зовнішніх — формує складну, нелінійну динаміку цін, яка й зумовлює потребу в економетричному моделюванні.



Рисунок 1.1. Класифікація видів інфляції за основними класифікаційними ознаками

Джерело: розроблено автором на основі [18; 19]

Соціально-економічні наслідки інфляції є переважно негативними і посилюються зі зростанням її темпів. До основних із них належать: знецінення грошових доходів і заощаджень населення; перерозподіл доходів і багатства на користь боржників та власників реальних активів; спотворення цінових сигналів і дезорієнтація інвесторів; зниження схильності до заощаджень та інвестицій; погіршення умов довгострокового кредитування через зростання інфляційної премії у відсоткових ставках. Помірна та передбачувана інфляція, навпаки, може справляти певний стимулювальний вплив, полегшуючи коригування відносних цін і реальної заробітної плати. Згідно з концепцією кривої Філіпса, у короткостроковому періоді спостерігається обернений зв'язок між інфляцією та

безробіттям, однак у довгостроковому періоді цей зв'язок зникає, що пояснюється теорією природного рівня безробіття, започаткованою М. Фрідменом [17].

Особливу роль у динаміці цін відіграють інфляційні очікування економічних агентів. Якщо домогосподарства та підприємства очікують зростання цін, вони заздалегідь підвищують ціни й вимоги до заробітної плати, що робить інфляцію самопідтримною. Тому закорення інфляційних очікувань на низькому рівні є одним із ключових завдань монетарної політики [4; 9]. Передавання рішень центрального банку в економіку відбувається через канали монетарної трансмісії — відсотковий, кредитний, валютний та канал очікувань, дієвість яких визначає, наскільки швидко зміна облікової ставки впливає на інфляцію [16]. Особливим і вкрай небезпечним явищем є стагфляція — одночасне поєднання високої інфляції зі спадом виробництва та зростанням безробіття, за якого традиційні методи стимулювання попиту виявляються неефективними.

Роль інфляції у макроекономічному розвитку розкривається через її вплив на ключові цілі економічної політики — цінову стабільність, економічне зростання та зайнятість. Цінова стабільність є передумовою сталого розвитку, оскільки створює сприятливе середовище для довгострокового планування, інвестування та накопичення капіталу. Саме тому в більшості країн, зокрема в Україні, забезпечення цінової стабільності визначено основним мандатом центрального банку. Національний банк України з 2016 року застосовує режим інфляційного таргетування, встановивши середньостроковий цільовий орієнтир на рівні 5% з допустимим діапазоном відхилень [21]. Динаміка фактичного рівня інфляції в Україні упродовж останніх років демонструє значну волатильність (табл. 1.2).

Таблиця 1.2 - Динаміка індексу споживчих цін в Україні (грудень до грудня попереднього року), %

2018	2019	2020	2021	2022	2023
9,8	4,1	5,0	10,0	26,6	5,1

Джерело: розроблено автором за даними Державної служби статистики України та НБУ [20; 21].

Наведені дані ілюструють виражену нестабільність цінової динаміки: відносно низькі темпи інфляції 2019–2020 років змінилися прискоренням у 2021 році, різким стрибком до 26,6% у 2022 році під впливом повномасштабної агресії, руйнування виробничих ланцюгів і логістики, та подальшим уповільненням до 5,1% наприкінці 2023 року завдяки виваженій монетарній політиці, стабільності обмінного курсу та сприятливій пропозиції продовольства [21]. Така амплітуда коливань, наявність структурних зломів і сезонності підтверджує, що інфляційний процес в Україні є складним нестационарним явищем, точний аналіз і прогнозування якого можливі лише із застосуванням сучасного економетричного інструментарію, систематизованого у попередньому підрозділі.

Управління інфляційними процесами потребує виваженої антиінфляційної політики, яка поєднує монетарні та фіскальні інструменти. До монетарних інструментів належать передусім зміна облікової (ключової) ставки, операції на відкритому ринку, регулювання норм обов'язкового резервування та валютні інтервенції, що впливають на вартість грошей і сукупний попит. Фіскальні інструменти охоплюють контроль за бюджетним дефіцитом, оптимізацію державних видатків та податкову політику. В умовах режиму інфляційного таргетування ключову роль відіграє комунікаційна політика центрального банку, спрямована на заякорення інфляційних очікувань: чітке оголошення цільового орієнтиру та прозоре пояснення рішень підвищують довіру до регулятора і знижують інфляційну інерцію. Ефективність такої політики безпосередньо залежить від якості аналітичного та прогнозного забезпечення, що знову підкреслює прикладну значущість економетричного моделювання інфляції.

1.2 Наукові підходи до вивчення інфляційних процесів

Інфляція належить до тих макроекономічних явищ, які постійно перебувають у фокусі уваги як академічної спільноти, так і органів державного управління та центральних банків. Загострення інфляційних процесів в Україні упродовж останніх років, спричинене поєднанням монетарних, валютних, фіскальних та зовнішніх шоків, актуалізувало потребу в інструментах кількісного аналізу і прогнозування цінової динаміки. Саме тому за період після 2020 року сформувався потужний масив наукових праць, у яких поєднано класичний економетричний апарат із новітніми методами науки про дані. Огляд цих досліджень дає змогу окреслити проблемне поле, виявити прогалини та обґрунтувати методичний інструментарій подальшого дослідження.

Помітне місце у вітчизняній літературі посідають праці фахівців Національного банку України. Зокрема, Н. Шаповаленко [1] обґрунтувала ефективність моделі баєсівської векторної авторегресії (BVAR) для прогнозування індексу споживчих цін та валового внутрішнього продукту України. Дослідниця показала, що прогнози інфляції, отримані на основі BVAR з апріорними розподілами для рівноважних значень показників, є точнішими за прогнози квартальної прогнозової моделі на горизонті у два квартали і зберігають конкурентоспроможність на довших горизонтах [1]. У продовження цієї роботи у праці [2] описано цілісний набір (suite) моделей для прогнозування складових споживчої інфляції, що поєднує одновимірні моделі типу AR та ARMA, моделі векторної авторегресії (VAR), доповнені факторами VAR (FAVAR), а також баєсівські VAR та моделі коригування похибки (ECM). Такий підхід відображає сучасну практику центральних банків, за якої остаточний прогноз формується як комбінація результатів кількох модельних специфікацій та експертних суджень.

Вагомий внесок у розвиток методології зробив колектив дослідників Національного університету «Києво-Могилянська академія». У праці І. Лук'яненко, М. Насаченко та Є. Сиви [3] систематизовано потенціал застосування моделей баєсівської векторної авторегресії центральними банками для прогнозування ключових макроекономічних показників. Автори дійшли

висновку, що BVAR-моделі демонструють конкурентні, а в багатьох випадках кращі прогностичні характеристики порівняно з динамічними стохастичними моделями загальної рівноваги (DSGE), причому для української економіки кращу якість прогнозу інфляції за індексом споживчих цін підтверджено емпірично [3]. У окремому напрямі досліджень І. Лук'яненко, М. Насаченко та Т. Токарчук [4] застосували авторегресію з перемиканням режимів за Марковим ланцюгом (Markov Regime-Switching Autoregression) для вивчення інфляційних очікувань, що дозволило врахувати нелінійність та структурні зміни у поведінці економічних агентів.

Регресійний напрям представлено працею Л. Зомчак та І. Старчевської [5], у якій побудовано авторегресійну дистрибутивно-лагову (ARDL) модель інфляційних процесів України. Результуючою змінною слугував індекс споживчих цін, а факторними — обмінний курс гривні до долара США, інфляційні очікування та відсоткова ставка за депозитами. Передмодельний аналіз включав перевірку чинників на стаціонарність, мультиколінеарність та причинно-наслідкові зв'язки за Грейнджером; автори встановили, що на поточне значення індексу цін найбільше впливають його ж попереднє значення та відсоткова ставка, а курс валют і очікування діють із лагом [5]. Близький за методологією підхід реалізовано у магістерському дослідженні М. Томіліної [6], де засобами векторної авторегресії змодельовано взаємозв'язок інфляції, інфляційних очікувань домогосподарств, обмінного курсу та облікової ставки НБУ за період 2014–2021 років з подальшою перевіркою стабільності моделі та якості залишків.

Окремий пласт робіт присвячено застосуванню машинного навчання. У дослідженні, оприлюдненому в інституційному репозитарії Київського національного економічного університету імені Вадима Гетьмана [10], систематизовано наукові підходи до моделювання інфляційних процесів, обґрунтовано використання лагових зміщень динамічних рядів факторних змінних та запропоновано структуру системи моделей, у якій поряд із побудовою сукупності ARIMA-моделей застосовуються методи науки про дані для

оцінювання впливу макроекономічних чинників. Це свідчить про поступовий перехід від окремих моделей до комплексних модельних систем, що поєднують статистичні та інтелектуальні методи.

Прогностичну спрямованість мають і новітні праці 2025–2026 років. У дослідженні [8] здійснено комплексне оцінювання ефективності векторних авторегресійних моделей для аналізу динаміки та прогнозування макроекономічних процесів в Україні; обґрунтовано, що в умовах високої невизначеності традиційні підходи мають обмежену здатність враховувати складні взаємозв'язки, а сформований сценарний прогноз указує на поступове сповільнення інфляції до цільового рівня у 5%. У праці В. Крамара та Б. Чепиги [9] за допомогою VAR-підходу досліджено закорення інфляційних очікувань підприємств в Україні. Корисним для порівняльного аналізу є й закордонний досвід: В. Рагімов [7] побудував баєсівські VAR-моделі інфляції для Азербайджану та показав їхню перевагу над моделлю випадкового блукання на більшості прогнозних горизонтів за критерієм відносної середньоквадратичної похибки прогнозу.

Сучасні вітчизняні дослідження спираються на фундаментальний методологічний доробок світової науки. Методологію аналізу часових рядів та ітераційну процедуру побудови ARIMA-моделей заклали Дж. Бокс і Г. Дженкінс [11], а концепцію векторної авторегресії як вільного від жорстких теоретичних обмежень способу оцінювання економічних взаємозв'язків запропонував К. Сімс [12]. Сучасний стан методології прогнозування часових рядів, перевірки їхньої стаціонарності та оцінювання якості моделей узагальнено в новітніх фундаментальних оглядах [13; 14], а критичний аналіз розвитку інструментарію тестування причинно-наслідкових зв'язків за Грейнджером, зокрема для багатовимірних і нелінійних рядів, представлено в сучасній праці [15]. Вітчизняні автори адаптують ці методи до особливостей української економіки, що характеризується високою волатильністю, структурними зломами та обмеженою

довжиною статистичних рядів, унаслідок чого особливої ваги набувають баєсівські та комбіновані підходи.

Узагальнення розглянутих джерел дає змогу системно представити сучасний стан розробленості проблеми (табл. 1.3).

Таблиця 1.3 - Систематизація досліджень із моделювання та прогнозування інфляції (2020–2026 рр.)

Автор	Рік	Метод / модель	Основний результат
Н. Шаповаленко [1]	2021	BVAR (баєсівська VAR)	Точніший прогноз ІСЦ та ВВП порівняно з квартальною прогнозною моделлю НБУ
Автор	Рік	Метод / модель	Основний результат
Н. Шаповаленко [2]	2021	Набір моделей AR, ARMA, VAR, FAVAR, BVAR, ECM	Комбінований прогноз складових споживчої інфляції
Автор	Рік	Метод / модель	Основний результат
І. Лук'яненко та ін. [3]	2025	BVAR vs DSGE	BVAR конкурентоспроможні; краща якість прогнозу інфляції для України
І. Лук'яненко та ін. [4]	2022	Markov Regime-Switching AR	Урахування нелінійності інфляційних очікувань
Л. Зомчак, І. Старчевська [5]	2022	ARDL	Курс, очікування та ставка визначають ІСЦ із лагами
М. Томіліна [6]	2022	VAR	Прогноз інфляції на основі курсу, очікувань та облікової ставки
Дослідження КНЕУ [10]	—	ARIMA + машинне навчання	Система моделей для аналізу впливу макрочинників
Колективна праця [8]	2026	VAR / BVAR	Сценарне сповільнення інфляції до 5% у середньостроковій перспективі
В. Рагімов [7]	2025	BVAR (Азербайджан)	Перевага BVAR над моделлю випадкового

Автор	Рік	Метод / модель	Основний результат
			блукання

Джерело: розроблено автором на основі [1–10].

Проведений огляд засвідчує, що методичний інструментарій дослідження інфляції в Україні розвивається у трьох взаємопов'язаних напрямках: одновимірне моделювання часових рядів (класи AR, MA, ARMA, ARIMA), багатовимірне моделювання взаємозалежностей (регресійні, ARDL, VAR, BVAR, VECM-моделі) та інтелектуальний аналіз даних (машинне навчання, нейронні мережі, моделі з перемиканням режимів). Водночас зберігається низка невирішених питань: чутливість прогнозів до структурних зломів воєнного періоду, необхідність порівняння точності різних класів моделей на єдиній інформаційній базі та потреба у поєднанні статистичних і експертних оцінок. Це обґрунтовує доцільність систематизації відповідних підходів, якій присвячено наступний підрозділ.

Окремо слід наголосити, що більшість проаналізованих праць зосереджені або на окремому класі моделей, або на короткому часовому проміжку, що не дозволяє повною мірою оцінити порівняльну ефективність методів в умовах різких структурних зрушень 2022–2024 років. Це формує наукову прогалину, заповненню якої сприятиме комплексне дослідження, що поєднує ретроспективний аналіз динаміки інфляції, її кореляційно-регресійне моделювання та побудову прогнозних моделей класів ARIMA і VAR із подальшим порівнянням їхньої точності. Саме такий підхід покладено в основу подальших розділів цієї роботи.

Важливим практичним орієнтиром для дослідників залишаються регулярні аналітичні матеріали Національного банку України, насамперед щоквартальні інфляційні звіти [21], у яких розкривається офіційне бачення чинників цінової динаміки, наводяться модельні та сценарні прогнози, а також пояснюються рішення з монетарної політики. Зіставлення академічних модельних оцінок із офіційними прогнозами центрального банку є усталеною практикою верифікації,

що підвищує довіру до отриманих результатів і дозволяє виявити систематичні зміщення прогнозів. Таким чином, синтез теоретичних напрацювань, прикладного інструментарію центрального банку та методів науки про дані формує методологічний фундамент дослідження інфляційних процесів в Україні.

1.3 Систематизація підходів до аналізу та прогнозування часових рядів

Економетричний аналіз інфляції ґрунтується на формалізованому описі цінової динаміки як випадкового (стохастичного) процесу, параметри якого не задаються апріорно, а оцінюються за емпіричними даними. Такий підхід виходить із того, що спостережувані рівні інфляції є реалізацією певного ймовірнісного механізму, а завдання дослідника полягає в тому, щоб за наявної вибіркою відновити його структуру та кількісно оцінити вплив окремих чинників — як для перевірки гіпотез про природу інфляційних процесів, так і для побудови обґрунтованих прогнозів.

Незалежно від обраного класу моделей дослідження інфляції проходить через типову послідовність етапів: формування інформаційної бази, описовий аналіз і перевірку статистичних властивостей рядів, вибір специфікації та оцінювання параметрів моделі, її діагностику і, нарешті, прогнозування та інтерпретацію результатів. Кожен наступний крок спирається на попередній, тому коректність кінцевого прогнозу залежить від якості виконання всіх стадій. Узагальнену логіку цього процесу подано на рис. 1.2.

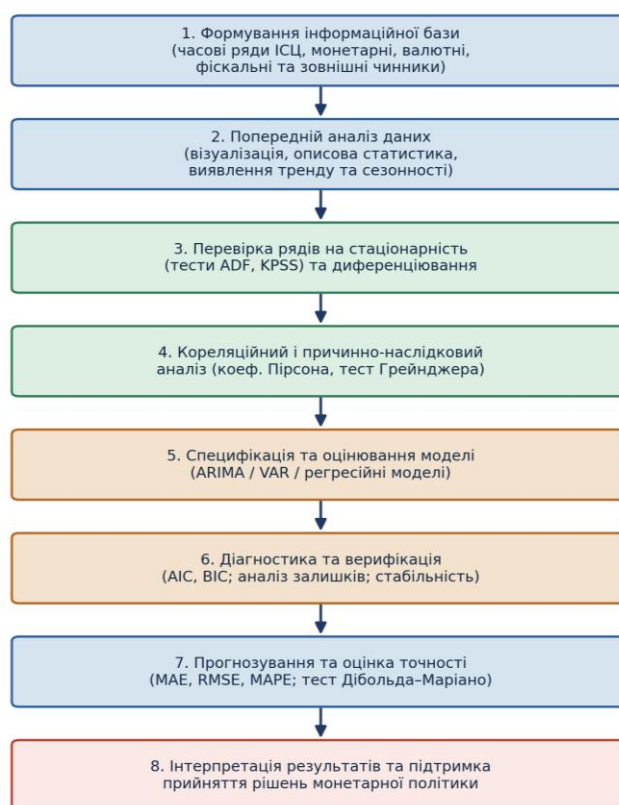


Рисунок 1.2. Узагальнена блок-схема процесу економетричного моделювання та прогнозування інфляції

Джерело: розроблено автором на основі [10; 11]

Розглянемо ключові методичні складові цього процесу більш докладно.

Передусім інфляційний часовий ряд розкладають на структурні компоненти — тренд, сезонну, циклічну та нерегулярну (випадкову) складові. Виявлення тренду і сезонності є критично важливим, оскільки індекс споживчих цін демонструє виражену внутрішньорічну циклічність, пов'язану із сезонністю цін на продовольство, енергоносії та послуги. Для згладжування рядів та виокремлення тренду застосовують методи ковзного середнього й експоненційного згладжування, а для усунення сезонності — сезонне коригування або сезонне диференціювання. Якщо короткострокова динаміка визначається переважно сезонними коливаннями, доцільним є застосування сезонної модифікації — моделі $SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)_s$, яка додатково містить сезонні авторегресійні та сезонні компоненти ковзного середнього з періодом s .

Кореляційний аналіз є відправним інструментом виявлення статистичного зв'язку між інфляцією та потенційними чинниками впливу (грошова маса, обмінний курс, відсоткова ставка тощо). Тіснота лінійного зв'язку між двома змінними оцінюється коефіцієнтом кореляції Пірсона:

$$R_{xy} = \Sigma(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) / \sqrt{[\Sigma(x_i - \bar{x})^2 \cdot \Sigma(y_i - \bar{y})^2]}, \quad (1.2)$$

де x_i, y_i — спостережувані значення змінних;

$\bar{x}, \bar{y}$ — їхні середні арифметичні.

Коефіцієнт набуває значень у межах від -1 до $+1$; його значущість перевіряється за t -критерієм Стюдента. Високі попарні кореляції регресорів свідчать про ризик мультиколінеарності, що враховується на етапі специфікації моделі.

Регресійний аналіз дає змогу кількісно описати залежність рівня інфляції від набору пояснювальних змінних. Базовою є множинна лінійна регресія:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1t} + \beta_2 X_{2t} + \dots + \beta_k X_{kt} + \varepsilon_t, \quad (1.3)$$

де Y_t — залежна змінна (рівень інфляції);

$X_{1t} \dots X_{kt}$ — пояснювальні змінні;

$\beta_0 \dots \beta_k$ — параметри моделі;

ε_t — випадкова похибка.

Параметри оцінюються методом найменших квадратів (МНК), що у матричній формі має вигляд:

$$\beta = (X^T X)^{-1} X^T y, \quad (1.4)$$

де X — матриця спостережень за регресорами;

y — вектор значень залежної змінної.

Якість регресії оцінюється коефіцієнтом детермінації R^2 , F -статистикою та діагностикою залишків на гетероскедастичність і автокореляцію.

Аналіз стаціонарності. Коректне моделювання часових рядів вимагає їхньої стаціонарності. Перевірка здійснюється розширеним тестом Дікі–Фуллера (ADF), регресійне рівняння якого має вигляд:

$$\Delta Y_t = \alpha + \beta t + \gamma Y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \delta_i \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t, \quad (1.5)$$

Нульова гіпотеза $\gamma = 0$ означає наявність одиничного кореня (нестационарність). Якщо ряд нестационарний, його приводять до стаціонарного виду шляхом диференціювання порядку d . Додатково застосовують тест KPSS, у якому нульова гіпотеза, навпаки, передбачає стаціонарність ряду.

Моделі класу *ARIMA* є базовим інструментом одновимірною прогнозування інфляції. Авторегресійна компонента порядку p описується рівнянням:

$$Y_t = c + \varphi_1 Y_{t-1} + \varphi_2 Y_{t-2} + \dots + \varphi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t, \quad (1.6)$$

Компонента ковзного середнього порядку q враховує вплив попередніх випадкових шоків:

$$Y_t = \mu + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q}, \quad (1.7)$$

Поєднання авторегресії, диференціювання та ковзного середнього дає інтегровану модель *ARIMA*(p, d, q), яку зручно записати через оператор зсуву L :

$$\varphi(L)(1 - L)^d Y_t = c + \theta(L)\varepsilon_t, \quad (1.8)$$

де $\varphi(L)$ та $\theta(L)$ — поліноми авторегресії та ковзного середнього відповідно.

Порядки моделі визначають за автокореляційною (АКФ) та частковою автокореляційною (ЧАКФ) функціями, а параметри оцінюють методом найбільшої правдоподібності. Побудова *ARIMA*-моделі реалізується за ітераційною методологією Бокса–Дженкінса, поданою на рис. 1.3.

