



Отримано: 26 серпня 2025 р.

Прорецензовано: 01 вересня 2025 р.

Прийнято до друку: 08 вересня 2025 р.

email: mints_o_y@pstu.edu

ORCID-ідентифікатор: <https://orcid.org/0000-0002-8032-005X>

email: khadzhynova_o_v@pstu.edu

ORCID-ідентифікатор: <https://orcid.org/0000-0002-7750-9791>

email: shchepka_o_v@aspirants.pstu.edu

ORCID-ідентифікатор: <https://orcid.org/0009-0003-3616-6395>

DOI: [http://doi.org/10.25264/2311-5149-2025-38\(66\)-79-85](http://doi.org/10.25264/2311-5149-2025-38(66)-79-85)

Мінц О. Ю., Хаджинова О. В., Щепка О. В. Методи прогнозування реалізації металопродукції на локальних ринках як компонент економічної безпеки підприємств. *Наукові записки Національного університету «Острозька академія». Серія «Економіка»* : науковий журнал. Острог : Вид-во НаУОА, вересень 2025. № 38(66). С. 79–85.

УДК: 338.27:669.01:338.246.2

JEL-класифікація: C53, F14

Мінц Олексій Юрійович,

*доктор економічних наук, професор,
професор кафедри фінансів, обліку та банківської справи
ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет»*

Хаджинова Олена Вікторівна,

*доктор економічних наук, професор,
професор кафедри фінансів, обліку та банківської справи
ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет»*

Щепка Олександр Віталійович,

*здобувач третього (освітньо-наукового) рівня вищої освіти
спеціальності 051 Економіка
ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет»*

МЕТОДИ ПРОГНОЗУВАННЯ РЕАЛІЗАЦІЇ МЕТАЛОПРОДУКЦІЇ НА ЛОКАЛЬНИХ РИНКАХ ЯК КОМПОНЕНТ ЕКОНОМІЧНОЇ БЕЗПЕКИ ПІДПРИЄМСТВ

У статті розглянуто методи прогнозування реалізації металопродукції на локальних ринках у контексті економічної безпеки підприємств. Визначено мету дослідження – оцінити ефективність сучасних моделей прогнозування часових рядів (SMA, CSD, SARIMA, SARIMAX). На основі репрезентативної вибірки даних здійснено аналіз сезонності та побудовано прогнозні моделі. Результати показали, що найвищу точність забезпечує SARIMAX, тоді як SMA придатна для коротких рядів. Зроблено висновок про доцільність використання комбінації методів залежно від умов ринку для підвищення економічної безпеки підприємств.

Ключові слова: прогнозування, економічна безпека, часові ряди, металургія.

Oleksiy Mints,

*Doctor of Economics, Professor, Department of finance, accounting and banking,
SHEI «Pryazovskyi State Technical University»*

Olena Khadzhynova,

*Doctor of Economics, Professor, Department of finance, accounting and banking,
SHEI «Pryazovskyi State Technical University»*

Oleksandr Shchepka,

*Postgraduate, specialty 051 Economics,
SHEI «Pryazovskyi State Technical University»*

METHODS OF FORECASTING THE SALE OF METAL PRODUCTS ON LOCAL MARKETS AS A COMPONENT OF THE ENTERPRISES' ECONOMIC SECURITY

The article investigates forecasting methods for the sales of metallurgical products in local markets, with an emphasis on their role in strengthening the economic security of enterprises. This problem is especially relevant for Ukrainian metallurgical companies, which face increasing global competition, market volatility, and the need to adapt production and sales strategies to unstable local demand. Reliable sales forecasting is a prerequisite for efficient resource allocation, production planning, and building resilience in uncertain environments.

The aim of the study is to determine the most effective models for forecasting the sales dynamics of metallurgical products in local markets. For this purpose, four forecasting approaches were evaluated: Simple Moving Averages (SMA), Classical Seasonal Decomposition (CSD), Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA), and its extension with



exogenous variables (SARIMAX). The empirical analysis was based on an anonymized dataset covering a 57-month period, which enabled the detection of seasonal patterns and the assessment of forecasting accuracy.

The results demonstrate that different models provide varying levels of precision depending on the characteristics of the data. On average, the forecasting error measured by Mean Absolute Percentage Error (MAPE) for a 9-month horizon amounted to 0.2403 for SMA, 0.2308 for CSD, 0.2174 for SARIMA, and 0.2074 for SARIMAX. Thus, SARIMAX proved to be the most accurate model, while SMA, despite its simplicity and minimal data requirements, showed higher errors and a systematic lag in capturing seasonal changes. CSD performed well for product categories with strong seasonal demand, whereas SARIMA and SARIMAX provided robust results across both short- and medium-term horizons, with SARIMAX offering additional benefits from incorporating exogenous factors.

The study concludes that no single model is universally optimal, and the choice should depend on data availability, the presence of seasonality, and the planning horizon. Nevertheless, SARIMAX can be considered the most promising method for practical application, offering the lowest forecast errors and the highest adaptability to complex market conditions. The findings contribute to improving sales forecasting practices and provide a methodological basis for enhancing the economic security of metallurgical enterprises operating in local markets.

