

Катуніна О.С., к.е.н., доцент,

доцент кафедри математичного моделювання та статистики,
ДВНЗ «КНЕУ імені Вадима Гетьмана»

Кваша Н.С., магістрант

за освітньо-професійною програмою «Економічна кібернетика
і Дата Сайнс» кафедри математичного моделювання та статистики,
ДВНЗ «КНЕУ імені Вадима Гетьмана»

Katunina O.S., PhD in Economics, Associate Professor,

Associate Professor of the Department
of Mathematical Modeling and Statistics,
SHEI KNEU named after V. Hetman

Kvasha N.S.,

master's student for the educational and professional program
“Economic Cybernetics and Data Science” of the Department
of Mathematical Modeling and Statistics,
SHEI KNEU named after V. Hetman

ПРОГНОЗНЕ МОДЕЛЮВАННЯ РІВНЯ ІНФЛЯЦІЇ В УКРАЇНІ НА БАЗІ ІНСТРУМЕНТІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

FORECAST MODELING OF THE INFLATION LEVEL IN UKRAINE ON THE BASIS OF MACHINE LEARNING TOOLS

Анотація. Стаття присвячена актуальним питанням моделювання інфляційних процесів в Україні. Розглянуто методологічні положення та інструментарій прогнозного моделювання динаміки інфляційних процесів, проаналізовано динаміку індексу інфляції в Україні. Систематизовано наукові підходи до моделювання інфляційних процесів; обґрунтовано використання моделей аналізу динаміки індексу інфляції та сукупності факторів; розроблено структуру системи моделей для прогнозування інфляції; запропоновано використання методів науки про дані та машинного навчання для дослідження впливу макроекономічних факторів на інфляційні процеси в Україні; застосовано методи вирівнювання, згладжування, багатифакторне моделювання. Обґрунтовано використання лагових зміщень в динамічних рядах факторних змінних, що зумовлюють розвиток інфляційних процесів. Для індексу інфляції побудовано систему ARIMA — моделей, що ідентифікують стійкі авторегресійні механізми у структурі динамічного ряду, за критеріями ефективності апроксимації визначено кращу прогностичну модель. На базі методів машинного навчання побудовано систему багатифакторних лінійних прогностичних моделей із регуляризацией. Розглянуті моделі реалізовано на реальних макроекономічних даних України, що дало можливість одержати систему альтернативних математичних моделей динаміки інфляційних процесів при різних припущеннях щодо врахування загальної тенденції, циклічної та випадкової складової, наявності часових лагів та структурних зрушень, механізмів впливу на індекс інфляції низки предикторів. Запропонована сис-

тема моделей є цілісним комплексом сучасних інструментів дослідження та прогнозування інфляційних процесів з метою виявлення тенденцій та закономірностей і прогнозування, а тому є затребуваною та може використовуватись на рівні державного управління, підприємствами та установами, учасниками відповідних ринків, що здійснюють економічну діяльність та проводять дослідження ринків. Розглянуті в роботі моделі є складовою макроекономічної аналітики та можуть бути ефективно впроваджені в практику дослідницької, управлінської та консалтингової діяльності.

Ключові слова: інфляція, індекс інфляції, інфляційні процеси, економічні системи, часові ряди, машинне навчання, моделювання, прогнозування.

Abstract. The article is devoted to topical issues of modeling inflation processes in Ukraine. The methodological provisions and tools of forecast modeling of the dynamics of inflation processes are considered, the dynamics of the inflation index in Ukraine is analyzed. Scientific approaches to modeling of inflationary processes are systematized; the use of models for analyzing the dynamics of the inflation index and a set of factors is substantiated; the structure of the system of models for forecasting inflation is developed; the use of data science methods and machine learning to study the impact of macroeconomic factors on inflation in Ukraine is proposed; methods of alignment, smoothing, multifactor modeling are applied. The use of lag shifts in the time series of factor variables that determine the development of inflationary processes is substantiated. A system of ARIMA models has been built for the inflation index — models that identify stable autoregressive mechanisms in the structure of the time series, the best prognostic model has been determined according to the criteria of approximation efficiency. A system of multifactor linear prognostic models with regularization is built on the basis of machine learning methods. The considered models are implemented on real macroeconomic data of Ukraine, which made it possible to obtain a system of alternative mathematical models of inflation dynamics with different assumptions to take into account the general trend, cyclical and random component, time lags and structural changes, mechanisms of influencing the inflation index of a number of predictors. The proposed system of models is a holistic set of modern tools for research and forecasting of inflation to identify trends and patterns and forecasting, and therefore is in demand and can be used at the level of government, enterprises and institutions, participants in relevant markets, economic activities and market research. The models considered in the work are a component of macroeconomic analysis and can be effectively implemented in the practice of research, management and consulting.

Keywords: inflation, inflation index, inflation processes, economic systems, time series, machine learning, modeling, forecasting

Вступ. Інфляція є однією з глобальних економічних проблем у сучасному світі та одним із найтяжчих проявів макроекономічної нестабільності. Процеси прискорення або уповільнення інфляції зумовлюють економічний розвиток держави, пріоритети та механізми економіки. Рівень інфляції є предиктором структурних зрушень на фінансових та споживчих ринках. Інфляція безпосередньо впливає на розвиток соціальної сфери (індексація пенсій та соціальної допомоги, зростання заробітної плати тощо), та економічної політики (складання економічних програм на мікро- та макrorівнях; визначення відсоткових ставок, у тому числі облікової ставки Національного банку України; взаємовідносини з міжнародними

фінансовими організаціями, які надають великого значення рівню інфляції та виконанню зобов'язань щодо його зниження). Тому контроль рівня інфляції та її підтримання на прийнятному рівні є ключовою проблемою економічної політики держави.

В даний час все більшої актуальності набувають питання комплексного дослідження інфляційних процесів в економіці України, зокрема, на базі активного впровадження в практику макроекономічних досліджень новітніх інноваційних модельних технологій з елементами штучного інтелекту, що використовують принцип навчання і є реальним інструментом розв'язання складних задач моделювання та прогнозування розвитку процесів в економічних системах. Роботу присвячено розробленню структури системи моделей та застосуванню новітніх модельних технологій визначення тенденцій та закономірностей розвитку інфляційних процесів в Україні на базі використання інтелектуального інструментарію науки про дані та машинного навчання Data Science/Machine Learning (DS/ML).

Мета статті полягає у побудові та використанні системи DS/ML — моделей для прогнозування інфляційних процесів в Україні на базі дослідження динаміки індексу інфляції та врахування сукупності макроекономічних факторів.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Вивченню функціонування та розвитку інфляційних процесів присвячено численні праці як вітчизняних, так і зарубіжних науковців. Найбільш вагомий внесок належить класикам економічної наук Дж. Кейнсу, І. Фішеру, М. Фрідману, Ф. Хаску. Інституціональним проблемам поточного перебігу, перспективам та ризикам розвитку інфляційних процесів приділено увагу в роботах вітчизняних вчених А. Гальчинського, О. Дзюблюка, О. Клименко, П. Круша, В. Литвицького, В. Міщенко, А. Мороза, М. Пуховкіної, М. Савлука, А. Савченка, В. Шевчука, П. Юхименка та багатьох інших. Увагу вчених привертала практичні питання пов'язані, зокрема, із можливістю та ефективністю оцінювання системи прямих та опосередкованих індикаторів розвитку інфляційних процесів в економіці, ступеня ризикованості інвестування з урахуванням поточного рівня інфляції на підставі прогнозування її величини та зумовлених нею характеристик курсової вартості, потенційного обсягу капіталізації, рівня волатильності ринків, експертних оцінок обсягів тіньової економіки тощо.