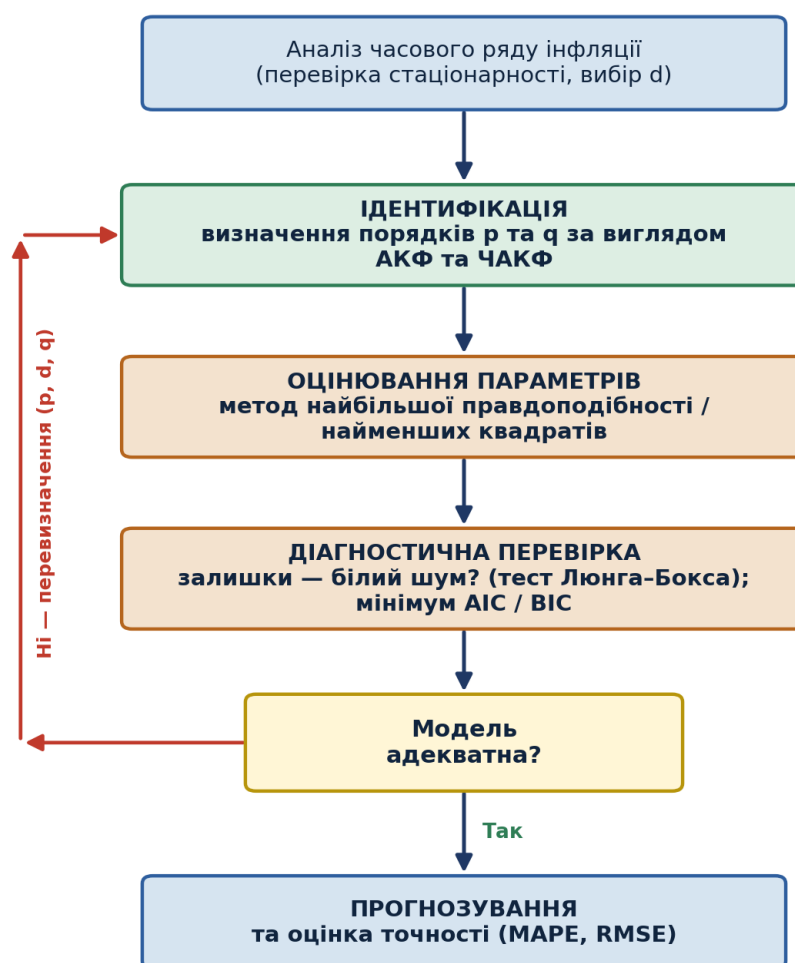


Рисунок 1.3. Ітераційна методологія Бокса–Дженкінса побудови ARIMA-моделі

Джерело: розроблено автором на основі [10; 11]

Векторна авторегресія (VAR) дозволяє моделювати взаємний вплив кількох макроекономічних показників, розглядаючи їх симетрично. Модель VAR порядку p для вектора змінних Y_t має вигляд:

$$Y_t = c + A_1 Y_{t-1} + A_2 Y_{t-2} + \dots + A_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (1.9)$$

де Y_t — вектор ендегенних змінних (наприклад, інфляція, обмінний курс, відсоткова ставка);

$A_1 \dots A_p$ — матриці коефіцієнтів;

ε_t — вектор інновацій.

На основі VAR будують функції імпульсних відгуків та декомпозицію дисперсії, що розкривають механізм поширення шоків. Розширенням підходу є

баєсівська векторна авторегресія (BVAR), у якій на коефіцієнти накладають апріорні розподіли, що підвищує стійкість оцінок за обмеженої вибірки [1; 3]. Перевірка причинно-наслідкових зв'язків між змінними здійснюється за тестом причинності Грейнджера.

Критерії вибору та оцінювання точності. Для вибору оптимальної специфікації (зокрема лагів) використовують інформаційні критерії Акаїке (AIC) та Шварца (BIC):

$$AIC = -2 \ln L + 2k; \quad BIC = -2 \ln L + k \ln n \quad (1.10)$$

де L — функція правдоподібності;

k — кількість параметрів;

n — обсяг вибірки.

Перевага надається моделі з найменшим значенням критерію. Точність прогнозів оцінюють за середньою абсолютною похибкою (MAE), середньоквадратичною похибкою (RMSE) та середньою абсолютною відсотковою похибкою (MAPE):

$$RMSE = \sqrt{(1/n) \cdot \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2} \quad (1.11)$$

$$MAPE = (100/n) \cdot \sum_{t=1}^n |(y_t - \hat{y}_t) / y_t| \quad (1.12)$$

де y_t — фактичні значення;

$\hat{y}_t$ — прогнозні значення.

Статистичну значущість відмінностей між прогнозами різних моделей перевіряють тестом Дібольда–Маріано [7].

Якщо окремі нестационарні ряди мають спільний стохастичний тренд, тобто є коінтегрованими, доцільно застосовувати модель коригування похибки (VECM). Вона дає змогу одночасно описати довгострокову рівновагу між змінними (наприклад, між рівнем цін, грошовою масою та обмінним курсом) і короткострокову динаміку повернення до неї. Наявність коінтеграції перевіряють за тестами Енгла–Грейнджера та Йохансена. Доповненням одновимірних моделей є модель ARIMAX, у якій до ARIMA-структури додаються екзогенні

пояснювальні змінні, що дозволяє поєднати переваги аналізу часових рядів із урахуванням зовнішніх чинників інфляції.

Формально модель корекції похибки VECM(p) для коінтегрованого вектора змінних записується у вигляді:

$$\Delta Y_t = \alpha \beta' Y_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \Gamma_i \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (1.13)$$

де β — матриця коінтеграційних векторів, що задає довгострокові рівноважні співвідношення;

α — матриця коефіцієнтів корекції, які характеризують швидкість повернення кожної змінної до рівноваги;

Γ_i — матриці короткострокових коефіцієнтів при лагових приростах;

ε_t — вектор інновацій.

Добуток $\alpha \beta'$ формалізує механізм корекції похибки.

Своєю чергою, модель ARIMAX(p, d, q) розширює базову ARIMA включенням екзогенного регресора й через оператор зсуву L записується так:

$$\varphi(L)(1-L)^d Y_t = c + \beta X_t + \theta(L)\varepsilon_t, \quad (1.14)$$

де X_t — зовнішня (екзогенна) пояснювальна змінна, що відображає зовнішній інфляційний тиск;

β — коефіцієнт її впливу;

решта позначень відповідають формулі (1.7).

Реалізація перелічених методів здійснюється у спеціалізованому програмному забезпеченні — пакетах EViews, Stata, Gretl, а також у мовах програмування R та Python (бібліотеки statsmodels, scikit-learn), які надають готовий інструментарій для оцінювання моделей, перевірки гіпотез і побудови прогнозів. Вибір конкретного засобу не впливає на сутність моделі, проте суттєво полегшує діагностику та візуалізацію результатів.

Невід'ємною складовою побудови будь-якої економетричної моделі є діагностика її залишків, яка засвідчує статистичну коректність специфікації. Перевіряють відсутність автокореляції залишків (критерії Дарбіна–Уотсона та Бройша–Годфрі), сталість їхньої дисперсії, тобто відсутність гетероскедастичності (тести Уайта та Бройша–Пагана), а також нормальність

розподілу (тест Жарка–Бера). Виявлення порушень цих припущень вимагає перегляду специфікації моделі або застосування робастних методів оцінювання. Лише модель, залишки якої поведуться як білий шум, вважається придатною для прогнозування.

Окремої уваги заслуговує інтерпретаційний потенціал багатовимірних моделей. На основі оцінених VAR-моделей (а в баєсівському розширенні — BVAR) будують функції імпульсних відгуків, які показують реакцію інфляції на одиничний шок певного чинника (наприклад, девальвації гривні чи зміни облікової ставки) упродовж кількох періодів, а також здійснюють декомпозицію дисперсії помилки прогнозу, що кількісно розкриває внесок кожного чинника у мінливість інфляції. Сучасна прогнозна практика, крім того, передбачає комбінування прогнозів кількох моделей (з рівними або оптимально зваженими коефіцієнтами), що, як правило, забезпечує вищу стійкість і точність порівняно з будь-якою окремою моделлю [2].

Зіставлення основних класів економетричних методів за призначенням, перевагами та обмеженнями наведено в табл. 1.4.

Таблиця 1.4 - Порівняльна характеристика основних підходів до економетричного аналізу та прогнозування інфляції

Метод / модель	Призначення	Переваги	Обмеження
Кореляційний аналіз	Виявлення тісноти зв'язку інфляції з чинниками	Простота, наочність інтерпретації	Фіксує лише лінійний зв'язок; не доводить причинності
Регресійні / ARDL-моделі	Кількісний опис залежності інфляції від чинників	Зрозуміла структура; урахування лагів	Ризик мультиколінеарності; вимога стаціонарності
ARIMA	Одновимірне прогнозування динаміки ІСЦ	Висока точність на коротких горизонтах	Не враховує зовнішні чинники; чутливість до зломів
VAR / VECM	Аналіз взаємозв'язків кількох показників	Імпульсні відгуки; декомпозиція дисперсії	Багато параметрів; «прокляття розмірності»

Продовження таблиці 1.4

Метод / модель	Призначення	Переваги	Обмеження
BVAR	Прогнозування за обмеженої вибірки	Стійкість оцінок завдяки апріорам	Залежність результату від вибору апріорів
Машинне навчання	Урахування нелінійностей і великої кількості ознак	Гнучкість; робота з нелінійними залежностями	Потреба у великих даних; обмежена інтерпретованість

Джерело: розроблено автором на основі [1–13].

Таким чином, систематизація методів економетричного аналізу засвідчує відсутність універсального інструменту: кожен клас моделей має власну раціональну сферу застосування, а також характерні переваги й обмеження. Одновимірні моделі вирізняються простотою та надійністю короткострокового прогнозування, багатовимірні — здатністю описувати взаємозв'язки між змінними, а інтелектуальні методи — гнучкістю у відтворенні складних нелінійних залежностей. Жоден із цих підходів не є оптимальним одночасно за всіма критеріями, тому вибір методу завжди передбачає певний компроміс між точністю, інтерпретованістю та складністю моделі.

Саме тому в сучасній дослідницькій і прогнозній практиці перевага дедалі частіше надається не окремим моделям, а комбінованим модельним системам, які поєднують сильні сторони різних підходів. У таких системах ARIMA забезпечує якісний короткостроковий прогноз на основі внутрішньої динаміки ряду; VAR та BVAR розкривають взаємозв'язки між макроекономічними показниками й дозволяють оцінити реакцію інфляції на шоки за допомогою функцій імпульсних відгуків; а методи машинного навчання дають змогу врахувати нелінійності та приховані закономірності, які важко формалізувати класичними засобами. Поєднання прогнозів кількох моделей, як правило, забезпечує вищу стійкість і точність порівняно з будь-яким окремим методом.

Водночас обрання конкретного аналітичного апарату не може бути механічним і має спиратися насамперед на властивості емпіричних даних — їхню періодичність, довжину рядів, наявність трендів, сезонності та структурних зломів. Це, своєю чергою, потребує чіткого розуміння економічної природи самого явища інфляції: її чинників, механізмів формування та особливостей прояву в конкретних умовах. Тому подальше дослідження логічно розпочати саме з розгляду економічної сутності інфляції як основи для коректного вибору методів її моделювання.

РОЗДІЛ 2

АНАЛІЗ ТА МОДЕЛЮВАННЯ ДИНАМІКИ ІНФЛЯЦІЇ В УКРАЇНІ НА ОСНОВІ ЧАСОВИХ РЯДІВ

2.1 Інформаційна база дослідження та первинний аналіз даних

Метою цього розділу є комплексний емпіричний аналіз та економіко-математичне моделювання динаміки інфляції в Україні на основі апарату аналізу часових рядів. Логіка дослідження побудована як послідовність взаємопов'язаних етапів: формування та первинний аналіз інформаційної бази, перевірка статистичних властивостей рядів (стаціонарності, автокореляції та взаємної кореляції), побудова багатовимірної векторної авторегресійної моделі (VAR) і одновимірної інтегрованої авторегресійної моделі ковзного середнього (ARIMA), а також порівняльне оцінювання їх прогнозної точності. Такий підхід дозволяє не лише отримати кількісні прогнози інфляції, а й змістовно дослідити взаємозв'язки між основними макроекономічними показниками.

Емпіричною базою дослідження є квартальні дані макроекономічних показників України за період з першого кварталу 2010 р. по четвертий квартал 2024 р., що становить 60 спостережень. Вибір квартальної періодичності зумовлений компромісом між достатньою довжиною ряду для побудови статистично надійних оцінок та доступністю узгоджених офіційних даних. Період охоплює кілька якісно різних макроекономічних режимів — відносної стабільності 2010–2013 рр., валютно-фінансової кризи 2014–2015 рр., поступової стабілізації 2016–2021 рр. та шоку 2022 р., — що робить вибірку репрезентативною для дослідження інфляційної динаміки в умовах структурних зрушень. [22; 28]

Добір змінних спирається на класичні теоретичні уявлення про чинники інфляції. Інфляція розглядається як результат взаємодії монетарних чинників (динаміка грошової маси та процентної політики), зовнішнього сектору

(валютний курс як канал перенесення цін) та реального сектору (циклічна позиція економіки). Відповідно до цього сформовано систему з п'яти показників, перелік та характеристику яких наведено в табл. 2.1.

Таблиця 2.1 - Перелік та характеристика змінних дослідження

Позначення	Показник	Тип / роль у моделі
CPI	Індекс споживчих цін (інфляція)	залежна
RATE	Облікова ставка НБУ	пояснювальна
FX	Офіційний курс UAH/USD	пояснювальна
M2	Приріст грошового агрегату M2	пояснювальна
GDP	Приріст реального ВВП	пояснювальна

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Залежною (досліджуваною) змінною є квартальний приріст індексу споживчих цін (CPI) — основний показник інфляції. Облікова ставка Національного банку України (RATE) відображає спрямованість монетарної політики та слугує інструментом таргетування інфляції. Офіційний обмінний курс гривні до долара США (FX) характеризує зовнішню вартість національної валюти й діє як канал перенесення інфляції через імпорتنі ціни. Приріст грошового агрегату M2 (M2) відображає динаміку грошової пропозиції, а приріст реального валового внутрішнього продукту (GDP) — циклічну позицію економіки та тиск з боку сукупного попиту. У межах VAR-моделі всі п'ять змінних розглядаються як ендогенні, тобто такі, що взаємно впливають одна на одну.

Фрагмент масиву вихідних даних (перші спостереження) подано в табл. 2.2., а повний варіант даатсету наведено у додатку Б.

Таблиця 2.2 - Фрагмент масиву вихідних квартальних даних

Період	CPI	RATE	FX	M2	GDP
2010 Q1	0.81	7.22	8.1	10.6	3.7
2010 Q2	1.09	6.54	8.43	8.84	2.02
2010	...	...	...	...	...

Період	CPI	RATE	FX	M2	GDP
2024 Q4	2.41	11.62	35.02	9.73	1.19

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Узагальнюючі характеристики розподілу змінних — показники центральної тенденції (середнє, медіана), варіації (стандартне відхилення, коефіцієнт варіації), а також форми розподілу (коефіцієнти асиметрії та ексцесу) — наведено в табл. 2.3. Їх аналіз дозволяє сформулювати первинне уявлення про однорідність вибірки, наявність викидів та ступінь відхилення розподілів від нормального.

Таблиця 2.3 - Описова статистика змінних, 2010–2024 рр.

Показник	N	Серед.	Медіана	Ст.відх.	Min	Max	Асим.	Ексцес	CV,%
Інфляція ІСЦ, % кв/кв	60	2.36	1.88	1.37	0.81	5.54	1.1	0	57.8
Облікова ставка, %	60	9.73	9.36	2.28	6.54	16.09	1.13	0.79	23.5
Курс UAH/USD	60	19.37	18.42	8.46	7.37	35.02	0.51	-0.7	43.6
Приріст M2, % p/p	60	9.9	9.85	1.17	8.03	11.96	0	-1.22	11.8
Приріст ВВП, % p/p	60	1.97	1.92	0.77	0.13	3.7	-0.03	-0.31	39

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Середній квартальний приріст ІСЦ за досліджуваний період становив 2,36% за медіани 1,88%, що разом із додатним коефіцієнтом асиметрії (1,10) вказує на правосторонній (скошений) розподіл: переважають помірні значення інфляції, які час від часу перериваються різкими сплесками. Високий коефіцієнт варіації (57,8%) свідчить про значну нестабільність інфляційного процесу. Найбільшу відносну мінливість демонструють валютний курс (CV = 43,0%) та інфляція, що відображає вразливість української економіки до зовнішніх та внутрішніх шоків. Натомість облікова ставка є найстабільнішим показником, що відповідає згладженому характеру процентної політики. Додатні коефіцієнти асиметрії для більшості рядів та відмінні від нуля значення ексцесу попередньо вказують на відхилення розподілів від нормального, що підлягає формальній [16; 29] перевірці на подальших етапах.

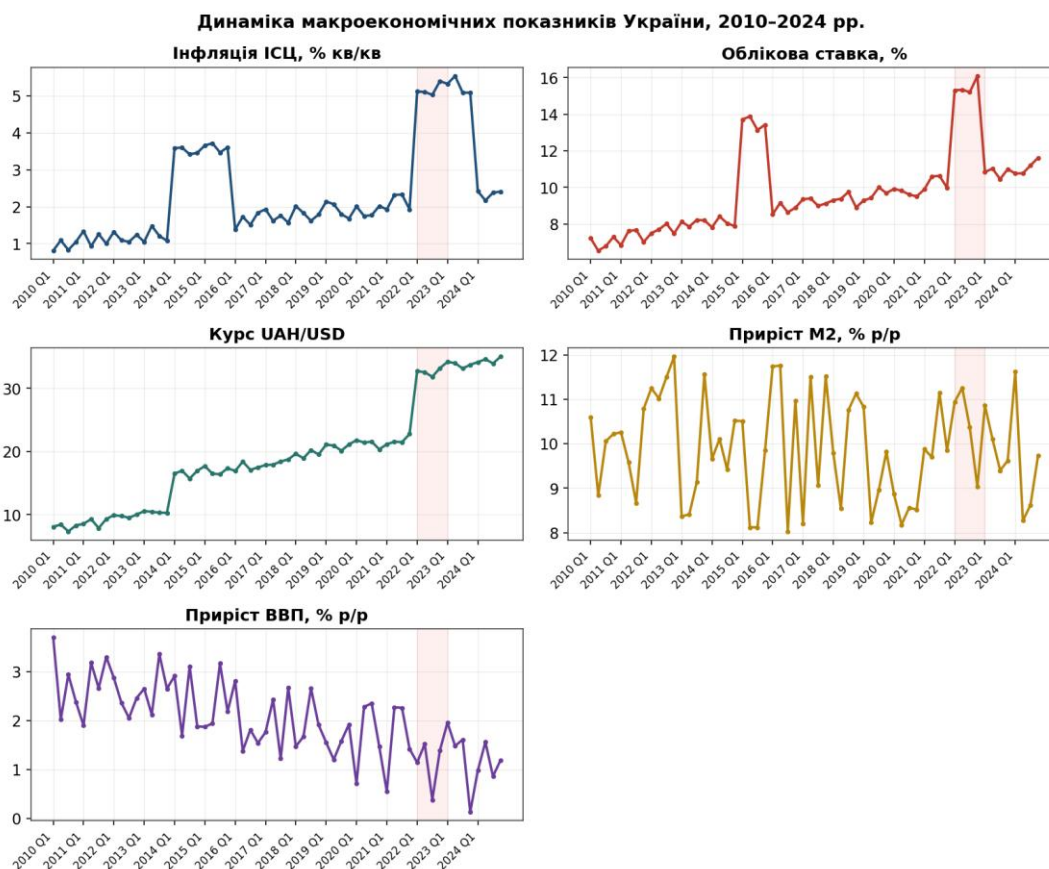


Рисунок 2.1. Динаміка макроекономічних показників України у 2010–2024 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Графічний аналіз динаміки показників (рис. 2.1) дає змістовну картину досліджуваних процесів. Ряди інфляції та валютного курсу демонструють виражену немонотонну поведінку з різкими стрибками у 2014–2015 рр. та у 2022 р., що збігається з періодами валютно-фінансової дестабілізації та воєнного шоку. Курс гривні має чітко виражений висхідний тренд, що є типовою ознакою нестационарності першого порядку. Облікова ставка змінюється відносно плавно, реагуючи на інфляційні сплески з певним лагом, що відображає реактивний характер монетарної політики. Приріст грошового агрегату M2 коливається в межах відносно вузького діапазону без вираженого тренду, що візуально свідчить про його стаціонарність уже в рівнях. Натомість приріст реального ВВП демонструє спадну динаміку з помітними провалами у кризові періоди, які

збігаються зі сплесками інфляції та девальвацією гривні. Виділена на графіках затінена зона відповідає періоду повномасштабної війни з 2022 р., упродовж якого спостерігаються найбільші відхилення всіх показників від їхніх докризових рівнів. Така поведінка рядів — поєднання трендів, структурних зрушень і різної амплітуди коливань — підтверджує неоднорідність статистичних властивостей показників та обґрунтовує необхідність формальної перевірки стаціонарності перед побудовою економетричних моделей.