Keywords: forecasting, economic security, time series, metallurgy.

Постановка проблеми. В умовах зростаючої мінливості ринкових кон'юктур металургійна галузь України стикається з необхідністю оперативного та точного прогнозування обсягів реалізації продукції. Локальні ринки металопродукції характеризуються високою залежністю від внутрішнього попиту, регіональної інфраструктури, політичних, воєнних та зовнішньоекономічних факторів, що підвищує рівень ризиків для підприємств. У той же час існуючі методики прогнозування переважно зорієнтовані на глобальні ринки або мають суто цінову спрямованість, що звужує їхню ефективність у практичному використанні для забезпечення економічної безпеки підприємств. Відсутність цілісного підходу до аналізу й прогнозування динаміки реалізації на локальних сегментах обмежує можливості українських виробників у своєчасному виявленні тенденцій та ухваленні стратегічних рішень. Саме тому актуалізується потреба у дослідженні сучасних методів прогнозування часових рядів і їх адаптації до завдань оцінки та зміцнення економічної безпеки металургійних підприємств.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. У науковій літературі проблема прогнозування реалізації металопродукції розглядається крізь призму як загальноекономічних тенденцій, так і специфічних методів економіко-математичного моделювання. Так, у праці С. В. Чередніченка здійснено оцінку динаміки світового ринку металопродукції та експортної діяльності українських металургійних підприємств у 2002–2013 рр. [1]. Автор підкреслює, що побудова прогнозних моделей виробництва сталі є ключовою умовою для розробки антикризових заходів і відновлення конкурентоспроможності українських виробників.

У дослідженні С. В. Биткіна, О. С. Дериведмідь і В. М. Литвина акцент зроблено на статистичному прогнозуванні цін на металопрокат, з урахуванням макроекономічних тенденцій [2]. Авторами запропоновано підхід, який враховує вплив індексу Dow Jones та світових цін на залізорудну сировину. Результати регресійного й кореляційного аналізу доводять високий рівень залежності між цими факторами і ринковою ціною гарячекатаного рулону. Запропонована автором методика є вагомим внеском у практику планування виробництва й забезпечення економічної безпеки підприємств.

Суттєвий внесок у розробку методів прогнозування зроблено також С. Г. Куркулою, Н. К. Максишко та С. С. Чевердою, які використали інструментарій дискретної нелінійної динаміки для прогнозування цін на гарячекатаний рулон [3]. Дослідження показало, що часові ряди цін на металопродукцію, залізорудну сировину, лом і нафту характеризуються трендостійкістю та довготривалою пам'яттю. Це дало підстави для створення гібридної багатофакторної моделі, яка поєднує регресійний аналіз та модель однорідної структури. Перевірка точності прогнозів підтвердила перспективність запропонованого підходу для практичного використання у сфері економічної безпеки.

Разом із тим, незважаючи на вагомі наукові результати, більшість досліджень зосереджується на прогнозуванні світових цін або зовнішньоекономічної діяльності у цілому, тоді як проблема визначення методів прогнозування реалізації металопродукції саме на локальних ринках у контексті економічної безпеки підприємств залишається недостатньо розробленою.

Мета і завдання дослідження. Мета роботи полягає в тому, щоб на основі аналізу даних про динаміку реалізації металопродукції на локальних ринках визначити ефективні методи її прогнозування для підвищення економічної безпеки підприємства.

Задля цього в роботі на основі репрезентативної вибірки даних перевіряється ефективність таких моделей прогнозування часових рядів, як Simple Moving Averages (SMA), Classical Seasonal Decomposition (CSD), SARIMA, SARIMAX. Зазначені моделі відрізняються як складністю реалізації так і потенційною точністю прогнозування.



Виклад основного матеріалу. Наведене дослідження використовує анонімізований набір даних про транзакції на ринку металопродукції. Вибірка даних має таку структуру (табл. 1).

Таблиця 1

Структура вибірки даних

Назва поля	Опис	Тип даних
Product	Порядковий номер продукту у номенклатурі	integer
Deals_count	Кількість угод на купівлю/продаж за місяць	float
Volume_sum	Обсяг угод за місяць (в грошовому вимірюванні)	float
Date	Період спостережень	date

Вибірка даних містить інформацію про 43 позиції номенклатури металевих виробів. Загальна довжина вибірки – 57 місяців. При цьому за 17 позиціями в наявності є інформація за всі місяці, а за іншими позиціями інформація частково відсутня. Частіше за все спостерігаються такі причини відсутності інформації:

- нова позиція в номенклатурі, яка з'явилася вже протягом періоду спостережень;
- непопулярна позиція, попит на яку є дуже обмеженим.

Для забезпечення репрезентативності подальшого дослідження на підставі аналізу статистичних характеристик різних наборів даних у вибірці, нами було обрано для перевірки ефективності різних моделей прогнозування позиції номенклатури з індексами 1, 15, 16, 35, 36.