Моделюванню та прогнозуванню макроекономічних процесів, в тому числі динаміки інфляції на фінансовому ринку присвячено наукові праці В. Вітлінського, Г. Данильчук, В. Галіцина, В. Геєця,

П. Грицюка, І. Лук'яненко, Н. Максишко, А. Матвійчука, В. Соловйова, О. Суслова, О. Черняка та інших. Праці цих та багатьох інших дослідників [1-7] внесли значний вклад у розвиток вітчизняної наукової школи макроекономічного моделювання, зокрема, рівня інфляції, містять інструментарій математичного моделювання та прогнозування інфляційних процесів в національній економіці, виявлення дестабілізуючих факторів впливу на формування рівня цін та валютних курсів, розробляють базові комплекси моделей та модельних технологій прогнозування динаміки інфляційних процесів в Україні. Проведений аналіз літературних джерел свідчить, що оцінювання системи індикаторів розвитку інфляційних процесів має враховувати як динамічні тенденції у змінненні рівня інфляції, так і механізми впливу на них з боку низки факторів економічного середовища, наприклад, динаміки курсів валют, співвідношення між попитом та пропозицією, насиченості основних ринків тощо.

Незважаючи на велику кількість досліджень, присвячених аналізу тенденцій змінення рівня інфляції в Україні, це явище залишається складним багатоаспектним об'єктом моделювання, що зумовлює необхідність використання широкого функціоналу новітніх інструментів визначення динамічних закономірностей розвитку та врахування механізмів впливу системи факторів економічного середовища. Найефективніші з них — DS/ML-технології моделювання динамічних процесів, що в даний час стрімко розвиваються, зокрема, у напрямі Learning Feature Engineering (LFE). В даний час він є особливо затребуваним для прогнозного моделювання часових рядів. Для часового ряду в цілому або для його ковзних або розширюваних вікон генеруються ознаки на базі описових статистик, фактичних показників нелінійності та складності системи, а також вимірюється періодичність поведінки даних в межах часового ряду [8]. LFE — дослідження в області моделювання розвитку та еволюції економіки використовують кластерний аналіз часових рядів, в тому числі аналіз схожості за метриками відстаней, наприклад, метрикою динамічної трансформації часу (Dynamic Time Warping — DTW). Для моделювання динамічних процесів найбільш перспективними є моделі глибокого навчання Deep Learning на базі рекурентних нейронних мереж [9].

LFE — підхід реалізовано у розроблених за участю авторів моделях динамічного факторного аналізу [10,11], що поєднують методи класичного факторного аналізу та векторної авторегресії та дозволяють знайти патерни в даних динаміки для конструювання оптимального простору предикторів, побудувати мультиваріантні

прогнози та альтернативні варіанти розвитку та еволюції динамічної економічної системи. Підхід виявився ефективним при прогнозуванні макроекономічних процесів, зокрема, динаміки світових фондових індексів, курсів криптовалют, системи макроекономічних показників економіки країн Європи тощо.

Водночас інструменти класичного аналізу часових рядів є затребуваними як на етапі розвідувального аналізу даних, так і для побудови швидких процедур автоматичного навчання динамічних моделей AutoML.

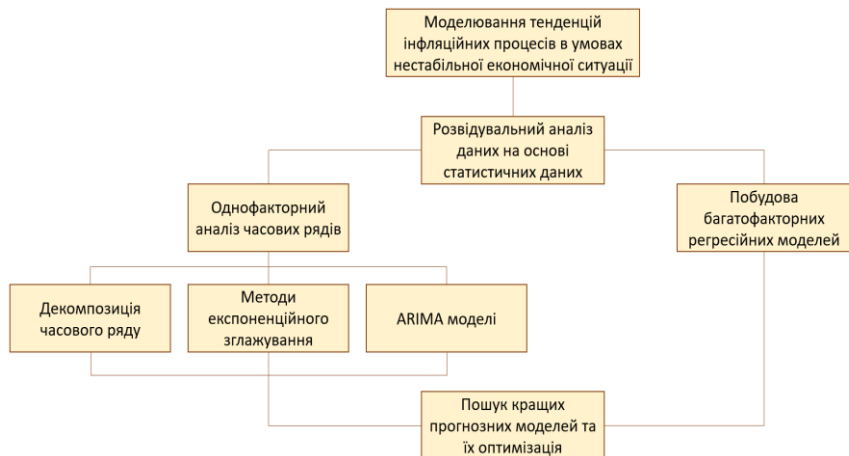


Рис. 1. Структура системи моделей дослідження інфляційних процесів

Джерело: Розроблено авторами

Виклад основного матеріалу дослідження. В роботі розглядається підхід до дослідження інфляційних процесів на базі сучасного інструментарію DS/ML — моделювання, етапи якого відображено на Рис. 1.

Для дослідження було використано дані динаміки індексу інфляції з офіційного сайту Міністерства фінансів України [12]. Було взято щомісячні дані за 2012–2020 роки, одержано 108 точок спостереження, що представлено в Табл. 1.

На першому етапі розвідувального аналізу даних було візуалізовано динамічний ряд індексу інфляції (Рис. 2). У 2014–2016 роках відбулося значне підвищення темпів зростання інфляційних процесів, що обумовлене нестабільною політично-економічною ситуацією в Україні. Пікове значення було досягнуто у квітні 2015 року внаслідок підвищення цін і тарифів та девальвації гривні, в

подальшому інфляція характеризувалася майже незмінним трендом до сповільнення.

Таблиця 1

ЧАСОВИЙ РЯД ІНДЕКСУ ІНФЛЯЦІЇ В УКРАЇНІ ЗА 2012–2020 роки

Міс.\Рік	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
Січень	100.2	100.2	100.2	103.1	100.9	101.1	101.5	101.0	100.2
Лютий	100.2	99.9	100.6	105.3	99.6	101.0	100.9	100.5	99.7
Березень	100.3	100.0	102.2	110.8	101.0	101.8	101.1	100.9	100.8
Квітень	100.0	100.0	103.3	114.0	103.5	100.9	100.8	101.0	100.8
Травень	99.7	100.1	103.8	102.2	100.1	101.3	100.0	100.7	100.3
Червень	99.7	100.0	101.0	100.4	99.8	101.6	100.0	99.5	100.2
Липень	99.8	99.9	100.4	99.0	99.9	100.2	99.3	99.4	99.4
Серпень	99.7	99.3	100.8	99.2	99.7	99.9	100.0	99.7	99.8
Вересень	100.1	100.0	102.9	102.3	101.8	102.0	101.9	100.7	100.5
Жовтень	100.0	100.4	102.4	98.7	102.8	101.2	101.7	100.7	101.0
Листопад	99.9	100.2	101.9	102.0	101.8	100.9	101.4	100.1	101.3
Грудень	100.2	100.5	103.0	100.7	100.9	101.0	100.8	99.8	100.9

Джерело: Розроблено авторами на основі [12]