Гістограми розподілу досліджуваних показників (рис. 2.2) дають змогу візуально оцінити форму їхніх розподілів та ступінь відхилення від нормального. Розподіли інфляції та облікової ставки є вираженими правосторонніми (скошеними): переважають помірні значення, які час від часу доповнюються поодинокими високими спостереженнями, що формують «важкі» праві хвости. Це повністю узгоджується з додатними коефіцієнтами асиметрії, отриманими в описовій статистиці (табл. 2.3). Розподіл валютного курсу є мультимодальним, що відображає наявність кількох відносно стабільних цінових режимів, розділених стрибками девальвації. Натомість приріст грошового агрегату М2 має розподіл, близький до симетричного, а приріст реального ВВП — помірно лівосторонній. Виявлені відхилення від нормальності є типовими для макроекономічних рядів зі структурними шоками й мають враховуватися при побудові моделей і довірчих інтервалів.

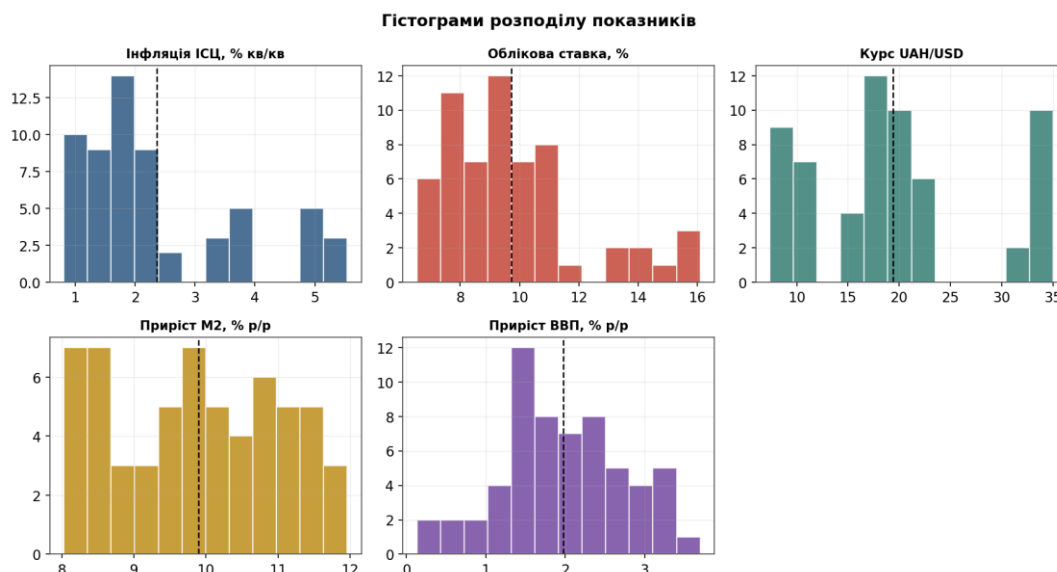


Рисунок 2.2. Гістограми розподілу досліджуваних показників

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Діаграми розмаху стандартизованих показників (рис. 2.3) візуалізують розкид даних та дозволяють формально виявити аномальні спостереження (викиди). Для рядів інфляції, облікової ставки та валютного курсу спостерігаються окремі викиди за верхньою межею, що припадають саме на кризові квартали 2014–2015 рр. та 2022 р.; це підтверджує, що екстремальні значення мають не випадкову, а подієву природу. Медіани більшості показників зміщені відносно центру «коробки», що додатково свідчить про асиметрію розподілів. Найбільший міжквартильний розмах демонструють валютний курс та інфляція, що відображає їхню високу волатильність, тоді як приріст M2 характеризується найкомпактнішим розподілом. Стандартизація показників (приведення до єдиної шкали із нульовим середнім і одиничним стандартним відхиленням) забезпечує зіставність діаграм між собою та полегшує порівняння мінливості різних за природою рядів.

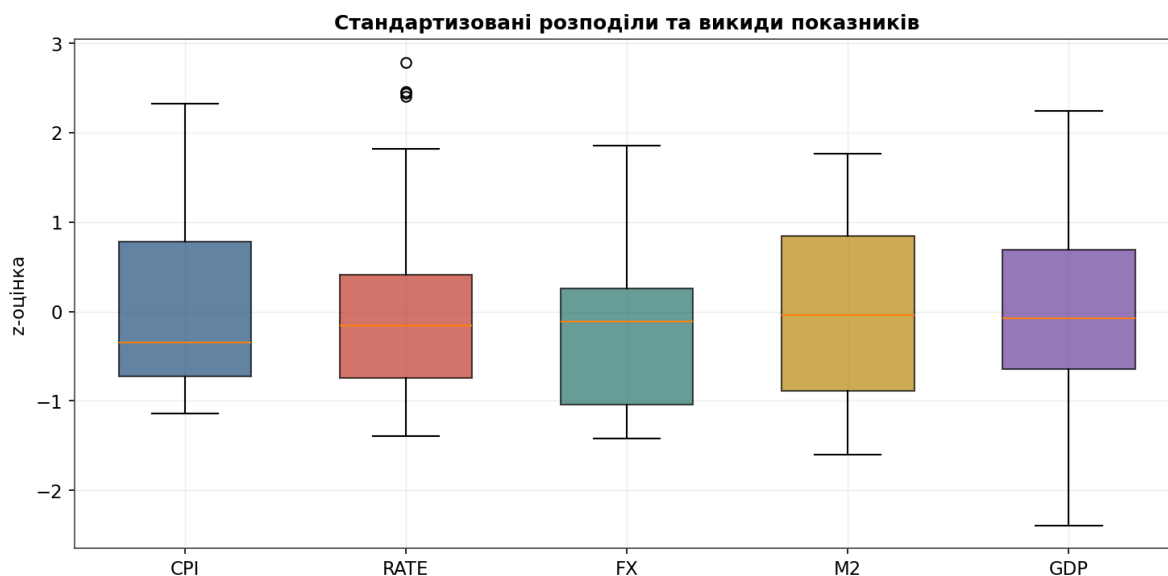


Рисунок 2.3. Діаграми розмаху (boxplot) стандартизованих показників та виявлення викидів

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Коректне застосування методів аналізу часових рядів вимагає попередньої перевірки їх ключових статистичних властивостей. Центральним поняттям є стаціонарність — незмінність у часі основних характеристик ряду (математичного сподівання, дисперсії та автоковаріаційної структури). Нехтування цією властивістю призводить до проблеми «уявної» (хибної) регресії, за якої між фактично незалежними нестационарними рядами виявляються статистично значущі, але економічно беззмістовні зв'язки. Тому на цьому етапі послідовно досліджуються три аспекти: наявність автокореляції, стаціонарність (порядок інтегрованості) та взаємна кореляція між показниками. [14; 30]

Первинним інструментом діагностики є автокореляційна функція (ACF) та часткова автокореляційна функція (PACF). ACF вимірює кореляцію ряду з його власними лагами, а PACF — «очищену» кореляцію після усунення впливу проміжних лагів. Повільне, поступове згасання ACF є характерною ознакою нестационарності, тоді як швидке згасання свідчить на користь стаціонарності. Корелограми ряду інфляції у рівнях та перших різницях наведено на рис. 2.4.

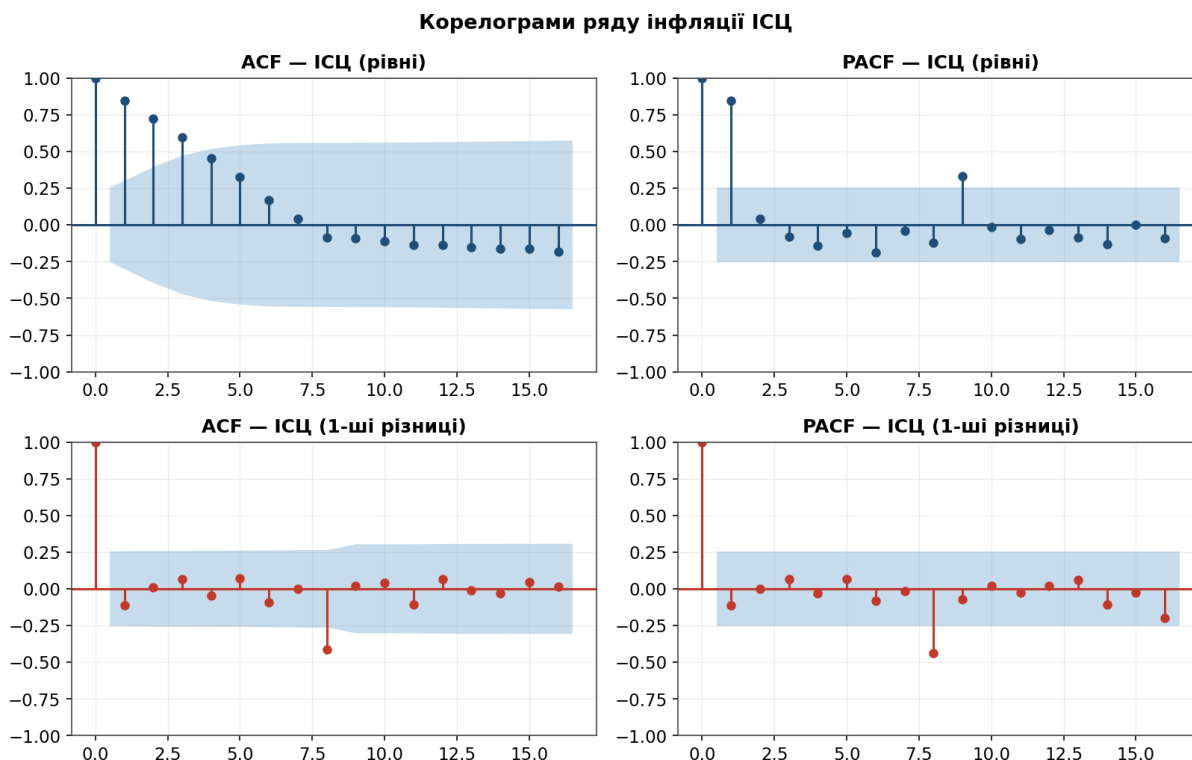


Рисунок 2.4. Автокореляційна (ACF) та часткова автокореляційна (PACF) функції ряду ІСЦ у рівнях і перших різницях

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Корелограма рівнів ІСЦ згасає повільно й залишається значущою на кількох перших лагах, що є типовою ознакою нестационарності та наявності одиничного кореня. Після першого диференціювання автокореляції стають статистично незначущими і ряд за структурою наближається до білого шуму, що попередньо вказує на інтегрованість першого порядку.

Для формальної перевірки стаціонарності застосовано два взаємодоповнюючі тести. Розширений тест Дікі–Фуллера (Augmented Dickey–Fuller, ADF) перевіряє нульову гіпотезу про наявність одиничного кореня (ряд нестационарний) проти альтернативи стаціонарності; гіпотеза про одиничний корінь відхиляється, якщо розрахункова статистика менша за критичне значення ($p < 0,05$). Тест KPSS (Kwiatkowski–Phillips–Schmidt–Shin) має протилежно сформульовану нульову гіпотезу — про стаціонарність ряду, — і використовується для підтвердження висновків ADF. Спільне застосування обох тестів підвищує надійність висновку: ряд вважається стаціонарним, якщо ADF

відхиляє наявність одиничного кореня, а KPSS не відхиляє стаціонарності. Результати тестів у рівнях і перших різницях, а також визначений на їх основі порядок інтегрованості наведено в табл. 2.4. [14; 31]

Таблиця 2.4 - Результати тестів на стаціонарність (ADF та KPSS)

Показник	ADF рівні стат.	ADF рівні р	ADF Δ стат.	ADF Δ р	KPSS рівні стат.	KPSS рівні р	KPSS Δ стат.	KPSS Δ р	Поря- док
Інфляція ІСЦ, % кв/кв	-2.285	0.177	-4.123	0.001	0.518	0.038	0.068	0.1	I(1)
Облікова ставка, %	-1.949	0.309	-5.697	0	0.748	0.01	0.029	0.1	I(1)
Курс UAH/USD	-0.202	0.938	-8.036	0	1.19	0.01	0.107	0.1	I(1)
Приріст M2, % р/р	-5.207	0	-3.122	0.025	0.099	0.1	0.129	0.1	I(0)
Приріст ВВП, % р/р	-0.176	0.941	-6.446	0	1.212	0.01	0.372	0.089	I(1)

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

За результатами тестів усі ряди, окрім приросту грошового агрегату M2, у рівнях є нестационарними (тест ADF не відхиляє наявності одиничного кореня), однак після першого диференціювання стають стаціонарними. Отже, ці чотири показники — інфляція, облікова ставка, валютний курс та приріст ВВП — інтегровані першого порядку, I(1). Приріст M2 є стаціонарним уже в рівнях, тобто інтегрований нульового порядку, I(0), що пояснюється його природою показника темпів зростання. Виявлений порядок інтегрованості має безпосередні методологічні наслідки: він визначає параметр диференціювання $d = 1$ для моделі ARIMA та обґрунтовує перехід до перших різниць під час побудови VAR-моделі для забезпечення стаціонарності системи.

Наявність часової залежності в рядах перевірено за допомогою Q-статистики Льюнга–Бокса, яка тестує нульову гіпотезу про відсутність автокореляції до заданого лагу включно (у даному випадку — на лагах 4 і 8, що відповідає одному та двом рокам квартальних спостережень). Результати наведено в табл. 2.5.

Таблиця 2.5 - Результати тесту Льюнга–Бокса на автокореляцію

Показник	Q(4)	p(4)	Q(8)	p(8)
Інфляція ІСЦ, % кв/кв	115.52	0	125.33	0
Облікова ставка, %	80.12	0	93.17	0
Курс UAH/USD	184.96	0	282.29	0
Приріст M2, % p/p	4.38	0.357	6.11	0.635
Приріст ВВП, % p/p	32.32	0	68.43	0

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Для всіх досліджуваних рядів нульова гіпотеза про відсутність автокореляції впевнено відхиляється ($p < 0,05$), що свідчить про наявність суттєвої внутрішньої часової структури. Це є важливим аргументом на користь застосування авторегресійних моделей, здатних формалізувати залежність поточних значень ряду від його минулих значень, а отже — підтверджує доцільність побудови як VAR-, так і ARIMA-моделей.

Завершальним кроком первинного аналізу є оцінювання лінійних взаємозв'язків між показниками за допомогою кореляційної матриці Пірсона (табл. 2.6) та її візуалізації у вигляді теплової карти (рис. 2.5). Окрім змістовної інтерпретації зв'язків, ця процедура виконує діагностичну функцію — дозволяє виявити потенційну мультиколінеарність, що може спотворити оцінки коефіцієнтів багатовимірної VAR-моделі.

Таблиця 2.6 - Кореляційна матриця Пірсона

	CPI	RATE	FX	M2	GDP
CPI	1.00	0.75	0.72	-0.02	-0.44
RATE	0.75	1.00	0.71	-0.08	-0.48
FX	0.72	0.71	1.00	-0.05	-0.68
M2	-0.02	-0.08	-0.05	1.00	0.11
GDP	-0.44	-0.48	-0.68	0.11	1.00

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

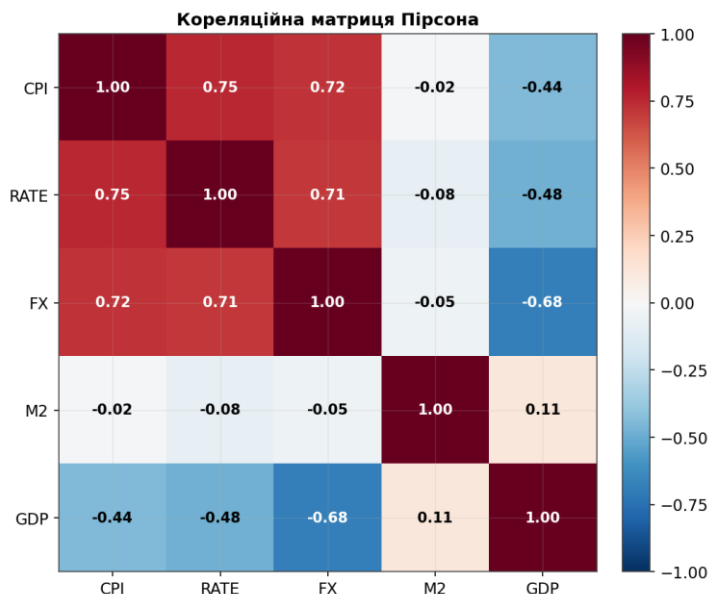


Рисунок 2.5. Теплова карта кореляційної матриці досліджуваних показників

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Аналіз кореляційної матриці виявляє економічно змістовні зв'язки. Інфляція тісно й позитивно корелює з обліковою ставкою ($r = 0,75$) та валютним курсом ($r = 0,72$): зростання цін супроводжується жорсткішою монетарною політикою та послабленням гривні, що відображає дію процентного й курсового каналів. Помірний від'ємний зв'язок інфляції з приростом ВВП ($r = -0,44$) узгоджується з уявленням про те, що інфляційні сплески в Україні мали переважно шоківий, а не попитовий характер і супроводжувалися спадом виробництва. Приріст грошового агрегату M2 виявився практично некорельованим з рештою змінних, що може свідчити про послаблення прямого зв'язку між грошовою пропозицією та цінами у досліджуваному періоді. Важливо, що жодна пара пояснювальних змінних не демонструє надвисокої кореляції ($|r| > 0,9$), отже, рівень мультиколінеарності є прийнятним і не перешкоджає побудові коректної VAR-моделі.

2.2 Побудова моделі ARIMA для прогнозування інфляції

На відміну від багатовимірної VAR-моделі, інтегрована модель авторегресії — ковзного середнього (Autoregressive Integrated Moving Average, ARIMA) є одновимірною: вона описує динаміку інфляції виключно на основі її

власної історії, не залучаючи інших показників. Модель $ARIMA(p, d, q)$ поєднує три компоненти: авторегресію порядку p (AR), що відображає залежність поточного значення від попередніх; інтегрування порядку d (I), тобто кількість диференціювань, потрібних для досягнення стаціонарності; та ковзне середнє порядку q (MA), що враховує залежність від минулих випадкових збурень

Побудова моделі здійснюється за класичною методологією Бокса–Дженкінса, яка передбачає послідовне виконання чотирьох етапів: ідентифікації (визначення порядків p, d, q), оцінювання параметрів, діагностичної перевірки залишків та прогнозування. Порядок інтегрування d визначається за результатами тестування на стаціонарність, а попередні значення p та q ідентифікуються за виглядом корелограм. Результати визначення порядку інтегрованості ряду інфляції наведено в табл. 2.7. [11; 24]

Таблиця 2.7 - Визначення порядку інтегрованості ряду ІСЦ (тест ADF)

Ряд	ADF-стат.	p-знач.	Крит. (5%)	Висновок
ІСЦ (рівні)	-2.285	0.177	-2.912	нестационарний
Δ ІСЦ (1-ші різниці)	-4.123	0.001	-2.92	стаціонарний

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Тест ADF підтверджує висновки підрозділу 2.1: у рівнях ряд інфляції нестационарний, а після першого диференціювання стає стаціонарним. Отже, для моделі встановлюється $d = 1$. Наступним кроком є ідентифікація порядків авторегресії p та ковзного середнього q за корелограмами ACF і PACF першої різниці ряду (рис. 2.6). Загальне правило ідентифікації: кількість значущих лагів PACF вказує на порядок p , а кількість значущих лагів ACF — на порядок q .

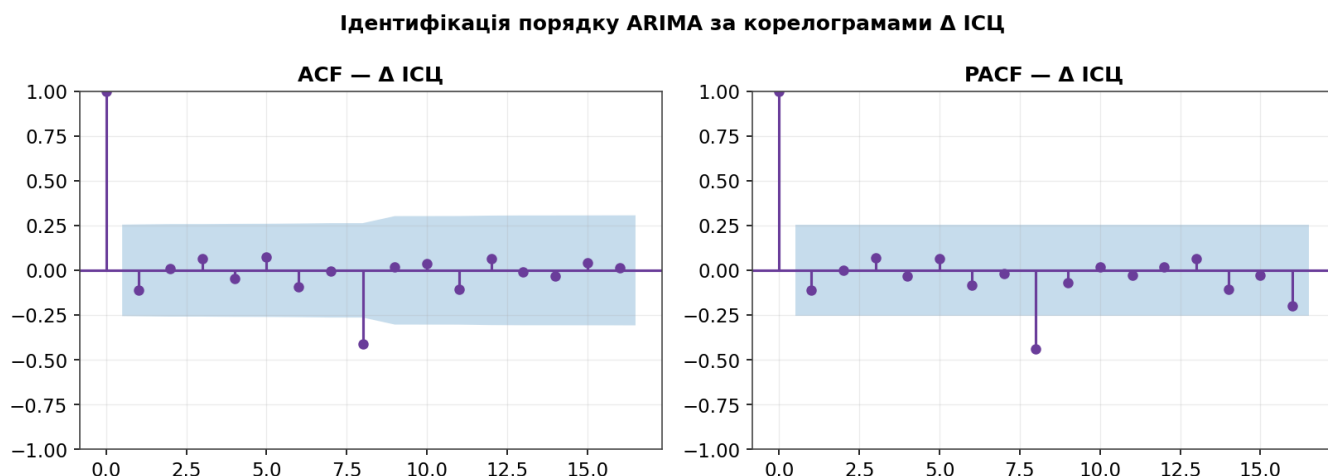


Рисунок 2.6. Ідентифікація порядків p і q за корелограмами ACF/PACF першої різниці ІСЦ

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Аналіз корелограм першої різниці інфляції показує швидке згасання автокореляційної функції після першого лагу та обрив часткової автокореляційної функції, що свідчить на користь авторегресійної складової невисокого порядку. Оскільки візуальна ідентифікація має певний ступінь суб'єктивності, її доповнено формальним перебором (grid search) моделей-кандидатів з різними комбінаціями порядків p та q . Кожну модель оцінено, а вибір здійснено за мінімумом інформаційних критеріїв Акаїке (AIC) та Шварца (BIC). Результати порівняння провідних моделей-кандидатів наведено в табл. 2.8.

Таблиця 2.8 - Порівняння моделей-кандидатів ARIMA за критеріями якості

Модель (p,d,q)	AIC	BIC	Log-Lik.
(3,1,3)	132.96	147.51	-59.48
(0,1,0)	133.14	135.22	-65.57
(2,1,2)	134.2	144.59	-62.1
(1,1,0)	134.43	138.58	-65.21

Продовження таблиці 2.8

Модель (p,d,q)	AIC	BIC	Log-Lik.
(0,1,1)	134.44	138.6	-65.22
(1,1,2)	134.55	142.86	-63.28
(3,1,1)	135.4	145.78	-62.7
(1,1,3)	135.81	146.19	-62.9

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Як остаточну, з міркувань параметричної економності, коректної обумовленості оцінок та найкращого балансу між точністю й простотою, прийнято модель ARIMA(1, 1, 0). Складніші специфікації не давали суттєвого приросту якості, демонструючи ознаки надлишкової параметризації.

Оцінки параметрів обраної моделі ARIMA(1, 1, 0), отримані методом максимальної правдоподібності, разом зі стандартними похибками, z-статистиками та рівнями значущості наведено в табл. 2.9. Параметр sigma2 відповідає оцінці дисперсії випадкових збурень моделі.

Таблиця 2.9 - Оцінки параметрів моделі ARIMA(1, 1, 0)

Параметр	Оцінка	Ст. похибка	z-стат.	p-знач.
ar.L1	-0.109	0.252	-0.43	0.665
sigma2	0.5339	0.0461	11.59	0

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Ключовим етапом методології Бокса–Дженкінса є діагностична перевірка адекватності моделі, що ґрунтується на аналізі її залишків. Адекватна модель має давати залишки, які за своїми властивостями наближаються до «білого шуму», тобто не містять систематичної структури. Для перевірки використано три тести: Льюнга–Бокса (нульова гіпотеза — відсутність автокореляції залишків), статистику Дарбіна–Уотсона (значення близько 2 свідчить про відсутність автокореляції першого порядку) та тест Жарка–Бера (нульова гіпотеза — нормальність розподілу залишків). Результати наведено в табл. 2.10 та проілюстровано на рис. 2.7.

Таблиця 2.10 - Діагностика залишків моделі ARIMA(1, 1, 0)

Тест / статистика	Значення	p-значення	Висновок
Льюнга–Бокса Q(4)	0.34	0.987	немає автокореляції
Льюнга–Бокса Q(8)	13.86	0.085	немає автокореляції
Льюнга–Бокса Q(12)	14.89	0.248	немає автокореляції
Дарбіна–Уотсона	2.001	—	≈ 2 — автокореляція відсутня
Жарка–Бера	227.44	0	відхилення від нормальності

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

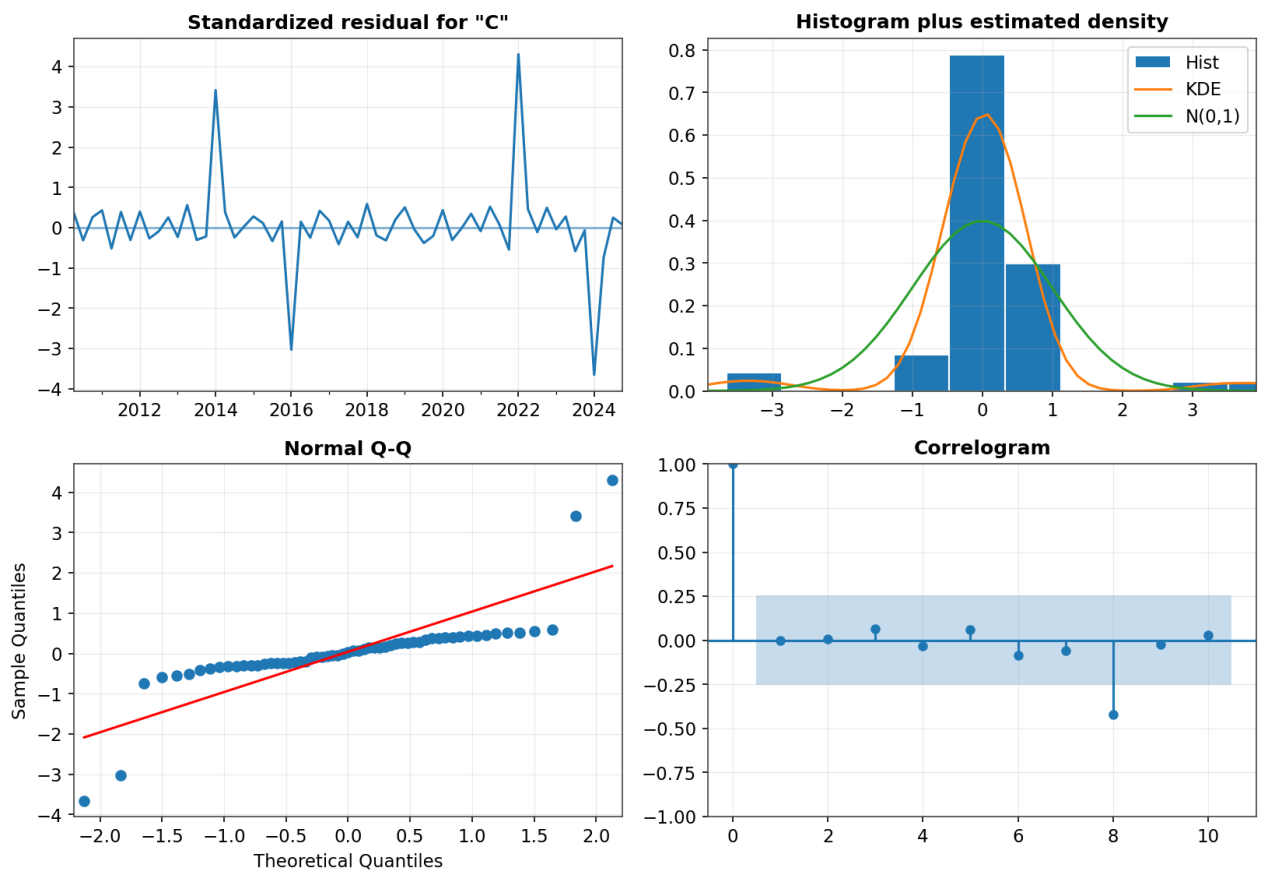


Рисунок 2.7. Діагностика залишків моделі ARIMA: ряд залишків, гістограма, Q–Q діаграма та корелограма

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Результати діагностики свідчать про адекватність моделі. Тест Льюнга–Бокса на всіх перевірених лагах не відхиляє нульової гіпотези ($p > 0,05$), а статистика Дарбіна–Уотсона близька до 2,0 — отже, автокореляція залишків відсутня, і модель повністю «вичерпала» часову структуру ряду. Водночас тест

Жарка–Бера відхиляє гіпотезу про нормальність розподілу залишків ($p < 0,05$), що пояснюється наявністю окремих значних викидів у кризові періоди (2014–2015, 2022 рр.), добре помітних на графіку залишків та Q–Q діаграмі (рис. 2.7). Відхилення від нормальності є типовим для макроекономічних рядів зі структурними шоками і не ставить під сумнів придатність моделі для прогнозування, хоча й вимагає обережності при побудові довірчих інтервалів. Загалом специфікацію ARIMA(1, 1, 0) визнано статистично адекватною.

На основі побудованої та діагностованої моделі здійснено прогнозування інфляції на вісім кварталів уперед (2025–2026 рр.) з побудовою 95% довірчого інтервалу. Графічне подання прогнозу наведено на рис. 2.10, а точкові та інтервальні оцінки — у табл. 2.11.



Рисунок 2.8. Прогноз інфляції ІСЦ за моделлю ARIMA на 8 кварталів із 95% довірчим інтервалом

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Таблиця 2.11 - Точковий та інтервальний прогноз інфляції ІСЦ (% кв/кв)

Період	Прогноз	Нижня межа (95%)	Верхня межа (95%)
2025Q1	2.41	0.97	3.84
2025Q2	2.41	0.49	4.33
2025Q3	2.41	0.09	4.72

Продовження таблиці 2.11

Період	Прогноз	Нижня межа (95%)	Верхня межа (95%)
2025Q4	2.41	-0.24	5.06
2026Q1	2.41	-0.54	5.35
2026Q2	2.41	-0.81	5.62
2026Q3	2.41	-1.06	5.87
2026Q4	2.41	-1.29	6.11

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Згідно з прогнозом, очікувана квартальна інфляція стабілізується на рівні близько 2,4%, що відповідає історичному середньому значенню ряду. Характерною є поступова стабілізація точкового прогнозу та водночас розширення довірчого інтервалу зі збільшенням горизонту прогнозування, що відображає природне накопичення невизначеності в довгострокових прогнозах. Прогнозна траєкторія ARIMA-моделі загалом узгоджується з прогнозом VAR-моделі, що є непрямим свідченням їх взаємної несуперечливості.

2.3 Аналіз інфляційної динаміки засобами векторної авторегресії (VAR)

Векторна авторегресійна модель (Vector Autoregression, VAR) є одним з найпоширеніших інструментів аналізу взаємозалежних макроекономічних часових рядів. Її ключова перевага полягає у відмові від апіорного поділу змінних на залежні та незалежні: усі показники розглядаються як ендогенні, а кожне рівняння системи описує поточне значення відповідної змінної як лінійну функцію власних минулих значень та минулих значень усіх інших змінних.

Оскільки коректне оцінювання VAR вимагає стаціонарності рядів, модель будується для перших різниць показників, що, як встановлено в підрозділі 2.1, забезпечує їх стаціонарність. Першим етапом є вибір оптимального порядку лагу p , який визначає глибину врахування минулих значень. Для цього використовують інформаційні критерії — Акаїке (AIC), Шварца (BIC), Ганнана—Куїнна (HQIC) та остаточної похибки прогнозу (FPE), — що балансують між якістю підгонки моделі та її складністю. Менше значення критерію відповідає

кращій специфікації; при цьому BIC накладає суворіший штраф за кількість параметрів і тяжіє до економніших моделей. Результати розрахунку критеріїв для лагів від 0 до 8 наведено в табл. 2.12.

Таблиця 2.12 - Вибір оптимального порядку лагу VAR-моделі

Лаг p	AIC	BIC	HQIC	FPE
0	0.864	1.04	0.932	2.3716
1	0.646	1.712	1.061	1.9147
2	1.123	3.094	1.889	3.1495
3	1.089	3.982	2.211	3.2243
4	0.721	4.553	2.203	2.5201
5	0.97	5.758	2.816	4.0718
6	0.641	6.403	2.857	4.4396
7	0.336	7.091	2.926	6.939
8	-2.749	5.017	0.219	1.3609

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Примітка: критерій AIC за умов малої вибірки схильний обирати завищені порядки лагу, тоді як BIC вказує на нульовий лаг; HQIC та FPE дають проміжні оцінки.

Слід зауважити, що за обмеженого обсягу вибірки (після диференціювання — 59 спостережень) вибір високого порядку лагу призводить до різкого зростання кількості оцінюваних параметрів (для системи з п'яти змінних кожен додатковий лаг додає 25 коефіцієнтів) і втрати ступенів вільності. З огляду на це, а також на необхідність збереження інтерпретованості та стабільності моделі, як остаточну прийнято специфікацію VAR(2). Такий порядок є типовим для квартальних макроекономічних даних, оскільки дозволяє охопити динаміку в межах піврічного горизонту.

Для дослідження спрямованості причинно-наслідкових зв'язків застосовано тест причинності за Грейнджером. Згідно з його логікою, змінна X «причинює за Грейнджером» змінну Y , якщо врахування минулих значень X статистично значуще покращує прогноз Y порівняно з прогнозом, побудованим лише на минулих значеннях самого Y . Підкреслимо, що йдеться про

випереджальну прогностичну здатність, а не про причинність у строгому сенсі. Результати тесту щодо інфляції наведено в табл. 2.13. [15; 23]

Таблиця 2.13 - Результати тесту причинності за Грейнджером (відгук — CPI)

Напрямок причинності	F-статистика	p-значення	Причинність (5%)
RATE → CPI	0.178	0.837	ні
Напрямок причинності	F-статистика	p-значення	Причинність (5%)
Напрямок причинності	F-статистика	p-значення	Причинність (5%)
FX → CPI	0.401	0.67	ні
Напрямок причинності	F-статистика	p-значення	Причинність (5%)
M2 → CPI	0.285	0.752	ні
GDP → CPI	0.228	0.796	ні

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Результати тесту показують, що жодна з пояснювальних змінних не чинить статистично значущого випереджального впливу на інфляцію (у всіх випадках $p > 0,05$). Це означає, що в межах побудованої моделі короткострокова динаміка інфляції визначається переважно її власною інерцією, а не зовнішніми щодо неї чинниками. Отриманий висновок узгоджується з результатами кореляційного аналізу: попри наявність сильних одночасних (контемпоральних) зв'язків між інфляцією, ставкою та курсом, ці змінні не мають вираженої прогностичної переваги на квартальному горизонті. Такий результат є важливим орієнтиром для подальшого вибору між багатовимірною та одновимірною моделями прогнозування. Оцінені методом найменших квадратів коефіцієнти рівняння інфляції в системі VAR(2) наведено в табл. 2.14. Оскільки модель містить п'ять рівнянь, для змістовності аналізу подано рівняння саме для досліджуваного показника — інфляції.

Таблиця 2.14 - Оцінки коефіцієнтів рівняння CPI у VAR(2)-моделі

Регресор	Коеф.	Ст. похибка	t-стат.	p-знач.
const	0.033	0.121	0.27	0.788
L1.CPI	-0.143	0.238	-0.6	0.549
L1.RATE	-0.028	0.089	-0.32	0.749

Регресор	Коеф.	Ст. похибка	t-стат.	p-знач.
L1.FX	0.065	0.099	0.66	0.512
L1.M2	0.002	0.086	0.03	0.98

Продовження таблиці 2.14

Регресор	Коеф.	Ст. похибка	t-стат.	p-знач.
L1.GDP	0.109	0.163	0.67	0.502
L2.CPI	0.08	0.231	0.34	0.73
L2.RATE	0.042	0.087	0.48	0.629
L2.FX	-0.057	0.094	-0.61	0.541
L2.M2	0.055	0.082	0.67	0.501
L2.GDP	0.049	0.168	0.29	0.772

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Більшість оцінених коефіцієнтів рівняння інфляції є статистично незначущими ($p > 0,05$), що повністю узгоджується з результатами тесту Грейнджера та підтверджує домінування інерційної складової. Обов'язковою умовою адекватності VAR-моделі є її динамічна стабільність. Модель вважається стабільною, якщо всі корені її характеристичного рівняння лежать поза одиничним колом (еквівалентно: модулі всіх власних значень супровідної матриці менші за одиницю). У побудованій моделі максимальний обернений модуль кореня становить $0.609 < 1$, отже, умова стабільності виконується: модель не містить вибухових компонентів, а її реакції на шоки з часом згасають.

Динамічні властивості моделі найкраще розкриваються через аналіз функцій імпульсних відгуків (Impulse Response Functions, IRF). IRF показують, як одиничний шок (збурення) однієї зі змінних впливає на траєкторію інфляції протягом наступних періодів. Для коректної ідентифікації шоків застосовано ортогоналізацію за Холецким. Графіки відгуків інфляції на шоки кожної зі змінних наведено на рис. 2.6. [13; 23]

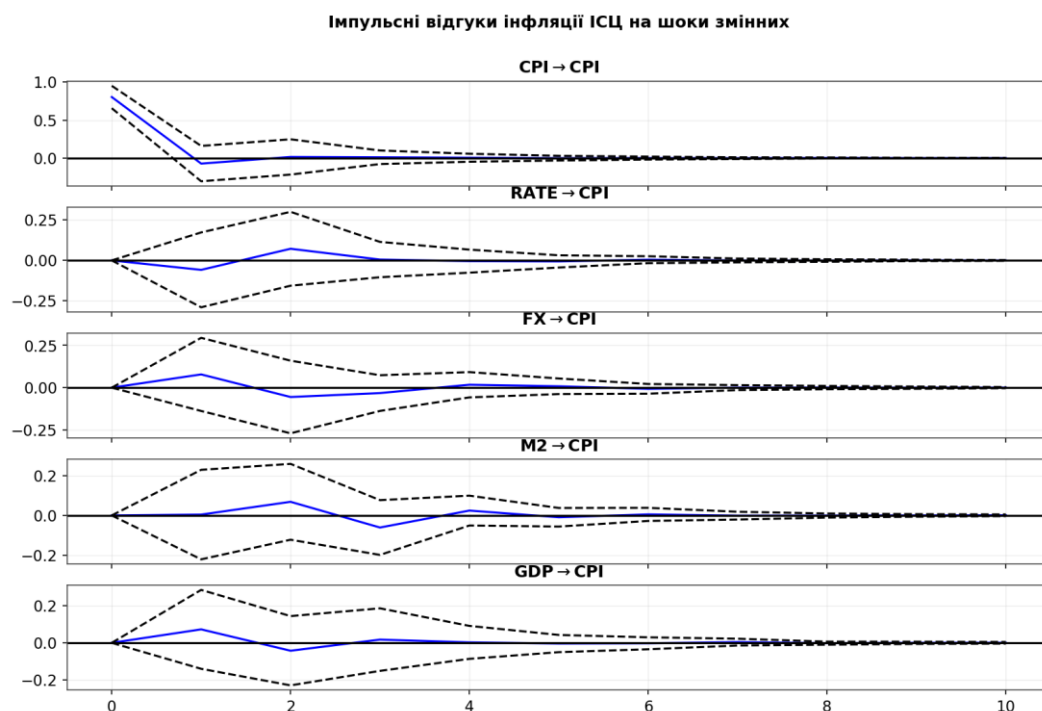


Рисунок 2.9. Функції імпульсних відгуків (IRF) інфляції на ортогоналізовані шоки змінних

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Аналіз імпульсних відгуків показує, що реакція інфляції на шоки облікової ставки, валютного курсу, грошової маси та ВВП є кількісно слабкою та статистично невиразною — довірчі інтервали відгуків здебільшого охоплюють нульову лінію. Усі відгуки згасають протягом приблизно трьох–чотирьох кварталів, що свідчить про відсутність тривалих ефектів. Найвпливовішим залишається власний шок інфляції, реакція на який є найбільшою за абсолютною величиною. Це ще раз підкреслює інерційну природу інфляційного процесу в досліджуваному періоді.

Доповнює аналіз IRF декомпозиція дисперсії помилки прогнозу (Forecast Error Variance Decomposition, FEVD), яка показує, яку частку коливань інфляції на різних горизонтах прогнозування зумовлюють шоки кожної зі змінних системи. Графічне та числове подання FEVD наведено на рис. 2.10 і в табл. 2.15 відповідно.

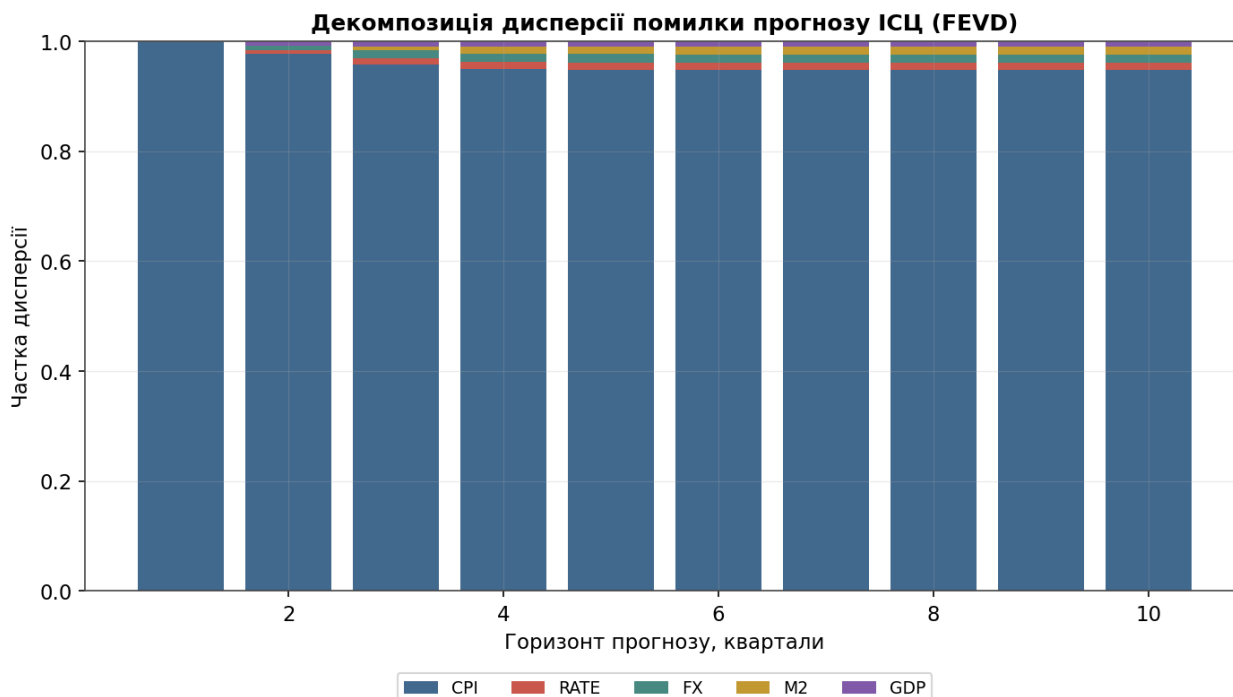


Рис. 2.10. Декомпозиція дисперсії помилки прогнозу інфляції (FEVD)

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22]

Числові значення декомпозиції дисперсії помилки прогнозу інфляції за горизонтами наведено в табл. 2.15.