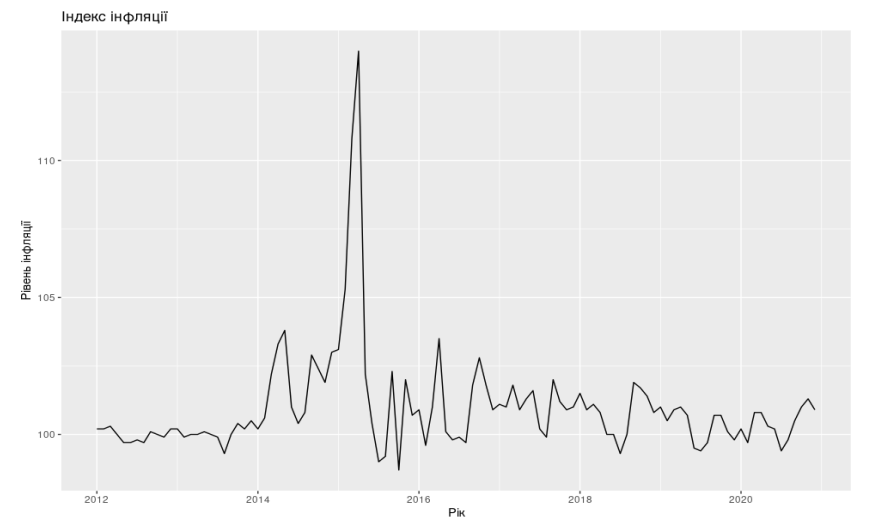


Рис. 2. Динаміка змінення індексу інфляції за 2012 -2020 роки

Джерело: Розроблено авторами

Суттєво, що процес змінення рівня інфляції, що представлено у вигляді сезонних графіків на Рис.3, не є сезонним, не містить циклічності та вираженої тенденції, за виключенням аномалій у 2014–2016 роках, отже можна припустити, що ряд є стаціонарним.

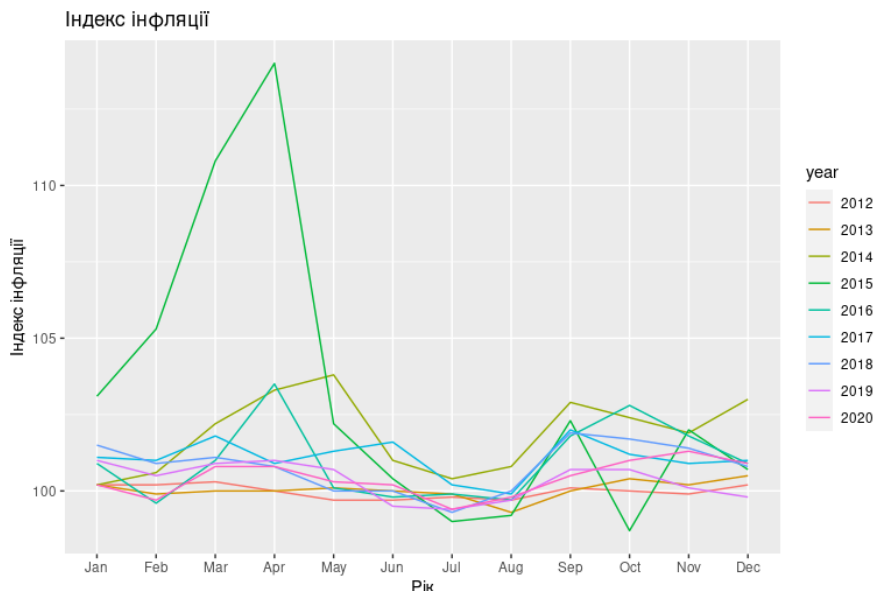


Рис. 3. Сезонний графік щомісячних показників зміни індексу інфляції

Джерело: Розроблено авторами

На **другому** етапі часовий ряд індексу інфляції було розкладено на основні компоненти (тренд, сезонність та нерегулярна поведінка ряду), що відображено на Рис. 4.

За результатами сезонної декомпозиції та коригування згладжено значні коливання досліджуваного показника інфляції на початку 2015 року. Упродовж всього періоду спостерігались нерегулярні значення досліджуваного показника, відсутні докази зміни дисперсії, що може пояснюватись тим, що на індекс інфляції впливає велика кількість факторів.

Третім етапом було дослідження залежності індексу інфляції від низки факторів, серед яких дефіцит Державного бюджету України (X1), державний зовнішній борг (X2), рівень безробіття (X3), золотовалютні резерви НБУ (X4), облікова ставка НБУ (X5), курсові

коливання UAH/USD (X6). Визначено, що на індекс інфляції найбільше впливають золотовалютні резерви НБУ (X4), облікова ставка НБУ (X5) та рівень безробіття (X3), причому між індексом інфляції та золотовалютними резервами НБУ існує обернена залежність. Було проаналізовано динаміку змінення кожного з факторів, що представлено на Рис. 5, та висунуто гіпотези про наявність та величину часового лагу для них.

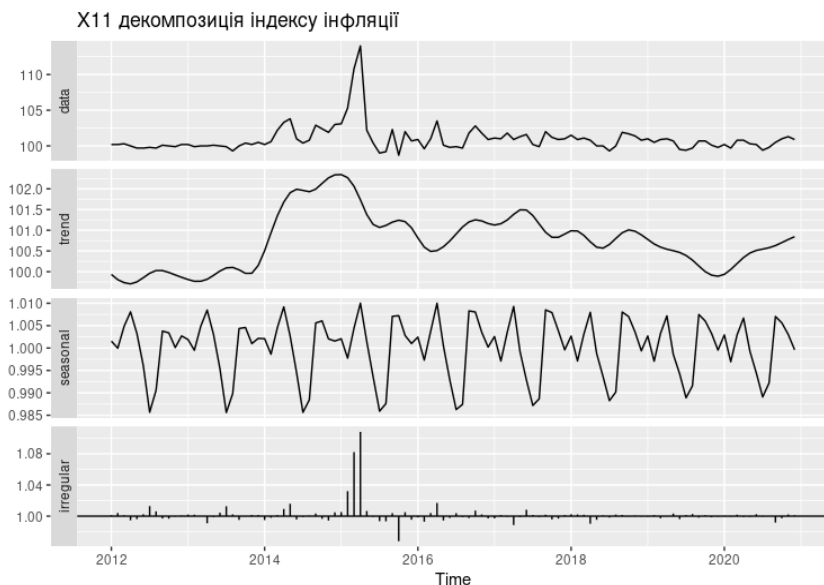
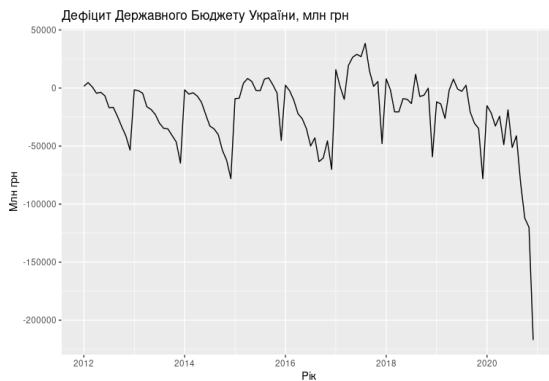


Рис. 4. X-11 — декомпозиція часового ряду індексу інфляції

Джерело: Розроблено авторами на основі [12]

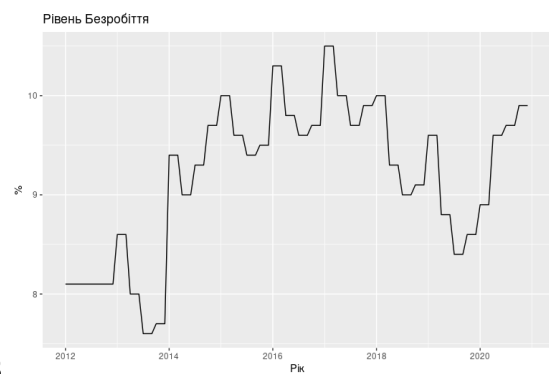
За досліджуваний період було зафіксовано значне збільшення дефіциту Державного бюджету України, зокрема, у середині 2020 року, що пов'язано з епідеміологічною ситуацією в Україні та у світі. За період 2014–2015 років (коли рівень індексу інфляції був найбільшим за досліджуваний проміжок часу) найбільше значення дефіциту державного боргу України припадало на грудень 2014 року та сягнуло значення –45167,5 млн грн, тому доцільно дослідити взаємозв'язок цієї змінної з індексом інфляції з лагом у 4 періоди ($t-4$).



1.



2.



3.

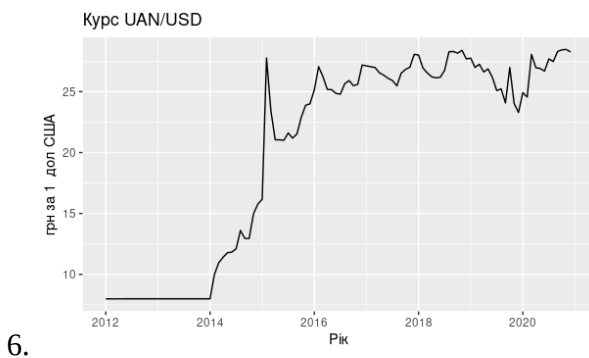
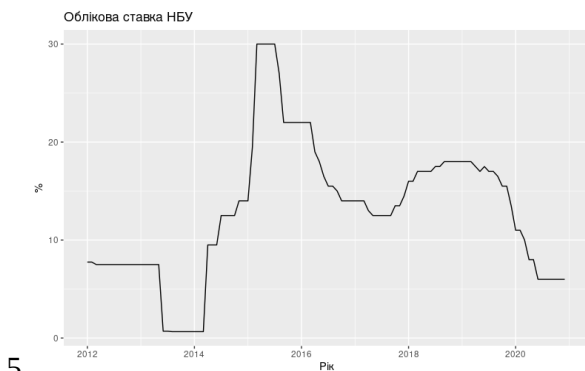
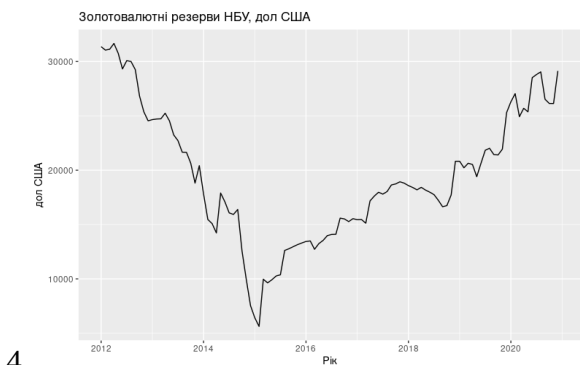


Рис. 5. Динаміка факторів, що впливають на індекс інфляції:
 1 — дефіциту Державного Бюджету України; 2 — державного зовнішнього боргу; 3 — рівня безробіття; 4 — золотовалютних резервів України; 5 — облікової ставки НБУ; 6 — зміни курсу UAN/USD

Джерело: Розроблено авторами

Рівень державного зовнішнього боргу має постійний тренд до збільшення. Найшвидший стрибок спостерігався у травні 2014 року з 27794,7 до 31418,4 млн доларів США або на 11,5 %, що було пов'язано з нестабільною економічною ситуацією [12].

Рівень безробіття значно підвищився на кінці 2013 року з 7,7 % до 9,4. Після такого стрімкого зростання рівень безробіття в Україні поступово збільшувався, зокрема, внаслідок втрати досить великої кількості робочих місць у зв'язку з політичною ситуацією, та досяг свого найбільшого значення 10,5 % на початку 2017 року, після чого спостерігалась впевнена тенденція до зменшення рівня безробіття, аж до поки не почалась пандемія коронавірусної інфекції, що призвела до значного скорочення кількості робочих місць. Отже, з урахуванням динаміки змінення рівня безробіття, доцільним буде розглянути лаг (t-1) для даного фактору.

Найбільше значення золотовалютних резервів України було зафіксовано у січні 2012 року та сягало 31364,11 доларів США. З 2012 по 2015 рік їх рівень стрімко знижувався та у лютому 2015 року досяг найменшого значення за весь період дослідження — 5625,31 доларів США. Після цього падіння, рівень золотовалютних резервів України поступово збільшувався до 29132,89 доларів США, і у кінці 2020 року майже досяг рівня 2012 року [12]. Врахуємо лаг даного показника у (t-2) періодів при аналізі його взаємозв'язку із індексом інфляції.

Облікова ставка мала найменше значення з середини 2013 року до початку 2014 року та сягала 6,5 %, після чого НБУ почав проводити жорстку монетарну політику шляхом збільшення облікової ставки до рівня 30 %, що тримався з березня до липня 2015 року [12]. У грудні 2016 р. Національний банк зміг повернути облікову ставку до рівня початку 2015 р. Ця тенденція свідчить про поступове пом'якшення монетарної політики в Україні, однак загалом рівень облікової ставки ще надто високий, щоб уважатися складником монетарної експансії. Нинішній рівень облікової ставки є важливим складником обмеження темпів інфляційних процесів в Україні, однак стримує економічне зростання вітчизняної економіки.

Курс гривні до долару США за 2012–2014 роки був сталим, що пов'язано з його фактичною фіксованістю. В 2014 році було встановлено плаваючий режим курсу гривні, у 2013–2015 роках курс гривні до долару США почав різко зростати та досяг значення 27,7631 UAN/USD у лютому 2015 року. Після цього стрімкого зростання курс гривні не падав нижче значення 23 UAN/USD. Отже,

доцільним буде проаналізувати вплив курсу гривні до долару США з лагом (t-1) на змінення індексу інфляції.

На **четвертому** етапі досліджуємо взаємообумовленість динаміки індексу інфляції та факторів з урахуванням лагів, а саме: дефіцит Державного Бюджету України з лагом (t-4); державний зовнішній боргу України з лагом (t-1); рівень безробіття з лагом (t-1); золотовалютні резерви НБУ з лагом (t-2); курсові коливання UAH/USD з лагом (t-1). Результати моделювання представлено в Таблиці 2.

Таблиця 2

**ТІСНОТА ВЗАЄМОЗВ'ЯЗКУ МІЖ ІНДЕКСОМ ІНФЛЯЦІЇ ТА ФАКТОРАМИ
З УРАХУВАННЯМ ЛАГІВ**

$ryx1 = 0.0641$	$ryx2 = 0.0122$	$ryx3 = 0.317$	$ryx4 = -0.4543$	$ryx5 = 0.3554$	$ryx6 = 0.1098$
$ryx(t-4)1 = -0.3834$	$ryx(t-1)2 = -0.0449$	$ryx(t-1)3 = 0.3414$	$ryx(t-2)4 = -0.4974$	$ryx5 = 0.3645$	$ryx(t-1)6 = 0.105$

Джерело: Розроблено авторами

Отже, з урахуванням запізнення в механізмах впливу факторів на індекс інфляції визначено, що найбільше впливають золотовалютні резерви НБУ, облікова ставка НБУ, рівень безробіття та дефіцит Державного бюджету (причому без урахування лагу цей фактор мав найменший вплив з усіх пояснюючих змінних). Таким чином, дослідження часових зсувів в динаміці основних предикторів індексу інфляції дало можливість ідентифікувати зв'язки, що об'єктивно існують, але є розподіленими за впливом у часі. Також обернену залежність із індексом інфляції зафіксовано не лише із золотовалютними резервами НБУ, а й дефіцитом Державного бюджету та державним зовнішнім боргом України. Лагові процеси в потенційних предикторах індексу інфляції дали можливість зафіксувати найменший вплив на нього з боку курсових коливань UAH/USD та державного зовнішнього боргу.