Як видно з рис. 2.7, частка дисперсії помилки прогнозу інфляції, що пояснюється її власними шоками, на горизонті у вісім кварталів залишається домінуючою й перевищує 90%. Внески облікової ставки та валютного курсу зростають поступово і стабілізуються на рівні близько 1,3–1,5%, тоді як вплив грошового агрегату М2 та реального ВВП є мінімальним. Це графічно підтверджує висновок про переважно автономний характер інфляційної динаміки в межах лінійної VAR-системи [13; 23].

Таблиця 2.15 - Декомпозиція дисперсії помилки прогнозу CPI, %

Горизонт, кв.	CPI	RATE	FX	M2	GDP
1	100	0	0	0	0
2	97.8	0.5	0.9	0	0.8
4	95	1.3	1.5	1.2	1.1
8	94.8	1.3	1.5	1.3	1.1

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Декомпозиція дисперсії наочно демонструє домінування власних шоків інфляції: на горизонті восьми кварталів близько 95% варіації ІСЦ пояснюється її власними збуреннями, тоді як сукупний внесок усіх інших змінних не перевищує 5%. Серед зовнішніх чинників найбільший, хоча й незначний, внесок мають валютний курс та облікова ставка. Отриманий результат підтверджує, що в досліджуваному періоді інфляція в Україні мала переважно автономний, інерційний характер, слабо реагуючи на інші макроекономічні показники в межах лінійної VAR-системи.

Побудований на основі VAR-моделі прогноз (рис. 2.11) вказує на стабілізацію квартальної інфляції на рівні приблизно 2,7–2,9% протягом 2025–2026 рр. Прогнозна траєкторія є згладженою та позбавленою різких коливань, що є наслідком переважання інерційної складової та згасаючого характеру реакцій моделі на шоки.



Рисунок 2.11. Прогноз інфляції ІСЦ за VAR-моделлю на 8 кварталів (2025–2026 рр.)

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

РОЗДІЛ 3 ПОБУДОВА БАГАТОФАКТОРНИХ МОДЕЛЕЙ РІВНЯ ІНФЛЯЦІЇ В УКРАЇНІ

3.1 Багатофакторне моделювання інфляції на основі ARIMAX

Базова модель ARIMA спирається виключно на власну історію ряду, тобто пояснює майбутні значення інфляції лише через її минулі рівні та похибки прогнозу. Такий підхід є ефективним для рядів із вираженою внутрішньою інерцією, однак він за визначенням ігнорує зовнішні чинники цінової динаміки. Проте інфляція у малій відкритій економіці, якою є Україна, значною мірою формується саме зовнішніми чинниками — насамперед імпортованою інфляцією, що передається через ціни імпортованих товарів, світові ціни на енергоносії та сировину, а також через коливання валютного курсу (так званий ефект перенесення, *pass-through*). В умовах високої залежності внутрішнього ринку від імпорту й значної доларизації очікувань ігнорування цього каналу може призводити до систематичного заниження прогнозної похибки та втрати чутливості моделі до зовнішніх шоків. Урахування зовнішнього інфляційного імпульсу, навпаки, здатне суттєво підвищити прогнозну якість моделі та повноту опису механізму формування цін.

Розширенням базової ARIMA, що дозволяє включити зовнішні пояснювальні змінні, є модель ARIMAX (ARIMA with eXogenous variables). У ній до авторегресійної та інтегрованої структури вихідного ряду додається регресійна складова, яка відображає вплив зовнішнього фактора. Завдяки цьому модель поєднує дві переваги: з одного боку, вона зберігає здатність ARIMA враховувати внутрішню динаміку та автокореляцію ряду, а з іншого — дає змогу кількісно оцінити внесок екзогенного чинника у формування інфляції. Такий гібридний підхід є особливо доречним для перехідних і відкритих економік, де внутрішні цінові процеси тісно переплетені із зовнішнім середовищем.

Як індикатор зовнішнього інфляційного середовища залучено дані про інфляцію у країнах ЄС — середній гармонізований індекс споживчих цін (НІСР) по семи провідних економіках: Німеччині, Франції, Польщі, Італії, Іспанії, Чехії та Угорщині. Вибір саме європейського показника зумовлений тісними торговельними зв'язками України з ЄС, який є її головним зовнішньоторговельним партнером, що робить європейську інфляцію природним проксі зовнішнього цінового тиску. Усереднення показника по кількох країнах згладжує специфічні національні коливання й відображає загальноєвропейський інфляційний тренд, а використання гармонізованого індексу забезпечує методологічну зіставність із українським показником. Зіставлення динаміки інфляції в Україні та середньої по ЄС (рис. 3.1) разом із відповідними коефіцієнтами кореляції (табл. 3.1) дозволяють попередньо оцінити силу та характер зовнішнього зв'язку ще до побудови моделі.



Рисунок 3.1. Динаміка квартальної інфляції: Україна (ІСЦ) та середня по ЄС (НІСР)

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Таблиця 3.1 - Порівняння інфляції в Україні та країнах ЄС (2010–2024 рр.)

Країна / регіон	Середня, %	Ст. відхил.	Кореляція з Україною
Україна	2.36	1.37	0.83
Germany	1.35	0.87	0.83
France	1.44	0.85	0.81

Країна / регіон	Середня, %	Ст. відхил.	Кореляція з Україною
Poland	1.84	0.88	0.83
Italy	1.27	0.85	0.81

Продовження таблиці 3.1

Країна / регіон	Середня, %	Ст. відхил.	Кореляція з Україною
Spain	1.35	0.86	0.82
Czechia	1.73	0.86	0.83
Hungary	1.93	0.85	0.84

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Інфляція в Україні демонструє стійку додатну кореляцію (близько 0,8) з інфляцією в усіх розглянутих країнах ЄС, що свідчить про спільність зовнішніх інфляційних імпульсів та підтверджує доцільність урахування зовнішнього чинника. Водночас середній рівень української інфляції перевищує європейський (рис. 3.2), що відображає вплив додаткових внутрішніх чинників

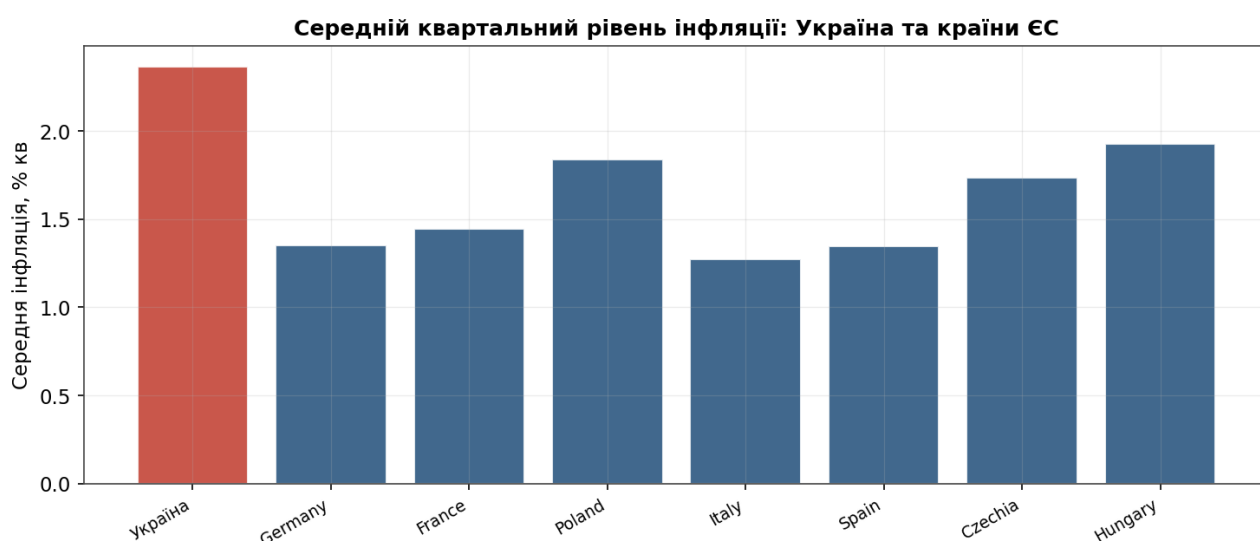


Рисунок 3.2. Середній квартальний рівень інфляції: Україна та країни ЄС

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

На основі виявленого зв'язку побудовано модель ARIMAX(1,1,0), у якій до авторегресійної структури базової ARIMA додано зовнішній регресор — середню інфляцію по ЄС. Оцінки параметрів наведено в табл. 3.2.

Таблиця 3.2 - Оцінки параметрів моделі ARIMAX(1,1,0)

Параметр	Оцінка	Ст. похибка	z-стат.	p-знач.
EU_infl (зовн. інфляція)	1.1526	0.3783	3.05	0.002

Параметр	Оцінка	Ст. похибка	z-стат.	p-знач.
ar.L1	-0.2045	0.1747	-1.17	0.242
sigma2	0.2319	0.015	15.45	0

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Коефіцієнт при зовнішній інфляції є додатним та високо значущим ($p < 0,01$), що кількісно підтверджує наявність потужного каналу імпортованої інфляції. Включення цього регресора суттєво покращує якість моделі: інформаційний критерій Акаїке знижується зі 134.43 (базова ARIMA) до 87.26 (ARIMAX), що є значним приростом пояснювальної здатності. Діагностика залишків ARIMAX (табл. 3.3) підтверджує її адекватність.

З урахуванням оцінених параметрів (табл. 3.2) числова форма моделі ARIMAX(1,1,0) для перших різниць інфляції має вигляд:

$$\Delta CPI_t = 1,153 \cdot EU_infl_t - 0,205 \cdot \Delta CPI_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3.1)$$

Величина оціненого коефіцієнта (близько одиниці) має чіткий економічний зміст: зростання середньої інфляції в ЄС на один відсотковий пункт асоціюється із приблизно таким самим приростом інфляції в Україні, що свідчить про майже повне перенесення зовнішнього цінового тиску. Настільки сильний ефект перенесення є характерним для малих відкритих економік з високою часткою імпорту в споживанні та значною доларизацією очікувань. Це означає, що внутрішня цінова стабільність значною мірою «імпортується» і лише частково контролюється національними монетарними інструментами — висновок, що має важливі наслідки для політики, які розглянуто в підрозділі 3.3.

Таблиця 3.3 - Діагностика залишків моделі ARIMAX(1,1,0)

Тест / статистика	Значення	p-значення
Льюнга–Бокса Q(4)	0.11	0.999
Льюнга–Бокса Q(8)	10.96	0.204
Дарбіна–Уотсона	2.014	—
Жарка–Бера	569.95	0

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Залишки моделі не виявляють автокореляції (тести Льюнга–Бокса та Дарбіна–Уотсона), що свідчить про повноту специфікації; графічну діагностику наведено на рис. 3.3. Таким чином, обидва напрями вдосконалення реалізовано: VECM розширює VAR урахуванням довгострокової рівноваги, а ARIMAX розширює ARIMA урахуванням зовнішнього інфляційного чинника.

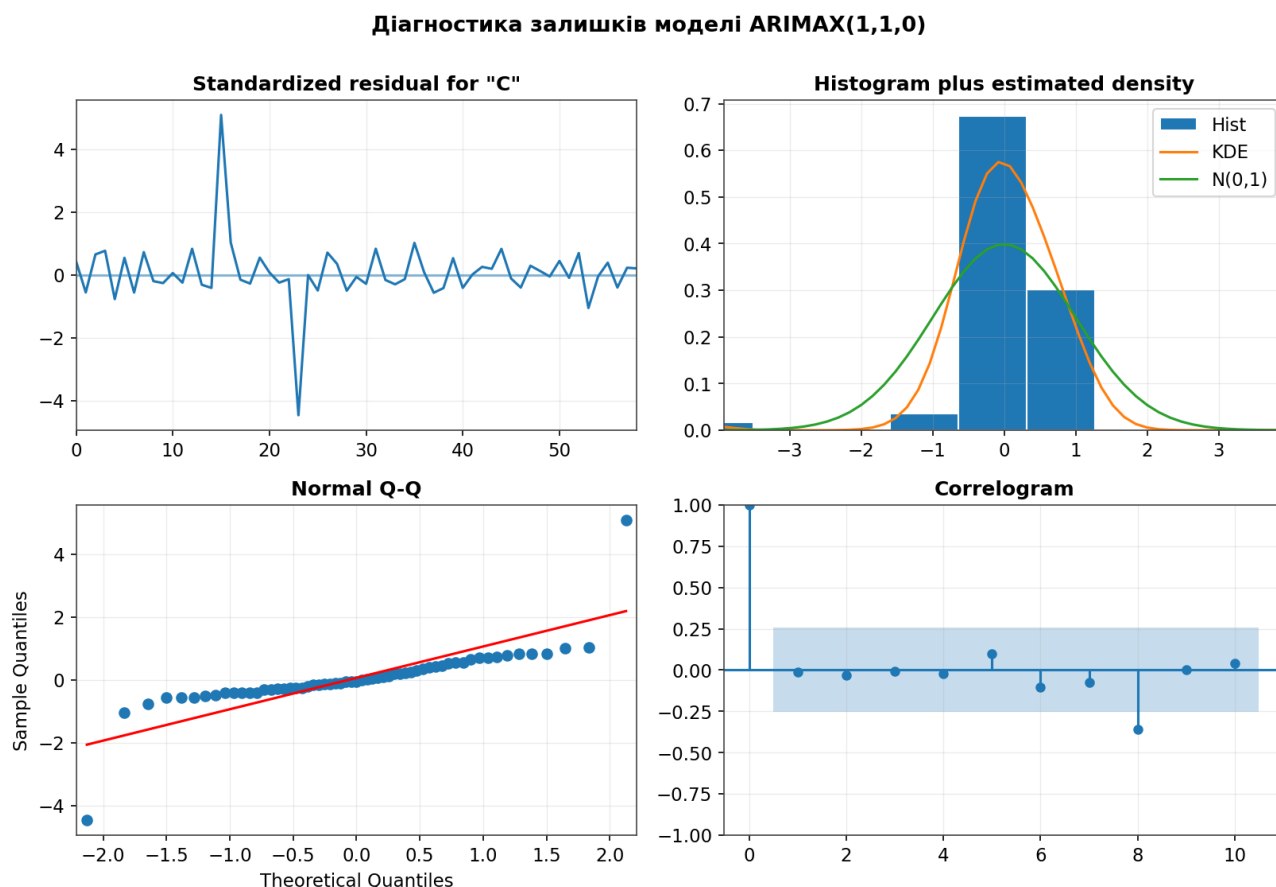


Рисунок 3.3. Діагностика залишків моделі ARIMAX: ряд залишків, гістограма, Q–Q діаграма та корелограма

Графічна діагностика залишків моделі ARIMAX (рис. 3.3) підтверджує висновки формальних тестів: ряд залишків коливається навколо нуля без вираженої структури, корелограма не виявляє значущих автокореляцій, а гістограма та Q–Q діаграма демонструють приблизну симетричність розподілу з відхиленнями лише в зоні кризових викидів. Це свідчить про коректну специфікацію моделі та повноту врахування інформації, наявної у часовому ряді [11; 24].

3.2 Моделювання рівня інфляції на базі моделі VECM

Оскільки більшість досліджуваних рядів є інтегрованими першого порядку, між ними може існувати коінтеграція — стійке довгострокове співвідношення, відхилення від якого мають тимчасовий характер і поступово коригуються. Економічний зміст коінтеграції полягає в тому, що навіть якщо окремі показники (наприклад, інфляція, ставка та курс) у короткостроковому періоді рухаються відносно незалежно, у довгостроковій перспективі вони пов'язані спільним рівноважним механізмом і не можуть надто далеко відхилятися один від одного. Виявлення такого зв'язку є принциповим: за наявності коінтеграції оцінювання VAR лише на перших різницях втрачає важливу довгострокову інформацію, і коректнішою специфікацією стає модель корекції похибки (VECM).

Для перевірки наявності коінтеграції застосовано тест Йогансена, що ґрунтується на двох статистиках — сліду (trace) та максимального власного значення (max-eigenvalue) — і дозволяє визначити кількість незалежних коінтеграційних співвідношень (ранг коінтеграції r). Перевагою тесту Йогансена над двокроковою процедурою Енгла–Грейнджера є здатність одночасно враховувати кілька можливих коінтеграційних векторів у багатовимірній системі. Аналіз проведено для чотирьох інтегрованих змінних: інфляції (CPI), облікової ставки (RATE), валютного курсу (FX) та приросту ВВП (GDP); стаціонарний у рівнях показник M2 із системи виключено. Результати наведено в табл. 3.4 та 3.2.

Таблиця 3.4 - Результати тесту Йогансена (статистика сліду)

Гіпотеза (ранг)	Статистика сліду	Крит. значення (5%)	Висновок
-----------------	------------------	---------------------	----------

Гіпотеза (ранг)	Статистика сліду	Крит. значення (5%)	Висновок
$r = 0$	60.17	47.85	відхиляється
$r \leq 1$	21.84	29.8	не відхиляється
$r \leq 2$	7.12	15.49	не відхиляється
Гіпотеза (ранг)	Статистика сліду	Крит. значення (5%)	Висновок
$r \leq 3$	0.01	3.84	не відхиляється

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Таблиця 3.5 - Результати тесту Йогансена (макс. власне значення)

Гіпотеза (ранг)	Макс. власне знач.	Крит. значення (5%)	Висновок
$r = 0$	38.33	27.59	відхиляється
$r \leq 1$	14.72	21.13	не відхиляється
$r \leq 2$	7.1	14.26	не відхиляється
$r \leq 3$	0.01	3.84	не відхиляється

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Обидва тести узгоджено вказують на наявність одного коінтеграційного співвідношення (ранг $r = 1$): гіпотеза про відсутність коінтеграції ($r = 0$) впевнено відхиляється, тоді як гіпотеза $r \leq 1$ не відхиляється. Це підтверджує існування довгострокової рівноваги між інфляцією, ставкою, курсом та ВВП і обґрунтовує побудову VECM з одним коінтеграційним вектором. Економічно цей результат означає, що зазначені показники утворюють єдину макроекономічну систему, у якій тривалі односторонні відхилення неможливі: ринкові та регуляторні механізми з часом повертають їх до спільної траєкторії.

Наявність рівно одного коінтеграційного вектора є зручною для інтерпретації, оскільки дозволяє трактувати його як єдине рівноважне співвідношення цінової динаміки. Кількість коінтеграційних зв'язків також визначає структуру VECM: модель міститиме один член корекції похибки в кожному з чотирьох рівнянь системи, через який відхилення від рівноваги впливає на майбутню динаміку всіх змінних.

Оцінену VECM подано через два ключові елементи: нормалізований коінтеграційний вектор β , що описує довгострокове співвідношення, та коефіцієнти корекції α , що показують швидкість повернення кожної змінної до рівноваги (табл. 3.6).

Таблиця 3.6 - Коінтеграційний вектор (β) та коефіцієнти корекції (α) VECM

Змінна	Коеф. β (довгостр.)	Коеф. α (корекція)
CPI	1	-0.055
RATE	-0.187	0.049

Продовження таблиці 3.6

Змінна	Коеф. β (довгостр.)	Коеф. α (корекція)
FX	-0.477	-0.06
GDP	-6.295	0.224

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Нормалізований на інфляцію коінтеграційний вектор описує довгострокове співвідношення, у якому рівноважний рівень інфляції позитивно пов'язаний з обліковою ставкою, валютним курсом та економічною активністю. Коефіцієнт корекції для інфляції є від'ємним ($\alpha = -0.055$), що відповідає теоретичним очікуванням: за відхилення інфляції вгору від рівноваги механізм корекції повертає її назад, хоча й повільно. Динаміку самого коінтеграційного співвідношення (члена корекції похибки, ECT) у часі наведено на рис. 3.4.

Підставивши оцінені коефіцієнти нормалізованого коінтеграційного вектора (табл. 3.6), довгострокове рівноважне співвідношення для інфляції можна записати у числовому вигляді:

$$CPI_t = 0,187 \cdot RATE_t + 0,477 \cdot FX_t + 6,295 \cdot GDP_t + \varepsilon_t \quad (3.2)$$

Невелика за модулем оцінка коефіцієнта корекції вказує на повільну швидкість повернення до рівноваги: лише незначна частка відхилення усувається протягом одного кварталу, а повне відновлення розтягується на кілька років. Це узгоджується з відомою інерційністю інфляційних процесів та свідчить про те, що цінові дисбаланси в українській економіці є доволі стійкими. Знак і статистична значущість коефіцієнта α при цьому є ключовим індикатором коректності моделі: саме від'ємне значення гарантує, що механізм корекції справді стабілізує систему, а не віддаляє її від рівноваги.