Наступним — **п'ятим** етапом було однофакторне моделювання динаміки індексу інфляції на базі експоненційного згладжування за декількома моделями [13].

1. Модель простого експоненційного згладжування побудовано за допомогою функції *ses()* в R [17]. З урахуванням обмеження $0 \leq \alpha \leq 1$ одержано оцінки параметрів $\hat{\alpha} = 0.8978$ і $\hat{l}_0 = 100.2026$ та побудовано прогноз на 12 періодів (Рис. 6).

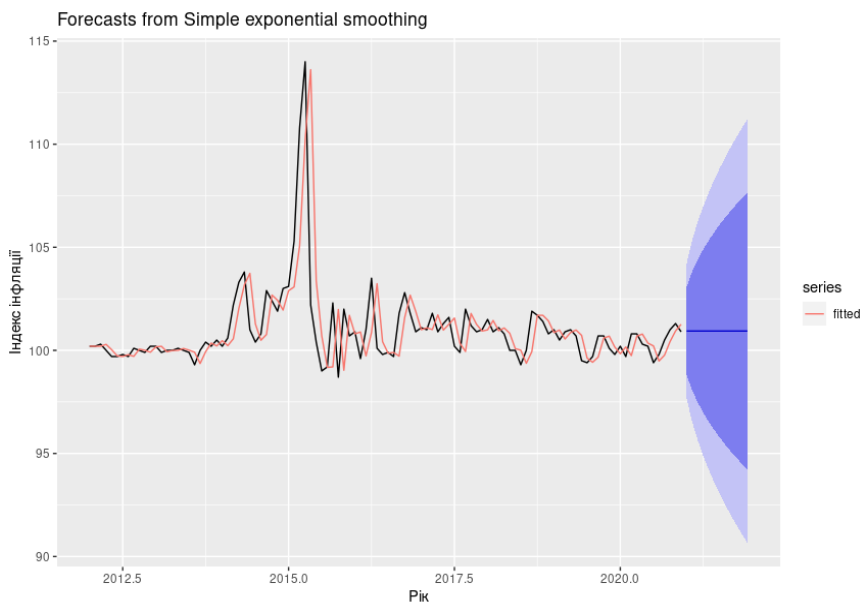


Рис. 6. Прогноз індексу інфляції на основі простого експоненційного згладжування (червоною лінією побудовано змодельовані значення, а чорною реальні)

Джерело: Розроблено авторами

2. Моделі експоненційного згладжування за допомогою методу лінійного тренду Холта. За допомогою функції *holt()* у R [17] оцінено параметри (згладжування: $\alpha = 0.8969$, $\beta = 1e-04$ та початкові стани: $l = 100.1505$, $b = 0.0069$)

3. Моделі експоненційного згладжування методом демпфування тренду. Було оцінено параметри (згладжування: $\alpha = 0.8989$, $\beta = 1e-04$, $\phi = 0.9446$ та початкові стани: $l = 99.9366$, $b = 0.0878$) та побудовано прогноз (Рис. 7):

Порівняння ефективності застосованих процедур згладжування здійснено на основі оцінок точності прогнозу (RMSE, MAE, MAPE, MASE), інформаційних критеріїв Баєса Шварца, Акаїке і виправленого інформаційного критерію Акаїке та оцінки залишків і представлено в Табл. 3.

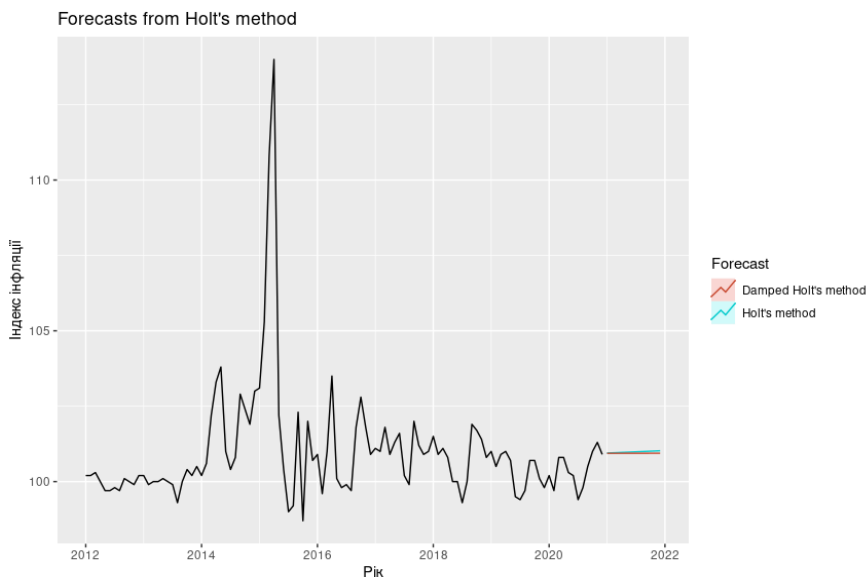


Рис. 7. Результати прогнозування індексу інфляції за допомогою методу Хольта

Джерело: Розроблено авторами

Таблиця 3

**ОЦІНКА ТОЧНОСТІ ПРОГНОЗУ ІНДЕКСУ ІНФЛЯЦІЇ
ЗА МЕТОДАМИ ПРОСТОГО ЕКСПОНЕНЦІЙНОГО ЗГЛАДЖУВАННЯ (ЕЗ),
МЕТОДУ ХОЛЬТА ТА МЕТОДУ ДЕМПФУВАННЯ ТРЕНДУ**

	RMSE	MAE	MAPE	MASE	AIC	AICc	BIC
Метод простого ЕЗ	1.6536	0.8750	0.8557	0.6359	620.3148	620.5455	628.3612
Метод Хольта	0.0004	1.6537	-0.0133	0.8561517	624.3252	624.9134	637.7359
Метод демпфування тренду	1.6538	0.878	0.8588	0.6381	626.3374	627.1690	642.4301

Джерело: Розроблено авторами

Отже, найкращою моделлю є метод простого експоненційного згладжування. Аналіз залишків для даної моделі (Рис. 8)

показав, що середнє значення залишків близьке до нуля. За графіком змінення залишків у часі, можна визначити, що варіація залишків залишається майже незмінною в історичних даних, тому залишкову дисперсію можна вважати незмінною. Гістограма залишків свідчить про те, що розподіл відхиляється від нормального. Графік ACF вказує на наявність автокореляції між залишками з лагом 12.

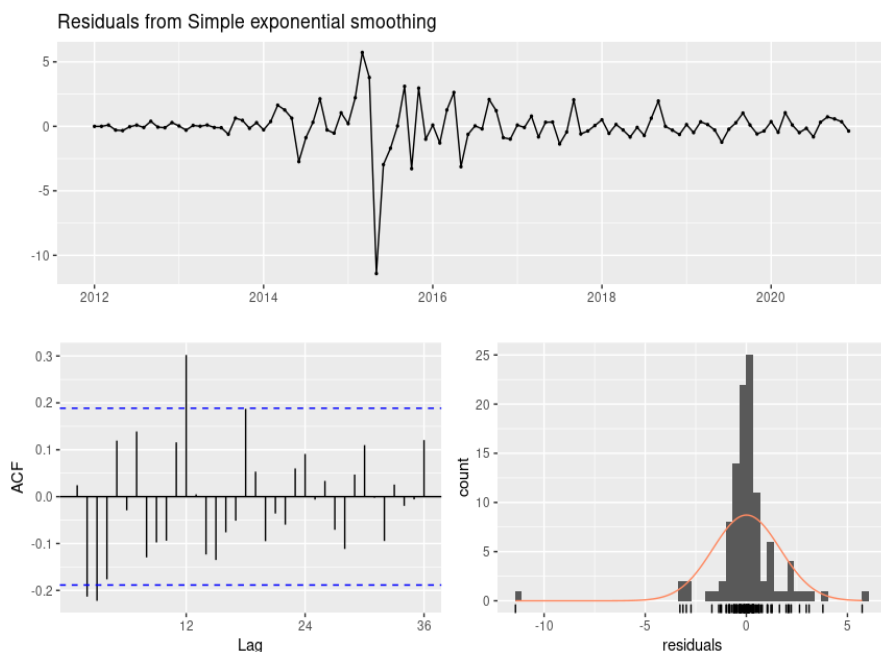


Рис. 8. Залишки при прогнозуванні індексу інфляції методом простого експоненційного згладжування

Джерело: Розроблено авторами

З урахуванням викладеного, наступним — **шостим** етапом дослідження стало використання ETS (error, trend, seasonal model) (M,N,A) — моделей. Результат застосування функції *etc()* в R для прогнозування індексу інфляції на 12 місяців вперед, використовуючи щомісячні дані за 2012–2020 роки при мінімізації AICс наведено на Рис. 9.

```

> ets <- window(y, start=2012)
> fit <- ets(ets)
> summary(fit)
ETS(M,N,A)

Call:
ets(y = ets)

Smoothing parameters:
  alpha = 0.8048
  gamma = 1e-04

Initial states:
  l = 99.7321
  s = -0.2402 -0.0907 -0.1259 0.3203 -1.0835 -1.1528
      -0.6406 0.1106 1.6814 1.2193 -0.0179 0.02

sigma: 0.0143

      AIC      AICc      BIC
600.4259 605.6433 640.6579

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set 0.0165752 1.42055 0.8559825 0.005404638 0.8391314 0.6220615 0.05427538

```

Рис. 9. Результат використання функції ets() у R

Джерело: Розроблено авторами

За методом ETS (M,N,A) було оцінено параметри згладжування: $\alpha = 0.8048$, $\gamma = 1e-04$ та початкові стани: $l = 99.7321$, $s = -0.2402, -0.0907, -0.1259, 0.3203, -1.0835, -1.1528, -0.6406, 0.1106, 1.6814, 1.2193, -0.0179, 0.02$

Порівняно із попередніми дана модель є кращою за використовуваною системою критеріїв. На Рис. 10 побудовано прогноз індексу інфляції, де червоною лінією позначено дані апроксимації.

Наступним — **сьомим** етапом було однофакторне моделювання динаміки індексу інфляції на базі несезонних моделей ARIMA [14,15]. Функція *auto.arima()* у R [17] використовує комбінацію модульних кореневих тестів, мінімізацію AICc та MLE, результат моделювання представлено на Рис.11, 12. Тест KPSS (модульний кореневий тест) використовується для визначення кількості відмінностей (d) в алгоритмі Гіндмана-Хандакара для автоматичного моделювання ARIMA, величини p , d і q знаходяться шляхом мінімізації AICc.

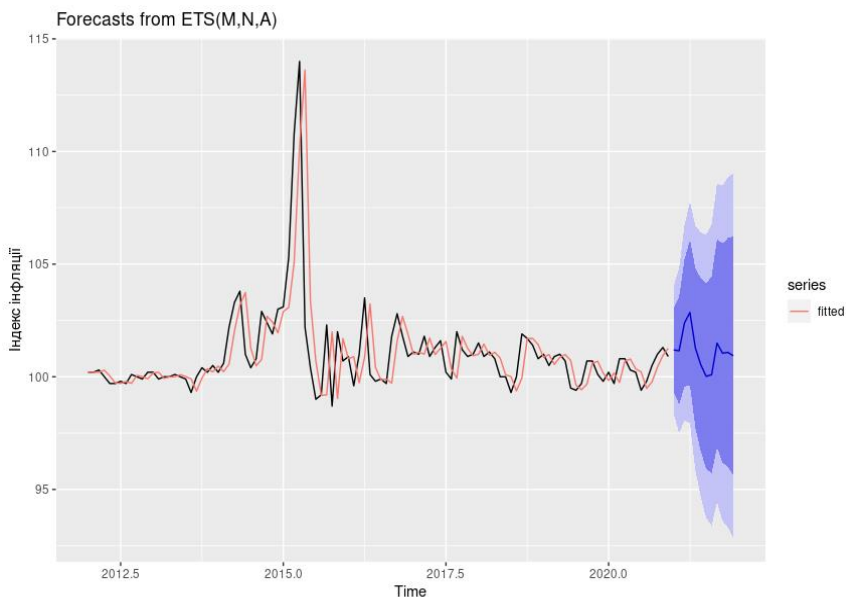


Рис. 10. Прогноз індексу інфляції за моделлю ETS (M, N, A)

Джерело: Розроблено авторами

```
> (avtoarima <- auto.arima(y, seasonal=FALSE))
Series: y
ARIMA(2,0,1) with non-zero mean

Coefficients:
      ar1      ar2      ma1      mean
    -0.1441  0.4121  0.8967  100.9473
s.e.    0.1096  0.1029  0.0563   0.3576

sigma^2 estimated as 2.191:  log likelihood=-193.99
AIC=397.97  AICc=398.56  BIC=411.38
```

Рис. 11. Результат використання функції auto.arima()

Джерело: Розроблено авторами

Маємо не сезонну ARIMA(2,0,1) — модель вигляду:

$$y_t = c - 0.1441 * y_{t-1} + 0.8967 * y_{t-2} + 0.8967 * \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$$

де c — має значення $c = 100.9473 * (1 + 0.1441 - 0.4121) = 73,8934$

За результатами моделювання, що представлено на Рис. 12, одержано несезонну ARIMA (1, 0, 3) модель вигляду:

$$y_t = c - 0.5436 * y_{t-1} + 1.3349 * \varepsilon_{t-1} + 0.8025 * \varepsilon_{t-2} + 0.3626 * \varepsilon_{t-3} + \varepsilon_t$$

де c — має значення $c = 100.9503 * (1 + 0.5436) = 155,8269$

```
> (avtoarima2 <- auto.arima(y, seasonal=FALSE,
+                           stepwise=FALSE, approximation=FALSE))
Series: y
ARIMA(1,0,3) with non-zero mean

Coefficients:
      ar1      ma1      ma2      ma3      mean
    -0.5436  1.3349  0.8025  0.3626 100.9503
s.e.   0.1850  0.1806  0.1751  0.0843  0.3093

sigma^2 estimated as 2.139: log likelihood=-192.23
AIC=396.45  AICc=397.28  BIC=412.54
```

Рис. 12. Результат використання функції *auto.arima()* з параметрами *stepwise = FALSE* та *approximation = FALSE*

Джерело: Розроблено авторами

На **восьмому** етапі здійснено пошук найбільш ефективної моделі ARIMA та її параметрів p та q [16]. При аналізі ряду на стаціонарність, з урахуванням початкового припущення про відсутність доказів зміни дисперсії, перетворення Бокса-Кокса на здійснювалось. Для перевірки гіпотези про стаціонарність ряду застосовано модульний кореневий *тест Квятковського-Філіпса-Шмідта-Шіна (KPSS)* за допомогою функції *ur.kpss()* з пакету *urca* в R. На Рис. 13 представлено результат тестування.

```
> y %>% ur.kpss() %>% summary()

#####
# KPSS Unit Root Test #
#####

Test is of type: mu with 4 lags.

Value of test-statistic is: 0.1918

Critical value for a significance level of:
      10pct  5pct  2.5pct  1pct
critical values 0.347 0.463 0.574 0.739
```

Рис. 13. Результат тесту Квятковського-Філіпса-Шмідта-Шіна (KPSS)

Джерело: Розроблено авторами

Тестування показало, що статистика випробувань дорівнює 0.1918, вона є меншою діапазону критичних даних 0.739, 0.574, 0.463, 0.347, при ступенях свободи 1 %, 2.5 %, 5 % та 10 % відповідно, який ми очікуємо для стаціонарних даних. Отже, гіпотеза щодо стаціонарності часового ряду приймається. Так як ми не робили перетворення у часовому ряді, коефіцієнт d буде дорівнювати 0.