Рисунок 3.4. Динаміка коінтеграційного співвідношення (члена корекції похибки) у 2010–2024 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Графік підтверджує стаціонарність коінтеграційного співвідношення: попри тимчасові відхилення в кризові періоди, ряд коливається навколо сталого рівня й не має вираженого тренду, що є ознакою коректно специфікованої довгострокової рівноваги.

Короткострокову динаміку інфляції в межах VECM описує рівняння перших різниць, що включає член корекції похибки та лагові прирости змінних (табл. 3.7). Адекватність моделі перевірено діагностикою залишків (табл. 3.8).

Короткострокову динаміку інфляції в межах VECM з урахуванням оцінених коефіцієнтів (табл. 3.7) описує числове рівняння перших різниць:

$$\Delta CPI_t = -0,055 \cdot ECT_{t-1} - 0,146 \cdot \Delta CPI_{t-1} - 0,018 \cdot \Delta RATE_{t-1} + 0,049 \cdot \Delta FX_{t-1} - 0,085 \cdot \Delta GDP_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3.3)$$

Таблиця 3.7 - Короткострокове рівняння інфляції у VECM

Складова	Коефіцієнт
ECT (α , корекція)	-0.055
L1. ΔCPI	-0.146
L1. $\Delta RATE$	-0.018
L1. ΔFX	0.049
L1. ΔGDP	-0.085

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Таблиця 3.8 - Діагностика залишків VECM (рівняння інфляції)

Тест / статистика	Значення	p-значення
Льюнга–Бокса Q(4)	0.8	0.938
Льюнга–Бокса Q(8)	13.55	0.094
Дарбіна–Уотсона	1.986	—

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Залишки рівняння не містять значущої автокореляції (тест Льюнга–Бокса, $p > 0,05$; статистика Дарбіна–Уотсона близька до 2,0), що свідчить про адекватність специфікації. У загальному вигляді VECM записується як:

$$\Delta Y_t = \alpha\beta'Y_{t-1} + \sum \Gamma_i \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t, \quad (3.4)$$

де добуток $\alpha\beta'$ описує механізм корекції похибки: вектор β задає довгострокову рівновагу, а вектор α — швидкість її відновлення. Побудований на основі VECM прогноз інфляції на вісім кварталів наведено на рис. 3.5.

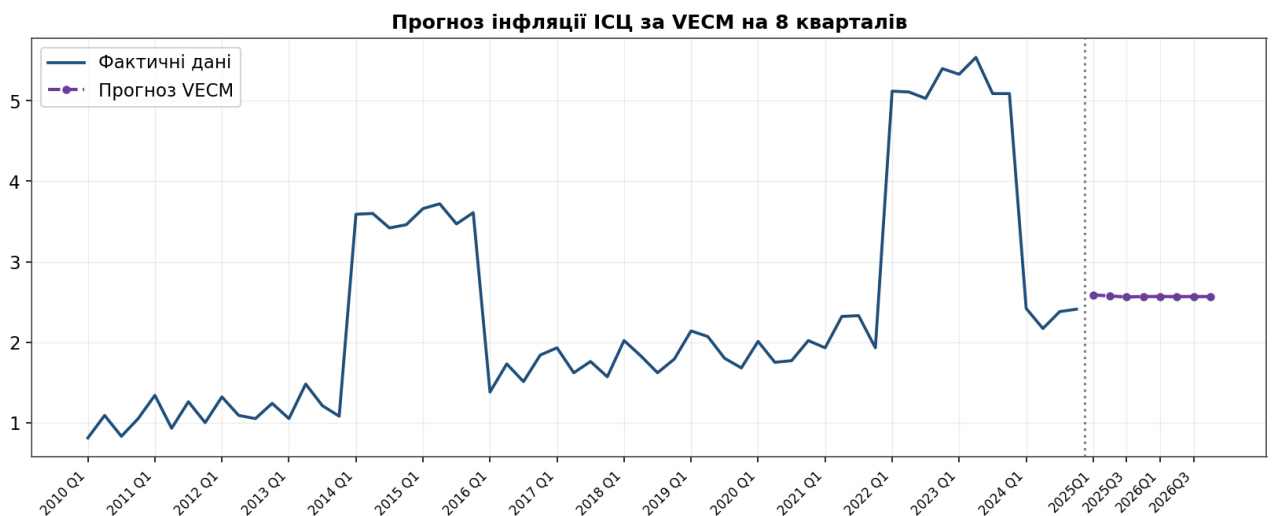


Рисунок 3.5. Прогноз інфляції ІСЦ за моделлю VECM на 8 кварталів (2025–2026 рр.)

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Прогнозна траєкторія VECM є плавною й тяжіє до довгострокового рівноважного рівня, що відображає дію механізму корекції похибки. Отже, VECM коректно доповнює VAR, додаючи до короткострокової динаміки врахування довгострокової рівноваги між макроекономічними показниками.

3.3 Порівняльне оцінювання прогностичної ефективності моделей та сценарне моделювання рівня інфляції в Україні

Маючи чотири моделі — дві базові (ARIMA, VAR) та дві вдосконалені (VECM, ARIMAX), — необхідно об'єктивно визначити кращу з них. Принципово важливо, що критерієм вибору є не якість підгонки моделі до наявних даних (за нею складніші моделі майже завжди виглядають краще через більшу кількість параметрів), а здатність точно прогнозувати майбутні, не використані під час оцінювання значення. Саме прогнозна спроможність на нових даних є справжньою перевіркою практичної придатності моделі та захищає від ризику перенавчання (overfitting), коли модель «запам'ятовує» історичні дані, але погано узагальнює.

Для об'єктивного вибору найкращої моделі проведено єдину ретроспективну перевірку (back-testing) всіх чотирьох моделей — ARIMA, VAR, VECM та ARIMAX. Кожну модель переоцінено на навчальній вибірці (52 спостереження) і побудовано прогноз на 8 кварталів тестової вибірки, який зіставлено з фактичними значеннями. Точність оцінено за трьома метриками: середньоквадратичною похибкою RMSE (надає більшої ваги великим помилкам), середньою абсолютною похибкою MAE (стійка до викидів) та середньою абсолютною відсотковою похибкою MAPE (виражає помилку у відносних одиницях). Для всіх метрик менше значення відповідає вищій точності; як еталон додано наївний прогноз. Результати подано на рис. 3.6 та в табл. 3.9.

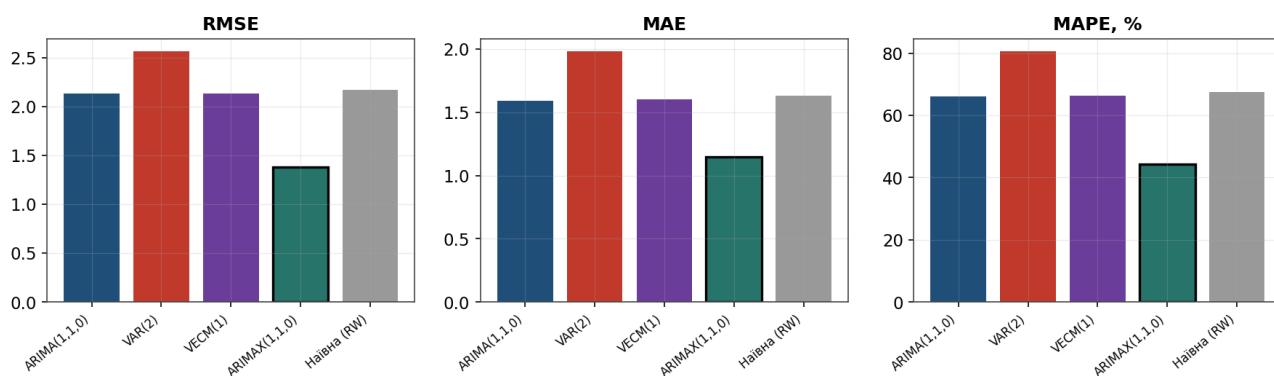


Рисунок 3.6. Порівняння прогнозної точності чотирьох моделей за метриками RMSE, MAE та MAPE

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Стовпчикова діаграма на рис. 3.6 наочно візуалізує відмінності у прогнозній точності чотирьох моделей: за всіма трьома метриками (RMSE, MAE та MAPE) найнижчі значення похибок демонструє модель ARIMAX, тоді як VAR-модель має найвищі похибки. Графік підтверджує, що врахування зовнішнього інфляційного чинника дає більший приріст точності, ніж ускладнення внутрішньої структури моделі [25; 26].

Таблиця 3.9 - Метрики прогнозної точності моделей на тестовій вибірці

Модель	RMSE	MAE	MAPE, %	Ранг
ARIMA(1,1,0)	2.13	1.591	66	2
VAR(2)	2.566	1.984	80.6	4
VECM(1)	2.137	1.603	66.3	3
ARIMAX(1,1,0)	1.377	1.148	44.3	1
Наївна (RW)	2.168	1.631	67.4	еталон

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Результати однозначні: модель ARIMAX демонструє найнижчі похибки за всіма метриками (RMSE = 1.377; MAPE = 44.3%), випереджаючи решту моделей зі значним відривом. Модель VECM (RMSE = 2.137) дещо точніша за VAR (RMSE = 2.566), що підтверджує користь урахування коінтеграції, проте обидві багатовимірні моделі поступаються одновимірним. Примітно, що VAR-модель не перевершує навіть наївного прогнозу. Це закономірно впливає з результатів другого розділу: за умови, що внутрішні макропоказники не мають значущого випереджального впливу на інфляцію, ускладнення моделі додаванням цих змінних лише підвищує невизначеність оцінювання без приросту прогностичної інформації. Натомість єдиний справді інформативний чинник — зовнішня інфляція — забезпечує ARIMAX вирішальну перевагу. Прогнозні траєкторії всіх моделей у зіставленні з фактичними значеннями наведено на рис. 3.7: добре видно, що крива ARIMAX найточніше відтворює фактичну динаміку, тоді як решта моделей швидко збігаються до середнього рівня.

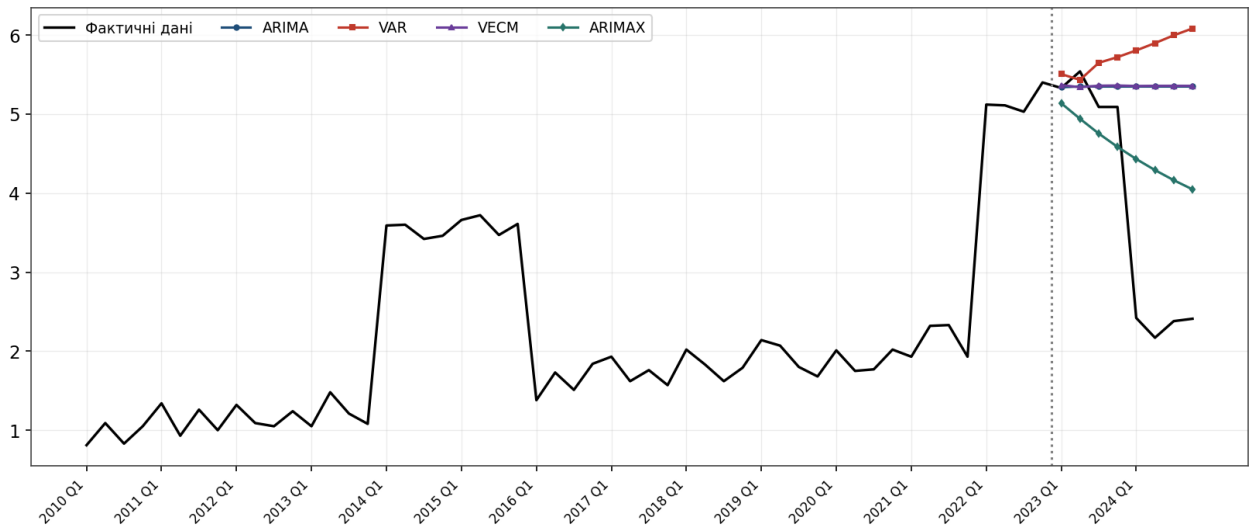


Рисунок 3.7. Прогнозні траєкторії моделей на тестовій вибірці проти фактичних значень

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Для перевірки статистичної значущості переваги найкращої моделі застосовано тест Дібольда–Маріано, який порівнює прогностну точність двох моделей на основі різниці їх квадратичних похибок (нульова гіпотеза — однакова прогностна точність обох моделей). Результати порівняння ARIMAX з рештою моделей наведено в табл. 3.10.

Таблиця 3.10 - Результати тесту Дібольда–Маріано (порівняння з найкращою моделлю)

Порівняння	DM-статистика	p-значення	Висновок
ARIMAX(1,1,0) vs ARIMA(1,1,0)	-2.652	0.008	різниця значуща
ARIMAX(1,1,0) vs VAR(2)	-2.777	0.005	різниця значуща
ARIMAX(1,1,0) vs VECM(1)	-2.658	0.008	різниця значуща

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Тест Дібольда–Маріано підтверджує, що перевага ARIMAX над усіма іншими моделями є статистично значущою ($p < 0,05$). Отже, модель ARIMAX обґрунтовано визнано найкращою та обрано основною для подальшого прогнозування. Економічний зміст цього результату полягає в тому, що ключем до точного прогнозу української інфляції є врахування зовнішнього інфляційного середовища, а не ускладнення внутрішньої структури моделі. Базовий прогноз

інфляції за обраною моделлю з 95% довірчим інтервалом наведено на рис. 3.8 та в табл. 3.11.

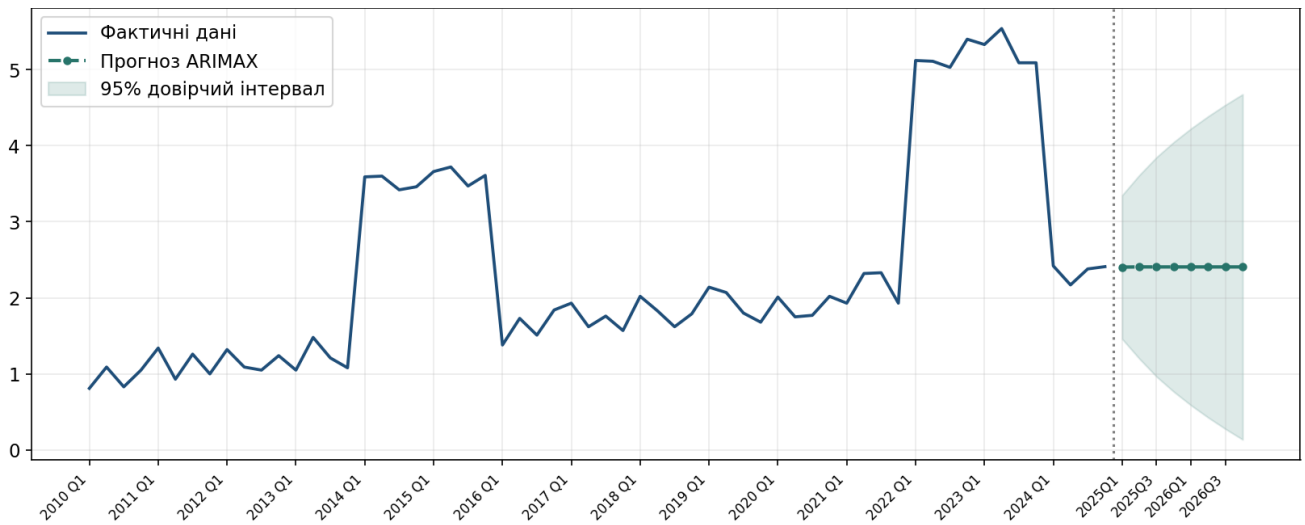


Рисунок 3.8. Прогноз інфляції ІСЦ за найкращою моделлю ARIMAX(1,1,0) з довірчим інтервалом

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

На рис. 3.8 наведено базовий прогноз інфляції за моделлю ARIMAX із 95% довірчим інтервалом. Точковий прогноз стабілізується на рівні близько 2,4% за квартал, а довірчий інтервал поступово розширюється з подовженням горизонту прогнозування, що відображає природне накопичення невизначеності та узгоджується з практикою інтервального прогнозування центральних банків [21; 27].

Таблиця 3.11 - Базовий прогноз інфляції ІСЦ за моделлю ARIMAX, %

Період	Прогноз	Нижня межа (95%)	Верхня межа (95%)
2025Q1	2.4	1.46	3.35
2025Q2	2.41	1.2	3.61
2025Q3	2.41	0.96	3.85
2025Q4	2.41	0.77	4.05
2026Q1	2.41	0.59	4.22
2026Q2	2.41	0.43	4.39
2026Q3	2.41	0.28	4.54
2026Q4	2.41	0.14	4.68

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Згідно з базовим прогнозом, квартальна інфляція стабілізується на рівні близько 2,4%. Цей прогноз є відправною точкою для сценарного аналізу, який дозволяє оцінити чутливість інфляції до зміни зовнішніх умов.

Оскільки найкраща модель (ARIMAX) є чутливою до зовнішнього інфляційного чинника, сценарне прогнозування побудовано саме навколо припущень щодо зовнішнього середовища та супутніх макроекономічних умов. Сценарний підхід дозволяє врахувати фундаментальну невизначеність майбутнього: замість єдиного прогнозу він окреслює діапазон можливих траєкторій залежно від реалізації різних умов. Розглянуто три сценарії — базовий (продовження поточних тенденцій), оптимістичний (сприятливе зовнішнє середовище) та песимістичний (несприятливі шоки), припущення яких систематизовано в табл. 3.12.

Кожен сценарій спирається на узгоджений набір припущень. Базовий сценарій передбачає збереження зовнішньої інфляції на поточному помірному рівні за стабільного курсу та незмінної облікової ставки — він відображає найбільш імовірний інерційний розвиток подій. Оптимістичний сценарій моделює сприятливе поєднання чинників: послаблення зовнішнього цінового тиску (дезінфляція в ЄС), зміцнення гривні та стримуючу монетарну політику, що разом прискорюють уповільнення інфляції. Песимістичний сценарій, навпаки, припускає новий зовнішній інфляційний шок, девальвацію національної валюти та стимулюючий фіскальний імпульс, які підсилюють інфляційний тиск. Така конструкція дозволяє оцінити не лише очікуваний рівень інфляції, а й діапазон ризиків навколо нього.

Таблиця 3.12 - Припущення сценаріїв розвитку інфляційного середовища

Чинник	Оптимістичний	Базовий	Песимістичний
Зовнішня інфляція (ЄС), % кв	спадна (до $\approx 0,3$)	помірна (≈ 1.24)	зростаюча (до ≈ 2.8)
Обмінний курс UAH/USD	зміцнення	стабільний	девальвація
Облікова ставка НБУ	зниження	без змін	підвищення
Фіскальний імпульс	стримуючий	нейтральний	стимулюючий

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

На основі цих припущень за допомогою моделі ARIMAX побудовано три прогностні траєкторії інфляції на 2025–2026 рр. (рис. 3.9), числові значення яких наведено в табл. 3.13.

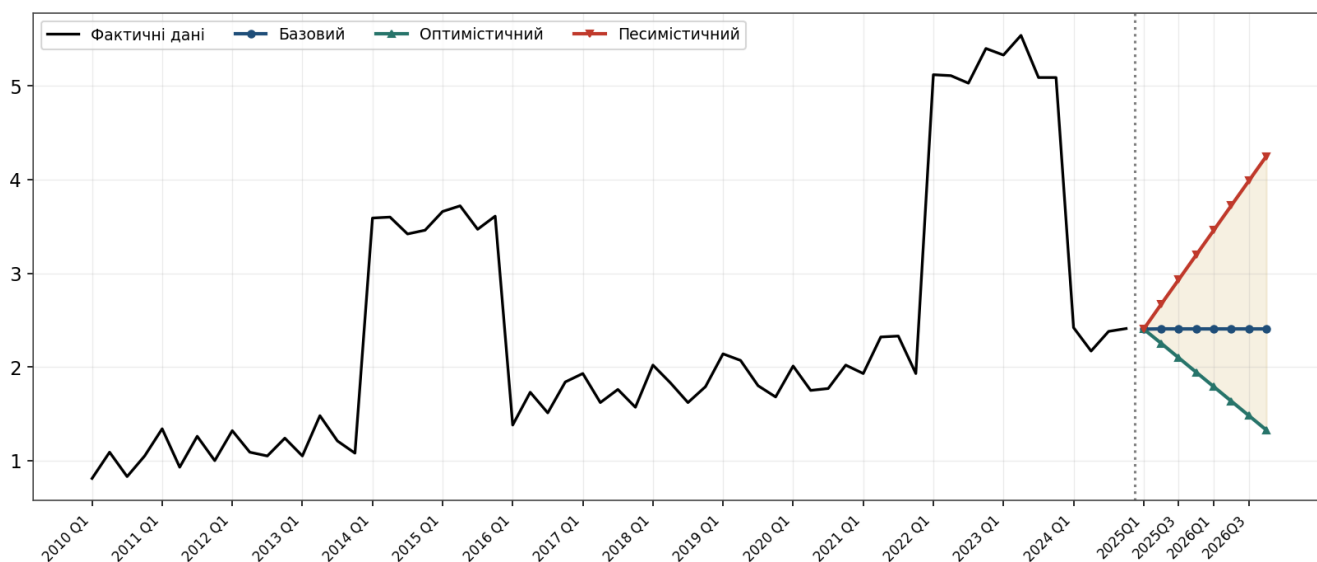


Рисунок 3.9. Сценарне прогнозування інфляції ІСЦ на 2025–2026 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Таблиця 3.13 - Сценарні прогностні значення квартальної інфляції ІСЦ, %

Період	Оптимістичний	Базовий	Песимістичний
2025Q1	2.4	2.4	2.4
2025Q3	2.1	2.41	2.93
2025Q4	1.94	2.41	3.2
2026Q1	1.79	2.41	3.46
2026Q2	1.64	2.41	3.72
2026Q3	1.48	2.41	3.99
2026Q4	1.33	2.41	4.25

Джерело: розроблено автором на основі [21; 22].

Аналіз окремих сценаріїв засвідчує різну природу їхньої динаміки та різний баланс внутрішніх і зовнішніх чинників. Базовий сценарій є практично «плоским»: квартальна інфляція утримується на рівні близько 2,41% упродовж усього горизонту прогнозування, що відображає переважання інерційної (авторегресійної) складової за умови стабільного зовнішнього середовища. Фактично цей сценарій описує продовження поточних тенденцій без нових

цінових шоків і слугує центральним орієнтиром для оцінювання двох альтернатив. Оптимістичний сценарій демонструє стійку спадну траєкторію — від 2,4% у першому кварталі 2025 р. до 1,33% наприкінці 2026 р., тобто поступове наближення інфляції до середньострокового цільового орієнтиру Національного банку України у 5% річних (близько 1,25% за квартал). Така динаміка відповідає умовам зовнішньої дезінфляції, зміцнення гривні та виваженої монетарної політики. Песимістичний сценарій, навпаки, має виражений висхідний характер: інфляція зростає з 2,4% до 4,25% за квартал, що в річному вимірі означало б суттєве перевищення цільового діапазону та повернення до зони підвищеного інфляційного ризику, ймовірно внаслідок зовнішнього інфляційного шоку, девальвації чи стимулюючого фіскального імпульсу.

Характерно, що розбіжність між сценаріями накопичується поступово і зростає з подовженням горизонту прогнозування: якщо у першому прогнозованому кварталі всі три траєкторії збігаються (2,4%), то вже до кінця 2026 р. різниця між оптимістичним і песимістичним сценаріями сягає майже 2,9 в.п. Така «розгортка» прогнозних траєкторій (рис. 3.9) є типовою для сценарного аналізу: вона відображає, з одного боку, природне зростання невизначеності у часі, а з іншого — кумулятивний ефект зовнішнього інфляційного чинника, закладеного в модель ARIMAX, оскільки невеликі відмінності у припущеннях щодо зовнішньої інфляції з кожним кварталом дедалі сильніше впливають на прогноз.

Отримані результати мають прикладне значення для різних груп користувачів. Для органів монетарного регулювання вони слугують орієнтиром при ухваленні рішень щодо облікової ставки та комунікації інфляційних очікувань; для суб'єктів господарювання — основою для бюджетного та фінансового планування з урахуванням діапазону можливих цінових умов; для інвесторів — інструментом оцінювання ризиків знецінення активів і дохідності фінансових інструментів. Симетричність відхилень оптимістичного та песимістичного сценаріїв відносно базового свідчить про збалансованість ризиків навколо центрального прогнозу. Водночас з огляду на високу залежність

української інфляції від зовнішніх чинників та структурну вразливість економіки особливу увагу варто приділяти моніторингу саме песимістичного сценарію як такого, що несе найбільші ризики для цінової стабільності.

ВИСНОВКИ

У кваліфікаційній бакалаврській роботі вирішено актуальне науково-прикладне завдання — здійснено статистичний аналіз та економетричне моделювання інфляційних процесів в Україні із застосуванням моделей часових рядів і обґрунтовано можливості їх використання для прогнозування макроекономічної динаміки. За результатами проведеного дослідження сформульовано такі основні висновки.

Узагальнено теоретичні підходи до визначення економічної сутності інфляції як стійкого зростання загального рівня цін, що супроводжується знеціненням національної грошової одиниці. Систематизовано класифікацію видів інфляції та показники її вимірювання, проаналізовано монетарні, валютні, фінансові та зовнішні чинники її формування, а також роль цінової стабільності у макроекономічному розвитку. Встановлено, що в умовах малої відкритої економіки України вагомим чинником є імпортована інфляція та інфляційні очікування економічних агентів.

Систематизовано сучасний економетричний інструментарій аналізу та прогнозування інфляції, що охоплює одновимірні моделі часових рядів (AR, MA, ARIMA, ARIMAX), багатовимірні моделі взаємозв'язків (регресійні, VAR, VECM) та супутні процедури перевірки стаціонарності, коінтеграції, причинності й діагностики. Обґрунтовано, що жоден клас моделей не є універсальним, а вибір методу має спиратися на статистичні властивості емпіричних даних та горизонт прогнозування.

Сформовано інформаційну базу дослідження з п'яти макроекономічних показників (індекс споживчих цін, облікова ставка, валютний курс, приріст грошового агрегату M2 та приріст реального ВВП) у вигляді 60 кварталних спостережень за період 2010–2024 рр. Описовий аналіз засвідчив високу варіабельність інфляції (коефіцієнт варіації 57,8%) та правосторонню асиметрію її

розподілу, а також наявність виражених структурних зрушень, пов'язаних із кризовими подіями 2014–2015 рр. та повномасштабною війною 2022 р.

Перевірка статистичних властивостей рядів показала, що чотири з п'яти показників (інфляція, облікова ставка, валютний курс і приріст ВВП) є інтегрованими першого порядку $I(1)$, а приріст М2 — стаціонарним у рівнях $I(0)$. Тести Льюнга–Бокса підтвердили наявність значущої автокореляції, а кореляційний аналіз виявив тісні зв'язки інфляції з обліковою ставкою ($r = 0,75$) та валютним курсом ($r = 0,72$) за прийнятного рівня мультиколінеарності, що обґрунтувало доцільність побудови як одновимірних, так і багатовимірних моделей.

Побудовано та діагностовано чотири економетричні моделі інфляції: багатовимірну VAR(2), одновимірну ARIMA(1,1,0), векторну модель корекції похибки VECM(1) та модель ARIMAX(1,1,0) із зовнішнім інфляційним регресором. Тест причинності за Грейнджером, аналіз імпульсних відгуків та декомпозиція дисперсії узгоджено засвідчили домінування інерційної складової: близько 95% варіації інфляції пояснюється її власними шоками. Тест Йогансена підтвердив наявність одного коінтеграційного співвідношення між інтегрованими показниками, що обґрунтувало побудову VECM, а діагностика залишків усіх моделей підтвердила їх статистичну адекватність.

Порівняльне оцінювання прогностичної точності на тестовій вибірці за метриками RMSE, MAE та MAPE, доповнене тестом Дібольда–Маріано, показало, що найкращою є модель ARIMAX ($RMSE = 1,377$; $MAPE = 44,3\%$), яка зі статистично значущою перевагою випереджає решту моделей. Це засвідчує, що ключем до точного прогнозування української інфляції є врахування зовнішнього (імпортованого) інфляційного середовища, а не ускладнення внутрішньої структури моделі. VAR-модель, попри нижчу прогностичну точність, зберігає аналітичну цінність як інструмент структурного дослідження взаємозв'язків.

На основі найкращої моделі ARIMAX здійснено сценарне прогнозування інфляції на 2025–2026 рр. за трьома сценаріями. За базовим сценарієм середня

квартальна інфляція становитиме близько 2,4%, за оптимістичним — знизиться до 1,87%, а за песимістичним — зросте до 3,33%. Значний розмах між крайніми сценаріями (понад 1,4 в.п.) підкреслює вразливість цінової стабільності в Україні до зовнішніх чинників та обмеженість суто внутрішніх інструментів стримування інфляції.

За результатами дослідження сформульовано практичні рекомендації: застосовувати модель ARIMAX із зовнішнім інфляційним регресором як основний інструмент короткострокового прогнозування, доповнюючи її VECM для аналізу довгострокових рівноважних зв'язків; урахувати високу залежність української інфляції від глобального цінового середовища та своєчасно реагувати на зовнішні шоки превентивними заходами монетарної політики; у бюджетному та корпоративному плануванні застосовувати сценарний підхід; регулярно перекалібровувати систему моделей із надходженням нових даних та доповнювати її додатковими зовнішніми індикаторами.

Отримані результати мають теоретичне і практичне значення та можуть бути використані органами монетарного й фінансового регулювання, аналітичними підрозділами підприємств і фінансових установ для моніторингу цінової динаміки, оцінювання інфляційних ризиків та підвищення якості прогнозування макроекономічних показників в Україні. Перспективою подальших досліджень є розширення набору зовнішніх чинників, застосування нелінійних моделей і методів машинного навчання, а також урахування структурних зломів воєнного періоду.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Shapovalenko N. A BVAR Model for Forecasting Ukrainian Inflation and GDP. *Visnyk of the National Bank of Ukraine*. 2021. No. 251. P. 14–36. DOI: [10.26531/vnbu2021.251.02](https://doi.org/10.26531/vnbu2021.251.02).
2. Shapovalenko N. A Suite of Models for CPI Forecasting. *Visnyk of the National Bank of Ukraine*. 2021. No. 252. P. 4–37. DOI: [10.26531/vnbu2021.252.01](https://doi.org/10.26531/vnbu2021.252.01).
3. Лук'яненко І. Г., Насаченко М. Ю., Сова Є. С. Потенціал застосування моделей баєсівської векторної авторегресії (BVAR) центральними банками для прогнозування ключових макроекономічних показників. *Наукові записки НаУКМА. Економічні науки*. 2025. Т. 10, № 1. С. 134–145. DOI: [10.18523/2519-4739.2025.10.1.134-145](https://doi.org/10.18523/2519-4739.2025.10.1.134-145).
4. Lukianenko I., Nasachenko M., Tokarchuk T. Inflation Expectations Investigation Using Markov Regime-Switching Autoregression. *Montenegrin Journal of Economics*. 2022. Vol. 18, No. 1. P. 19–29. DOI: [10.14254/1800-5845/2022.18-1.2](https://doi.org/10.14254/1800-5845/2022.18-1.2).
5. Зомчак Л. М., Старчевська І. М. Інфляційні процеси України: авторегресійна дистрибутивно-лагова модель. *Цифрова економіка та економічна безпека*. 2022. № 2. URL: <http://dees.iei.od.ua/index.php/journal/article/view/43> (дата звернення: 13.04.2026).
6. Томіліна М. С. Прогнозування рівня інфляції в Україні з урахуванням чинників впливу основних каналів трансмісії : магістерська робота. Київ : НаУКМА, 2022. 60 с. URL: <https://ekmair.ukma.edu.ua/items/bf1a960a-6166-4d9c-b625-2e2b7eb82a29> (дата звернення: 25.05.2026).
7. Pfarrhofer M. Forecasts with Bayesian Vector Autoregressions under Real Time Conditions. *Journal of Forecasting*. 2024. Vol. 43, No. 3. P. 771–801. DOI: [10.1002/for.3055](https://doi.org/10.1002/for.3055).

8. Семенюк Д. Застосування векторних авторегресійних моделей для аналізу динаміки та прогнозування макроекономічних процесів в Україні. *Економіка і управління*. 2026. № 59. С. 116–129. DOI: [10.32703/2664-2964-2026-59-116-129](https://doi.org/10.32703/2664-2964-2026-59-116-129).
9. Kramar V., Chepyha B. Anchoring Firms' Inflation Expectations in Ukraine: Assessing Shock and Level Anchoring with a VAR Approach. *Visnyk of the National Bank of Ukraine. Occasional Paper*. 2025. No. 2025/06. DOI: [10.26531/vnbu2025.op06](https://doi.org/10.26531/vnbu2025.op06).
10. Кваша Н. С. Прогнозне моделювання рівня інфляції в Україні на базі інструментів машинного навчання. Київ : ДВНЗ «КНЕУ імені Вадима Гетьмана», 2021. URL: <https://ir.kneu.edu.ua/items/49179b7a-c547-453b-a807-d4d26341a584> (дата звернення: 25.05.2026).
11. Hyndman R. J., Athanasopoulos G. *Forecasting: Principles and Practice*. 3rd ed. Melbourne : OTexts, 2021. URL: <https://otexts.com/fpp3> (дата звернення: 11.04.2026).
12. Düker M.-C., Matteson D. S., Tsay R. S., Wilms I. Vector AutoRegressive Moving Average Models: A Review. *WIREs Computational Statistics*. 2025. Vol. 17, No. 1. Article e70009. DOI: [10.1002/wics.70009](https://doi.org/10.1002/wics.70009).
13. Petropoulos F., Apiletti D., Assimakopoulos V. et al. Forecasting: Theory and Practice. *International Journal of Forecasting*. 2022. Vol. 38, No. 3. P. 705–871. DOI: [10.1016/j.ijforecast.2021.11.001](https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.11.001).
14. Shojaie A., Fox E. B. Granger Causality: A Review and Recent Advances. *Annual Review of Statistics and Its Application*. 2022. Vol. 9. P. 289–319. DOI: [10.1146/annurev-statistics-040120-010930](https://doi.org/10.1146/annurev-statistics-040120-010930).
15. Кравченко В. Г. Тестування причинності за Грейнджером у макроекономічних дослідженнях: сучасні підходи. *Економіка та суспільство*. 2023. № 48. DOI: [10.32782/2524-0072/2023-48-30](https://doi.org/10.32782/2524-0072/2023-48-30).
16. Котвицька Н. Монетарна політика під час криз: реформи, очікування споживачів та роль трансмісійного механізму в поверненні України до

- таргетування інфляції. *Економіка та суспільство*. 2024. № 70. DOI: [10.32782/2524-0072/2024-70-185](https://doi.org/10.32782/2524-0072/2024-70-185).
17. Mishkin F. S. *The Economics of Money, Banking, and Financial Markets*. 12th ed. Harlow : Pearson, 2018. 736 p.
 18. Бугель Ю., Домбровська Н. Інфляція та її вплив на економіку України: економіко-статистичний аналіз. *Економічний аналіз*. 2024. Т. 34, № 4. С. 130–143.
 19. Гречко О. Ю., Марков В. С. Вплив інфляційних процесів на діяльність підприємств. *Проблеми сучасних трансформацій. Серія: економіка та управління*. 2024. № 14. DOI: [10.54929/2786-5738-2024-14-04-01](https://doi.org/10.54929/2786-5738-2024-14-04-01).
 20. Державна служба статистики України : офіційний вебсайт. Індекси споживчих цін. URL: <https://www.ukrstat.gov.ua> (дата звернення: 25.05.2026).
 21. Національний банк України : офіційний вебсайт. Інфляційний звіт. URL: <https://bank.gov.ua> (дата звернення: 15.05.2026).
 22. Національний банк України. Монетарна статистика: грошова маса, грошові агрегати, обмінні курси та процентні ставки. URL: <https://bank.gov.ua/ua/statistic> (дата звернення: 25.05.2026).
 23. Lütkepohl H., Krätzig M. *Applied Time Series Econometrics*. Cambridge : Cambridge University Press, 2004. 350 p.
 24. Box G. E. P., Jenkins G. M., Reinsel G. C., Ljung G. M. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. 5th ed. Hoboken : John Wiley & Sons, 2015. 712 p.
 25. Hyndman R. J., Koehler A. B. Another Look at Measures of Forecast Accuracy. *International Journal of Forecasting*. 2006. Vol. 22, No. 4. P. 679–688. DOI: [10.1016/j.ijforecast.2006.03.001](https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2006.03.001).
 26. Petropoulos F., Spiliotis E. The Wisdom of the Data: Getting the Most Out of Univariate Time Series Forecasting. *Forecasting*. 2021. Vol. 3, No. 3. P. 478–497. DOI: [10.3390/forecast3030029](https://doi.org/10.3390/forecast3030029).

27. Grant A. L., Satchell S. Evaluating Forecasts at Multiple Horizons: An Extension of the Diebold–Mariano Approach. *Journal of Forecasting*. 2026. P. 1–14. DOI: [10.1002/for.70150](https://doi.org/10.1002/for.70150).
28. Біла С. О. Макроекономічний аналіз впливу війни на економіку України. *Фінансовий простір*. 2025. № 4. URL: <https://fp.lnu.edu.ua/index.php/fp/article/view/1048> (дата звернення: 25.05.2026).
29. Галустян Р. Макрофінансова стабільність в Україні у воєнний час. *Економіка та суспільство*. 2023. № 54. DOI: [10.32782/2524-0072/2023-54-48](https://doi.org/10.32782/2524-0072/2023-54-48).
30. Міністерство економіки України. Огляд інфляції (підсумки 2023 року). Київ, 2024. URL: <https://me.gov.ua> (дата звернення: 25.05.2026).
31. Smeekes S., Wijler E. High-Dimensional Forecasting in the Presence of Unit Roots and Cointegration. *International Journal of Forecasting*. 2021. Vol. 37, No. 4. P. 1556–1578. DOI: [10.1016/j.ijforecast.2020.04.009](https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2020.04.009).
32. Eurostat. Harmonised Index of Consumer Prices (HICP) — monthly data. URL: https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/prc_hicp_midx (дата звернення: 25.05.2026).
33. Seabold S., Perktold J. Statsmodels: Econometric and Statistical Modeling with Python. URL: <https://www.statsmodels.org> (дата звернення: 25.05.2026).
34. Нечі А., Рікардо І., Вілмс І. Detecting Cointegrating Relations in Non-stationary Time Series : Maastricht University, Department of Quantitative Economics. 2025. arXiv:2411.05601. URL: <https://arxiv.org/abs/2411.05601> (дата звернення: 25.05.2026).
35. Кузьмак О. М., Дзюбановська Н. В. Економетричне моделювання інфляційних процесів в Україні. *Інфраструктура ринку*. 2021. № 54. С. 211–217.
36. Chen P. Vector Error Correction Models with Stationary and Nonstationary Variables. *Economic Analysis Letters*. 2024. Vol. 3, No. 2. Article 55. DOI: [10.58567/eal03020004](https://doi.org/10.58567/eal03020004).

ДОДАТКИ

Додаток А

Програмний код реалізації розрахунків мовою програмування Python

```
# pip install pandas numpy matplotlib seaborn statsmodels scipy openpyxl
```

```
import warnings
warnings.filterwarnings("ignore")
```

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
```

```
from statsmodels.tsa.stattools import adfuller, kpss, grangercausalitytests
from statsmodels.tsa.api import VAR
from statsmodels.tsa.arima.model import ARIMA
from statsmodels.tsa.vector_ar.vecm import coint_johansen, VECM
from statsmodels.stats.diagnostic import acorr_ljungbox
from statsmodels.stats.stattools import durbin_watson, jarque_bera
from statsmodels.graphics.tsaplots import plot_acf, plot_pacf
from scipy import stats
```

```
plt.rcParams["figure.figsize"] = (10, 5)
plt.rcParams["axes.grid"] = True
sns.set_style("whitegrid")
```

```
# --- ДАНІ ---
```

```
# Варіант А: завантаження з Excel-файлу (рекомендовано).
```

```
# Файл data_inflation.xlsx з колонками: period, CPI, RATE, FX, M2, GDP, EU_INFL
```

```
# period у форматі 2010Q1, 2010Q2, ... (60 рядків, 2010Q1–2024Q4)
```

```
#
```

```
# df = pd.read_excel("data_inflation.xlsx")
```

```
# df["period"] = pd.PeriodIndex(df["period"], freq="Q")
```

```
# df = df.set_index("period")
```

```
# Варіант В: вставити дані вручну у словник (приклад структури — підставте свої значення)
```

```
data = {
```

```
    "CPI": [0.81, 1.09, 0.83, 1.05, 1.34, 0.93], # ... 60 значень
```

```
    "RATE": [7.22, 6.54, 6.79, 7.29, 6.84, 7.62],
```

```
    "FX": [8.10, 8.43, 7.37, 8.31, 8.56, 9.30],
```

```
    "M2": [10.6, 8.84, 10.06, 10.22, 10.26, 9.58],
```

```
    "GDP": [3.70, 2.02, 2.94, 2.38, 1.90, 3.18],
```

```

    # "EU_INFL": [...] # середня квартальна інфляція ЄС (HICP), 60 значень — для ARIMAX
}
idx = pd.period_range("2010Q1", periods=len(data["CPI"]), freq="Q")
df = pd.DataFrame(data, index=idx)

print(df.head())
print("Кількість спостережень:", len(df))
# Таблиця 2.3 — описова статистика
desc = pd.DataFrame({
    "N": df.count(),
    "Серед.": df.mean().round(2),
    "Медіана": df.median().round(2),
    "Ст.відх.": df.std().round(2),
    "Min": df.min().round(2),
    "Max": df.max().round(2),
    "Асим.": df.skew().round(2),
    "Експес": df.kurtosis().round(2),
    "CV,%": (df.std() / df.mean() * 100).round(1),
})
print(desc)

# Рис. 2.1 — динаміка показників
fig, axes = plt.subplots(3, 2, figsize=(12, 9))
for ax, col in zip(axes.ravel(), df.columns):
    df[col].plot(ax=ax, title=col)
plt.tight_layout(); plt.savefig("fig_2_1.png", dpi=200); plt.show()