Для визначення коефіцієнтів p та q було побудовано графіки ACF та PACF (Рис. 14). Величина PACF свідчить про модель AR (2), адже спостерігається два значних викиди даних, якщо лаг дорівнює 12. Отже, початковою моделлю кандидата є ARIMA (2,0,0), а інші прийнятні моделі відсутні.

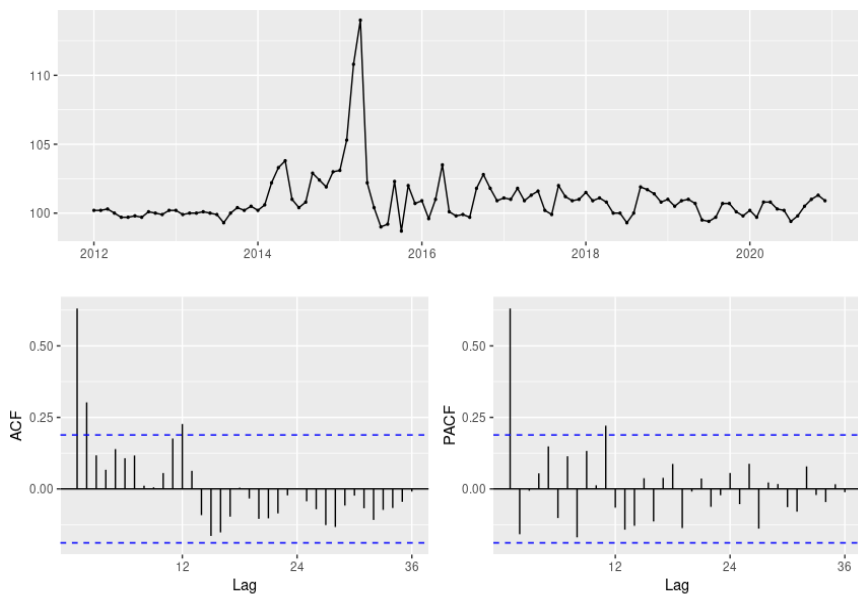


Рис. 14. Графіки ACF та PACF часового ряду індексу інфляції

Джерело: Розроблено авторами

Таким чином, в процесі моделювання було одержано декілька альтернативних динамічних авторегресіонних моделей:

1. ARIMA (2,0,0):

$$y_t = c + 0.7247 * y_{t-1} - 0.1556 * y_{t-2} + \varepsilon_t$$

де c — має значення $c = 100.9499 * (1 - 0.7247 + 0.1556) = 43.4993$

2. ARIMA (3,0,0):

$$y_t = c + 0.7238 * y_{t-1} - 0.1513 * y_{t-2} - 0.0057 * y_{t-3} + \varepsilon_t$$

де c має значення $c = 100.9501 * (1 - 0.7238 + 0.1513 + 0.0057) = 43.7316$

3. ARIMA (1,0,0):

$$y_t = c + 0.6258 * y_{t-1} + \varepsilon_t$$

де c — має значення $c = 100.9460 * (1 - 0.6258) = 37,774$

Для порівняння ефективності побудованих моделей ARIMA за допомогою інформаційних критеріїв AIC, AICс та BIC застосуємо дані Табл.4.

Таблиця 4

СИСТЕМА ІНФОРМАЦІЙНИХ КРИТЕРІЇВ ARIMA-МОДЕЛЕЙ

	AIC	AICс	BIC
ARIMA(2,0,1)	397.97	398.56	411.38
ARIMA(1,0,3)	396.45	397.28	412.54
ARIMA(2,0,0)	399.59	399.98	410.32
ARIMA(3,0,0)	401.59	402.18	415
ARIMA(1,0,0)	400.28	400.51	408.33

Джерело: Розроблено авторами

Отже, найкращою моделлю є ARIMA(1,0,3), яка має найменші значення інформаційних критеріїв AIC та AICс. Прогноз, побудований на основі моделі ARIMA(1,0,3) та оцінені за моделлю значення індексу інфляції показано на Рис. 15.

Подальше порівняння ефективності ARIMA та ETS-моделей за критерієм MSE (для ARIMA(1,0,3) одержано $MSE = 3.804636$, для ETS (M,N,A) — $MSE = 3.810257$) підтвердило перевагу ARIMA (1,0,3) — моделі з точки зору її прогностичної ефективності.

Завершальним — **дев'ятим етапом** дослідження було багатфакторне моделювання індексу інфляції на базі лінійної регресійної моделі, а також регуляризації на базі Рідж та Ласо регресії. Моделі будувались на навчальному наборі даних (70 відсотків) та оцінювались на тестовому. Масштабування пояснювальних змінних здійснювалось за допомогою функції *preProcess()* пакету *caret* в R. В дослідженні одержано низку моделей, зокрема:

1. Лінійна регресійна модель індексу інфляції, підсумок за якою наведено на Рис. 16.

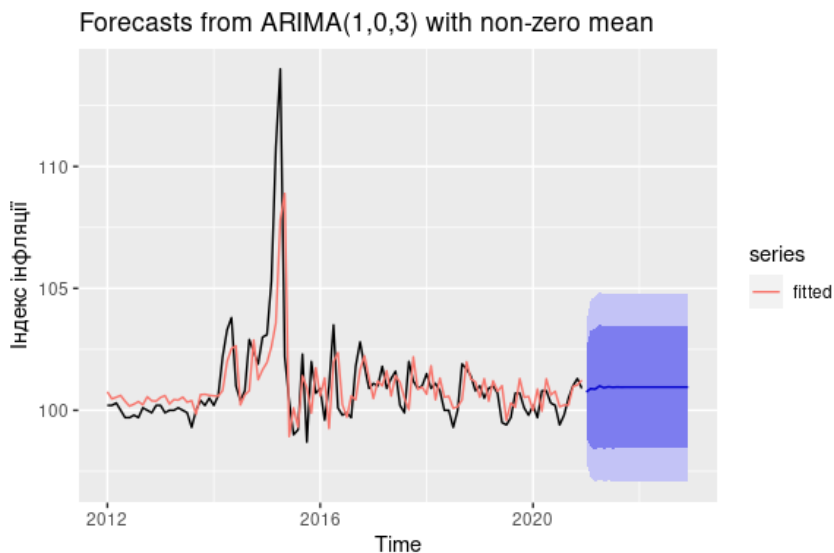


Рис. 15. Прогноз індексу інфляції на основі моделі ARIMA(1,0,3)

Джерело: Розроблено авторами

```
> summary(lr)
```

Call:
lm(formula = Y ~ X1 + X2 + X3 + X4 + X5 + X6, data = train)

Residuals:

	Min	1Q	Median	3Q	Max
	-3.0924	-0.5032	-0.0220	0.4675	7.9903

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	100.9173	0.1653	610.673	<2e-16 ***
X1	-0.1770	0.1889	-0.937	0.352
X2	-0.9006	0.5780	-1.558	0.124
X3	0.4342	0.2875	1.510	0.136
X4	-0.3501	0.2470	-1.418	0.161
X5	0.2353	0.2720	0.865	0.390
X6	0.5380	0.6784	0.793	0.430

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 1.431 on 68 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.2808, Adjusted R-squared: 0.2174
F-statistic: 4.426 on 6 and 68 DF, p-value: 0.0007791

Рис. 16. Результати лінійної регресійної моделі для індексу інфляції

Джерело: Розроблено авторами

2. Ласо регресія із попередньою оптимізацією гіперпараметру регуляризації на базі використання функції *cv.glmnet()* в R. Визначено оптимальні значення лямбда, що дорівнює 0.316228 для Рідж, 0.0794 для Ласо моделей, та найкраще перехресне лямбда — 0.0794. Результати перевірки тісноти взаємозв'язку між індексом інфляції та системою предикторів, а також прогностичної ефективності моделей на навчальній та тестовій вибірках узагальнено в Табл. 5.