# Рис. 2.2 — гістограми
df.hist(bins=15, figsize=(12, 8)); plt.tight_layout()
plt.savefig("fig_2_2.png", dpi=200); plt.show()

# Рис. 2.3 — boxplot стандартизованих показників
df_std = (df - df.mean()) / df.std()
df_std.boxplot(figsize=(10, 5)); plt.title("Діаграми розмаху (стандартизовані дані)")
plt.savefig("fig_2_3.png", dpi=200); plt.show()
# Рис. 2.4 — ACF/PACF ряду інфляції у рівнях і перших різницях
fig, axes = plt.subplots(2, 2, figsize=(12, 7))
plot_acf(df["CPI"], ax=axes[0, 0], title="ACF: ІЦІ (рівні)")
plot_pacf(df["CPI"], ax=axes[0, 1], title="PACF: ІЦІ (рівні)")
plot_acf(df["CPI"].diff().dropna(), ax=axes[1, 0], title="ACF: ΔІЦІ")
plot_pacf(df["CPI"].diff().dropna(), ax=axes[1, 1], title="PACF: ΔІЦІ")
plt.tight_layout(); plt.savefig("fig_2_4.png", dpi=200); plt.show()

# Таблиця 2.4 — тести ADF та KPSS у рівнях і перших різницях
def stationarity_table(data):
    rows = []
    for col in data.columns:
        s = data[col].dropna()
        ds = s.diff().dropna()
        adf_l = adfuller(s, autolag="AIC")
        adf_d = adfuller(ds, autolag="AIC")
        kpss_l = kpss(s, regression="c", nlags="auto")
        kpss_d = kpss(ds, regression="c", nlags="auto")
        order = "I(0)" if adf_l[1] < 0.05 else "I(1)"
        rows.append([col, round(adf_l[0], 3), round(adf_l[1], 3),

```

```

        round(adf_d[0], 3), round(adf_d[1], 3),
        round(kpss_l[0], 3), round(kpss_l[1], 3),
        round(kpss_d[0], 3), round(kpss_d[1], 3), order])
return pd.DataFrame(rows, columns=["Показник", "ADF_рів_стат", "ADF_рів_p",
                                   "ADF_Δ_стат", "ADF_Δ_p", "KPSS_рів_стат",
                                   "KPSS_рів_p", "KPSS_Δ_стат", "KPSS_Δ_p", "Порядок"])

print(stationarity_table(df))

# Таблиця 2.5 — тест Льюнга–Бокса
lb = []
for col in df.columns:
    res = acorr_ljungbox(df[col].dropna(), lags=[4, 8], return_df=True)
    lb.append([col, round(res["lb_stat"].iloc[0], 2), round(res["lb_pvalue"].iloc[0], 3),
               round(res["lb_stat"].iloc[1], 2), round(res["lb_pvalue"].iloc[1], 3)])
print(pd.DataFrame(lb, columns=["Показник", "Q(4)", "p(4)", "Q(8)", "p(8)"]))

# Таблиця 2.6 + Рис. 2.5 — кореляційна матриця Пірсона
corr = df.corr(method="pearson")
print(corr.round(2))
plt.figure(figsize=(7, 6))
sns.heatmap(corr, annot=True, fmt=".2f", cmap="coolwarm", center=0)
plt.title("Кореляційна матриця Пірсона")
plt.tight_layout(); plt.savefig("fig_2_5.png", dpi=200); plt.show()
# Перші різниці для стаціонарності системи
df_diff = df.diff().dropna()

# Таблиця 2.7 — вибір порядку лагу
var_model = VAR(df_diff)
order_sel = var_model.select_order(maxlags=8)
print(order_sel.summary())

# Оцінка VAR(2)
var_res = var_model.fit(2)
print(var_res.summary())      # містить оцінки коефіцієнтів (Табл. 2.9)

# Перевірка стабільності
roots = var_res.roots
print("Макс. обернений модуль кореня:", round(max(abs(1 / roots)), 3))
print("Модель стабільна:", var_res.is_stable())

# Таблиця 2.8 — причинність за Грейнджером (відгук CPI)
for var in ["RATE", "FX", "M2", "GDP"]:
    test = var_res.test_causality("CPI", [var], kind="f")
    print(f"{var} -> CPI: F={test.test_statistic:.3f}, p={test.pvalue:.3f}")

# Рис. 2.6 — функції імпульсних відгуків (IRF), ортогоналізація за Холецким
irf = var_res.irf(10)
irf.plot(orth=True, impulse=None, response="CPI")
plt.tight_layout(); plt.savefig("fig_2_6.png", dpi=200); plt.show()

# Рис. 2.7 + Таблиця 2.10 — декомпозиція дисперсії (FEVD)
fevd = var_res.fevd(8)
fevd.plot()
plt.tight_layout(); plt.savefig("fig_2_7.png", dpi=200); plt.show()

```

```
print("FEVD для CPI по горизонтах:\n", fevd.decomp[0].round(3)) # внески у дисперсію CPI
```

```
# Рис. 2.8 — прогноз VAR на 8 кварталів (у рівнях через кумулятивну суму різниць)
```

```
fc_diff = var_res.forecast(df_diff.values[-2:], steps=8)
fc_cpi = df["CPI"].iloc[-1] + np.cumsum(fc_diff[:, list(df.columns).index("CPI")])
print("Прогноз CPI (VAR):", fc_cpi.round(2))
cpi = df["CPI"]
```

```
# Таблиця 2.11 — порядок інтегрованості ряду ІСЦ
```

```
adf_lvl = adfuller(cpi)
adf_diff = adfuller(cpi.diff()).dropna()
print(f"ІСЦ рівні: ADF={adf_lvl[0]:.3f}, p={adf_lvl[1]:.3f}")
print(f"ΔІСЦ: ADF={adf_diff[0]:.3f}, p={adf_diff[1]:.3f} -> d=1")
```

```
# Рис. 2.9 — ACF/PACF першої різниці (ідентифікація p, q)
```

```
fig, axes = plt.subplots(1, 2, figsize=(12, 4))
plot_acf(cpi.diff().dropna(), ax=axes[0], title="ACF ΔІСЦ")
plot_pacf(cpi.diff().dropna(), ax=axes[1], title="PACF ΔІСЦ")
plt.tight_layout(); plt.savefig("fig_2_9.png", dpi=200); plt.show()
```

```
# Таблиця 2.12 — перебір моделей-кандидатів (grid search) за AIC/BIC
```

```
results = []
for p in range(4):
    for q in range(4):
        try:
            m = ARIMA(cpi, order=(p, 1, q)).fit()
            results.append([(p, 1, q), round(m.aic, 2), round(m.bic, 2), round(m.llf, 2)])
        except Exception:
            pass
cand = pd.DataFrame(results, columns=["(p,d,q)", "AIC", "BIC", "LogLik"]).sort_values("AIC")
print(cand.head(8))
```

```
# Оцінка обраної моделі ARIMA(1,1,0) (Табл. 2.13)
```

```
arima_res = ARIMA(cpi, order=(1, 1, 0)).fit()
print(arima_res.summary())
```

```
# Таблиця 2.14 — діагностика залишків
```

```
resid = arima_res.resid.dropna()
lb = acorr_ljungbox(resid, lags=[4, 8, 12], return_df=True)
print(lb)
print("Дарбіна–Уотсона:", round(durbin_watson(resid), 3))
jb_stat, jb_p, _ = jarque_bera(resid)
print(f"Жарка–Бера: stat={jb_stat:.2f}, p={jb_p:.3f}")
```

```
# Рис. 2.10 — графічна діагностика залишків
```

```
arima_res.plot_diagnostics(figsize=(12, 8))
plt.tight_layout(); plt.savefig("fig_2_10.png", dpi=200); plt.show()
```

```
# Рис. 2.11 + Таблиця 2.15 — прогноз ARIMA на 8 кв. з 95% довірчим інтервалом
```

```
fc = arima_res.get_forecast(steps=8)
fc_mean = fc.predicted_mean
fc_ci = fc.conf_int(alpha=0.05)
print(pd.concat([fc_mean.rename("Прогноз"), fc_ci], axis=1).round(2))

plt.figure()
```

```

cpi.plot(label="Факт")
fc_mean.plot(label="Прогноз ARIMA")
plt.fill_between(fc_ci.index, fc_ci.iloc[:, 0], fc_ci.iloc[:, 1], alpha=0.2)
plt.legend(); plt.title("Прогноз ІСІІ за ARIMA(1,1,0)")
plt.savefig("fig_2_11.png", dpi=200); plt.show()
def metrics(y_true, y_pred):
    y_true, y_pred = np.array(y_true), np.array(y_pred)
    rmse = np.sqrt(np.mean((y_true - y_pred) ** 2))
    mae = np.mean(np.abs(y_true - y_pred))
    mape = np.mean(np.abs((y_true - y_pred) / y_true)) * 100
    return round(rmse, 3), round(mae, 3), round(mape, 1)

train, test = cpi.iloc[:52], cpi.iloc[52:] # 52 / 8

# ARIMA
arima_bt = ARIMA(train, order=(1, 1, 0)).fit()
pred_arima = arima_bt.forecast(len(test))

# VAR
var_bt = VAR(df.iloc[:52].diff().dropna()).fit(2)
fc_d = var_bt.forecast(df.iloc[:52].diff().dropna().values[-2:], steps=len(test))
pred_var = df["CPI"].iloc[51] + np.cumsum(fc_d[:, list(df.columns).index("CPI")])

# Наївний прогноз (випадкове блукання)
pred_naive = np.repeat(train.iloc[-1], len(test))

print("ARIMA:", metrics(test, pred_arima))
print("VAR: ", metrics(test, pred_var))
print("Наївна:", metrics(test, pred_naive))
# Чотири інтегровані змінні (без M2, що стаціонарний у рівнях)
vars4 = df[["CPI", "RATE", "FX", "GDP"]]

# Таблиці 3.1, 3.2 — тест Йогансена (trace та max-eigenvalue)
joh = coint_johansen(vars4, det_order=0, k_ar_diff=1)
print("Trace | стат | крит(5%)")
for i, (st, cv) in enumerate(zip(joh.lr1, joh.cvt[:, 1])):
    print(f'r<= {i}: {st:.2f} {cv:.2f} {'відхил.' if st > cv else 'не відхил.'})
print("\nMax-eigen | стат | крит(5%)")
for i, (st, cv) in enumerate(zip(joh.lr2, joh.cvm[:, 1])):
    print(f'r<= {i}: {st:.2f} {cv:.2f} {'відхил.' if st > cv else 'не відхил.'})

# VECM з одним коінтеграційним вектором (rank=1)
vecm = VECM(vars4, k_ar_diff=1, coint_rank=1, deterministic="ci")
vecm_res = vecm.fit()
print(vecm_res.summary())

# Таблиця 3.3 — нормалізований  $\beta$  та коефіцієнти корекції  $\alpha$ 
beta = vecm_res.beta / vecm_res.beta[0] # нормалізація на CPI
print("β (довгострокові):", beta.round(3).ravel())
print("α (корекція):", vecm_res.alpha.round(3).ravel())

# Рис. 3.1 — динаміка члена корекції похибки (ECT)
ect = (vars4.values @ vecm_res.beta).ravel()
plt.figure()
plt.plot(vars4.index.to_timestamp(), ect)

```

```

plt.axhline(ect.mean(), color="r", ls="--")
plt.title("Динаміка коінтеграційного співвідношення (ECT)")
plt.savefig("fig_3_1.png", dpi=200); plt.show()

# Діагностика залишків VECM (Табл. 3.5)
res_cpi = vecm_res.resid[:, 0]
print(acorr_ljungbox(res_cpi, lags=[4, 8], return_df=True))
print("Дарбіна–Уотсона:", round(durbin_watson(res_cpi), 3))

# Рис. 3.2 — прогноз VECM на 8 кварталів
vecm_fc = vecm_res.predict(steps=8)
print("Прогноз CPI (VECM):", vecm_fc[:, 0].round(2))
plt.figure()
df["CPI"].plot(label="Факт")
plt.plot(pd.period_range(df.index[-1] + 1, periods=8, freq="Q").to_timestamp(),
         vecm_fc[:, 0], label="Прогноз VECM")
plt.legend(); plt.title("Прогноз ІЦІ за VECM"); plt.savefig("fig_3_2.png", dpi=200); plt.show()
# Потрібна колонка df["EU_INFL"] — середня квартальна інфляція по 7 країнах ЄС (HICP)
exog = df["EU_INFL"]

# Таблиця 3.6 + Рис. 3.3, 3.4 — порівняння інфляції Україна / ЄС
print("Кореляція ІЦІ України та інфляції ЄС:",
      round(df["CPI"].corr(df["EU_INFL"]), 2))
plt.figure()
df["CPI"].plot(label="Україна (ІЦІ)")
df["EU_INFL"].plot(label="ЄС (HICP)")
plt.legend(); plt.title("Динаміка інфляції: Україна та ЄС")
plt.savefig("fig_3_3.png", dpi=200); plt.show()

# Оцінка ARIMAX(1,1,0) (Табл. 3.7)
arimax_res = ARIMA(cpi, exog=exog, order=(1, 1, 0)).fit()
print(arimax_res.summary())
print("AIC ARIMA:", round(arima_res.aic, 2), "| AIC ARIMAX:", round(arimax_res.aic, 2))

# Таблиця 3.8 — діагностика залишків ARIMAX
rx = arimax_res.resid.dropna()
print(acorr_ljungbox(rx, lags=[4, 8], return_df=True))
print("Дарбіна–Уотсона:", round(durbin_watson(rx), 3))

# Рис. 3.5 — графічна діагностика
arimax_res.plot_diagnostics(figsize=(12, 8))
plt.tight_layout(); plt.savefig("fig_3_5.png", dpi=200); plt.show()
# Тест Дібольда–Маріано (порівняння квадратичних похибок двох прогнозів)
def diebold_mariano(y, f1, f2, h=1):
    y, f1, f2 = map(np.asarray, (y, f1, f2))
    d = (y - f1) ** 2 - (y - f2) ** 2
    n = len(d)
    dbar = d.mean()
    gamma0 = np.var(d, ddof=0)
    var_d = gamma0 / n
    dm = dbar / np.sqrt(var_d)
    p = 2 * (1 - stats.norm.cdf(abs(dm)))
    return round(dm, 3), round(p, 3)

# Прогнози ARIMAX на тестовій вибірці

```

```

arimax_bt = ARIMA(train, exog=exog.iloc[:52], order=(1, 1, 0)).fit()
pred_arimax = arimax_bt.forecast(len(test), exog=exog.iloc[52:])

# VECM на тестовій вибірці
vecm_bt = VECM(vars4.iloc[:52], k_ar_diff=1, coint_rank=1, deterministic="ci").fit()
pred_vecm = vecm_bt.predict(steps=len(test))[:, 0]

# Таблиця 3.9 — метрики всіх моделей
print("ARIMA: ", metrics(test, pred_arima))
print("VAR: ", metrics(test, pred_var))
print("VECM: ", metrics(test, pred_vecm))
print("ARIMAX:", metrics(test, pred_arimax))
print("Наївна:", metrics(test, pred_naive))

# Рис. 3.6 — стовпчикова діаграма похибок
models = ["ARIMA", "VAR", "VECM", "ARIMAX"]
rmse = [metrics(test, p)[0] for p in [pred_arima, pred_var, pred_vecm, pred_arimax]]
plt.figure(); plt.bar(models, rmse); plt.title("RMSE моделей")
plt.savefig("fig_3_6.png", dpi=200); plt.show()

# Таблиця 3.10 — тест Дібольда–Маріано (ARIMAX проти інших)
for name, pred in [("ARIMA", pred_arima), ("VAR", pred_var), ("VECM", pred_vecm)]:
    print(f"ARIMAX vs {name}: DM={diebold_mariano(test, pred_arimax, pred)}")

# Таблиця 3.11 + Рис. 3.8 — базовий прогноз ARIMAX
# (для прогнозу потрібні майбутні значення EU_INFL — задайте сценарне припущення)
eu_future = np.repeat(df["EU_INFL"].iloc[-4:].mean(), 8) # базовий: середнє за останній рік
fc_x = arimax_res.get_forecast(steps=8, exog=eu_future.reshape(-1, 1))
print(pd.concat([fc_x.predicted_mean.rename("Прогноз"),
                 fc_x.conf_int(alpha=0.05)], axis=1).round(2))

# Таблиця 3.12 — припущення щодо зовнішньої інфляції (EU_INFL) за сценаріями
scenarios = {
    "Оптимістичний": np.linspace(df["EU_INFL"].iloc[-1], 0.3, 8), # дезінфляція
    "Базовий": np.repeat(1.24, 8), # помірна
    "Песимістичний": np.linspace(df["EU_INFL"].iloc[-1], 2.8, 8), # зростання
}

# Таблиця 3.13 + Рис. 3.9 — сценарні прогнози
plt.figure()
table = {}
for name, eu in scenarios.items():
    f = arimax_res.get_forecast(steps=8, exog=eu.reshape(-1, 1)).predicted_mean
    table[name] = f.round(2).values
    f.plot(label=name)
plt.legend(); plt.title("Сценарне прогнозування інфляції 2025–2026")
plt.savefig("fig_3_9.png", dpi=200); plt.show()

periods = pd.period_range(df.index[-1] + 1, periods=8, freq="Q").astype(str)
print(pd.DataFrame(table, index=periods))

```

Додаток Б

Повний дотаток датасету по квартальним даним 2010-2024 р.

Year	Quarter	CPI_qoq_%	Key_Rate_%	Exchange_Rate_UAH_USD	M2_Growth_yoy_%	GDP_Growth_yoy_%
2010	Q1	0,81	7,22	8,1	10,6	3,7
2010	Q2	1,09	6,54	8,43	8,84	2,02
2010	Q3	0,83	6,79	7,37	10,06	2,94
2010	Q4	1,05	7,29	8,31	10,22	2,38
2011	Q1	1,34	6,84	8,56	10,26	1,9
2011	Q2	0,93	7,62	9,3	9,58	3,18
2011	Q3	1,26	7,67	7,89	8,67	2,66
2011	Q4	1	7,02	9,32	10,79	3,3
2012	Q1	1,32	7,5	9,92	11,25	2,87
2012	Q2	1,09	7,7	9,79	11,02	2,36
2012	Q3	1,05	8,01	9,52	11,5	2,05
2012	Q4	1,24	7,48	10,03	11,96	2,46
2013	Q1	1,05	8,12	10,57	8,37	2,65
2013	Q2	1,48	7,86	10,47	8,41	2,12
2013	Q3	1,21	8,22	10,32	9,14	3,36
2013	Q4	1,08	8,2	10,31	11,57	2,65
2014	Q1	3,59	7,82	16,49	9,66	2,91
2014	Q2	3,6	8,41	16,98	10,11	1,69
2014	Q3	3,42	8,04	15,73	9,42	3,11
2014	Q4	3,46	7,88	16,96	10,52	1,88
2015	Q1	3,66	13,72	17,71	10,51	1,87
2015	Q2	3,72	13,88	16,49	8,12	1,94
2015	Q3	3,47	13,14	16,42	8,12	3,17
2015	Q4	3,61	13,43	17,36	9,85	2,18
2016	Q1	1,38	8,53	16,93	11,74	2,81
2016	Q2	1,73	9,16	18,41	11,76	1,38
2016	Q3	1,51	8,64	17,11	8,03	1,81
2016	Q4	1,84	8,89	17,49	10,97	1,54
2017	Q1	1,93	9,35	17,87	8,2	1,76
2017	Q2	1,62	9,4	17,93	11,51	2,43
2017	Q3	1,76	8,99	18,42	9,06	1,22
2017	Q4	1,57	9,12	18,76	11,52	2,67
2018	Q1	2,02	9,3	19,65	9,79	1,47
2018	Q2	1,83	9,38	18,94	8,54	1,67
2018	Q3	1,62	9,75	20,24	10,76	2,66
2018	Q4	1,79	8,91	19,54	11,13	1,91
2019	Q1	2,14	9,28	21,1	10,83	1,55
2019	Q2	2,07	9,43	20,95	8,23	1,2
2019	Q3	1,8	10	20,15	8,96	1,58
2019	Q4	1,68	9,69	21,12	9,82	1,92
2020	Q1	2,01	9,92	21,81	8,87	0,71
2020	Q2	1,75	9,82	21,42	8,18	2,28
2020	Q3	1,77	9,61	21,57	8,56	2,35
2020	Q4	2,02	9,51	20,36	8,52	1,47
2021	Q1	1,93	9,89	21,16	9,88	0,55
2021	Q2	2,32	10,6	21,56	9,7	2,27
2021	Q3	2,33	10,63	21,5	11,15	2,26
2021	Q4	1,93	9,98	22,77	9,85	1,42
2022	Q1	5,12	15,31	32,75	10,94	1,14
2022	Q2	5,11	15,34	32,56	11,26	1,52
2022	Q3	5,03	15,21	31,84	10,37	0,38
2022	Q4	5,4	16,09	33,21	9,03	1,39
2023	Q1	5,33	10,84	34,2	10,86	1,96
2023	Q2	5,54	11,03	34	10,1	1,48
2023	Q3	5,09	10,45	33,15	9,4	1,61
2023	Q4	5,09	11	33,75	9,62	0,13
2024	Q1	2,42	10,76	34,16	11,62	0,98
2024	Q2	2,17	10,77	34,62	8,27	1,56
2024	Q3	2,38	11,2	33,96	8,62	0,86
2024	Q4	2,41	11,62	35,02	9,73	1,19