Таблиця 5

**РЕЗУЛЬТАТИ ОЦІНЮВАННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ МОДЕЛЕЙ
ДИНАМІКИ ІНДЕКСУ ІНФЛЯЦІЇ НА БАЗІ ЛІНІЙНОЇ, РІДЖ
ТА ЛАСО РЕГРЕСІЙ**

	R2 — навчальна вибірка	RMSE — навчальна вибірка	R2 — тестова вибірка	RMSE — тестова вибірка
Лінійна регресія	0.22	1.36	0.22	1.26
Рідж регресія	0.26	1.39	0.199	2.25
Ласо регресія	0.25	1.39	0.186	2.27

Джерело: Розроблено авторами

Подальші експерименти проведено із побудовою лінійних регресійних моделей з урахуванням лагів пояснюючих змінних (які визначено на четвертому етапі роботи), відповідні результати наведено в Табл. 6.

Таблиця 6

**РЕЗУЛЬТАТИ ОЦІНЮВАННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ МОДЕЛЕЙ
ДИНАМІКИ ІНДЕКСУ ІНФЛЯЦІЇ НА БАЗІ ЛІНІЙНОЇ, РІДЖ
ТА ЛАСО РЕГРЕСІЙ З УРАХУВАННЯМ ЛАГІВ**

	R2 — навчальна вибірка	RMSE — навчальна вибірка	R2 — тестова вибірка	RMSE — тестова вибірка
Лінійна регресія	0.34	1.46	0.34	1.57
Рідж регресія	0.35	1.52	0.39	1.67
Ласо регресія	0.38	1.48	0.40	1.63

Джерело: Розроблено авторами

Отже, як для навчальної, так і для тестової вибірок найкращий результат щодо передбачення індексу інфляції має Ласо регресія, таким чином лагові пояснюючі змінні (дефіцит Державного Бюджету України, державний зовнішній борг, рівень безробіття, золотовалютні резерви НБУ, облікова ставка НБУ, курсові коливання UAH/USD) зумовлюють тенденції динамічного процесу формування індексу інфляції. З точки зору прогностичної ефективності найкращий результат має лінійна регресія.

Висновки та перспективи подальших досліджень. Наведені результати побудови альтернативних прогнозів за системою моделей аналізу динаміки індексу інфляції в Україні підтверджують ефективність використання комплексного підходу до модельного опису процесів в одно- та багатофакторних динамічних системах. Зокрема, дослідження лагових зсувів в динаміці основних предикторів індексу інфляції надало можливість ідентифікувати зв'язки, що є розподіленими за впливом у часі, моделі ARIMA — ідентифікувати стійкі авторегресійні механізми динамічного ряду, а використання машинно-навчальних технологій на прикладі побудови лінійних моделей із регуляризациєю — прогнозувати розвиток досліджуваної динамічної системи як багатофакторної. Розширення представлені в роботі системи моделей прогнозування розвитку інфляційних процесів в Україні, на думку авторів, відбуватиметься в напрямках VAR-моделювання, зокрема, побудови імпульсних функцій відгуку для індексу інфляції, що дадуть можливість врахувати структурні зрушення в макроекономічному середовищі, а також використання динамічного факторного аналізу для ідентифікації складних латентних систем взаємообумовленості факторів економічного середовища.

Бібліографічні посилання

1. Лук'яненко І. Г. Методологічні підходи до моделювання інфляційних процесів / І. Г. Лук'яненко // Наукові записки. Економічні науки. — 2009. — Т. 94. — С. 58–64.
2. Грабчук О. М. Прогнозування рівня інфляції в Україні: індетерміністський погляд/ Економічний вісник, 2020, №3 с. 27-34
3. Мирончук В. М. Прогнозування інфляції в Україні: багатофакторна економетрична модель / В. М. Мирончук, Ю. К. Чубар // Інфраструктура ринку. — 2018. — Вип. 8. — С. 161–166.

4. Пістунов І. М. Прогнозування інфляції в Україні на 2018 рік / І. М. Пістунов, К. О. Удовиська // Глобальні та національні проблеми економіки. – 2018. – Вип. 22. – С. 1058–1065.
5. Аверкина М. Ф. Моделирование рівня інфляції в Україні / М. Ф. Аверкина, Д. К. Каток [Електронний ресурс] // Державне управління: удосконалення і розвиток. – 2018. – № 5. – Режим доступу: http://www.dy.nayka.com.ua/pdf/5_2018/3.pdf.
6. Голюк В. Я. Аналіз динаміки та причин інфляції в Україні в 1991–2016 рр. / В. Я. Голюк, В. В. Подвальна // Науковий вісник Херсонського державного університету. — Серія «Економічні науки». — 2017. — Вип. 24, ч. 2. — С. 69–72.
7. Дербенцев В.Д., Великоіваненко Г.І., Даценко Н.В. Застосування методів машинного навчання до прогнозування часових рядів криптовалют. Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці. 2019. № 8. С. 65–93.
8. Zheng A., Casari A. Feature Engineering for Machine Learning: Principles and Techniques for Data Scientists. 1st Edition. O'Reilly Media; March 2018 — 325 p.
9. Nielsen A. Practical Time Series Analysis: Prediction with Statistics and Machine Learning. O'Reilly Media, 2019. — 500 p.
10. Катуніна О.С. Прогнозное факторное моделирование индексов фондового рынка. *Бізнес Інформ*. 2017. № 11. С. 197–202.
11. Вітлінський В.В., Катуніна О.С. Моделирование динамічних факторних систем макроекономічних показників деяких країн. Науковий журнал “Наукові записки Національного університету “Острозька академія” серія “Економіка””, 2019, №13(41), с. 88-97.
12. Офіційний сайт Міністерства фінансів України. [Електронний ресурс]. URL: <https://minfin.com.ua/>
13. Everette S. Gardner Jr. Exponential smoothing: The state of the art // Journal of forecasting. — 1985. — Т. 4, № 1. — С. 1-28.
14. Бокс Дж., Дженкинс Г. Анализ временных рядов, прогноз и управление: Пер. с англ. // Под ред. В. Ф. Писаренко. — М.: Мир, 1974, кн. 1. — 406 с.
15. Песаран М., Слейтер Л. Динамическая регрессия: теория и алгоритмы. М.: Изд-вл “Финансы и статистика”. 1984. — 310 с.
16. Hyndman, R.J., & Athanasopoulos, G. (2018) Forecasting: principles and practice, 2nd edition, OTexts: Melbourne, Australia.
17. Galit Shmueli, Kenneth C. Lichtendahl Jr; Practical Time Series Forecasting with R: A Hands-On Guide [2nd Edition] (Practical Analytics) Paperback — July 19, 2016

Статтю подано до редакції 14.11.2021