Одним з ключових аспектів при роботі із часовими рядами є наявність сезонності. Цей аспект істотно впливає на вибір та налаштування методів їх прогнозування. Проведений аналіз на основі розрахунку автокореляції показав, що ознаки сезонності зустрічаються у всіх рядах даних за обраними раніше позиціями номенклатури. Найсильніша автокореляція характерна для періоду сезонності $s = 12$ м. Слід також відмітити, що за формальними ознаками для більшості позицій номенклатури значення автокореляції більше для кількості угод (*Deals_count*), ніж для обсягів продажу (*Volume_sum*). Так, для виробу 35 автокореляція за *Deals_count* дорівнює 0.42, а за обсягами продажу – 0.34.

Далі розглянемо детальніше методи прогнозування часових рядів, які будемо використовувати у нашому дослідженні.

Найбільш простим методом прогнозування часових рядів є метод, заснований на використанні простих рухомих середніх (SMA), які обчислюються за такою формулою [4]:

$$SMA(n)_t = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} p_{t-i}}{n}, \quad (1)$$

де n – порядок рухомої середньої,

t – точка часового ряду, для якої обчислюється рухома середня

p_t – значення часового ряду в точці t .

Порядок рухомої середньої має вирішальне значення для використання цього методу в прогнозуванні. При збільшенні порядку прогноз враховує більше історичних значень, що краще підходить для прогнозування рядів із явно вираженими трендами. Однак якщо в даних є сезонність, то великі значення n призводять до того, що рухома середня змінюється занадто повільно і не встигає адаптуватися до сезонних змін [5]. Тому при використанні простої ковзної середньої для прогнозування даних, для яких характерні сезонні зміни, менший порядок ковзної середньої n забезпечує кращу якість прогнозування [6]. Можна припустити, що значення n не повинно перевищувати період сезонності $\frac{1}{4}$. У разі період сезонності становить 12 місяців, тому слід прийняти $n=3$.

Для оцінки ефективності використання методу SMA для прогнозування обсягів реалізації металопродукції нами було побудовано прогнозні моделі для кожного з експериментальних наборів даних та розраховано прогнозні значення протягом останніх 9 місяців вибірки даних. Ми вели розрахунки для горизонту прогнозування $h=1$, тобто за даними попередніх періодів розраховували прогноз на 1 місяць вперед, що відповідає практиці роботи підрозділів з реалізації металопродукції.

Аналіз результатів прогнозування за методом SMA показав наявність як доволі точних прогнозів, так і великих помилок у прогнозуванні. За метрикою MAPE (Mean Absolute Percentage Error) середня помилка прогнозування, розрахована на інтервалі 9 місяців, склала 0,2403.

Головною перевагою використання SMA для прогнозування часових рядів є найменші вимоги до обсягу даних для навчання моделі. Фактично достатньо даних за n періодів, що в нашому випадку дорівнює 3 місяці. Крім того, модель дуже проста у реалізації. Разом із тим такий метод має величезний недолік,

який проявляється у тому, що при стрімкому зростанні або падінні обсягів операцій прогноз завжди буде запізнюватись. За умови наявності сезонності в даних така ситуація буде спостерігатися кожного разу при сезонних змінах попиту.

Для усунення цього недоліку далі розглянемо моделі, які враховують сезонні зміни (CSD, SARIMA, SARIMAX). Розпочнемо аналіз із моделі сезонної декомпозиції, яка заснована на рухомих середніх. В науковій літературі ця модель також часто згадується як «класична сезонна декомпозиція», або CSD (Classical Seasonal Decomposition) [7]. Незважаючи на довгий період існування моделі сезонної декомпозиції та їх модифікації, використовуються і в новітніх дослідженнях [8].

Модель CSD ґрунтується на представленні часового ряду (Y) у вигляді трьох компонент – тренду (T), сезонної компоненти (S) та нерегулярної компоненти (R). Інколи додатково розглядають циклічну компоненту (C), але в нашому випадку, враховуючи обмежену довжину рядів даних, це недоцільно.

Виділяють дві основні моделі сезонності: адитивну та мультиплікативну. В нашому дослідженні за результатами порівняння цих моделей (табл. 2) виявилось, що в більшості випадків кращою є мультиплікативна модель.

Таблиця 2

Результати порівняння адитивної та мультиплікативної моделей сезонної декомпозиції для обсягів реалізації металопродукції

Набір даних	Стандартне відхилення відносних залишків		Висновок (краща модель)
	Адитивна модель	Мультиплікативна модель	
data_01	0.2070	0.1824	Мультиплікативна
data_15	0.1617	0.1524	Мультиплікативна
data_16	0.2490	0.2170	Мультиплікативна
data_35	0.1671	0.1419	Мультиплікативна
data_36	0.1578	0.1595	Адитивна

Після виділення трендової та сезонної компонент нами було побудовано графіки сезонної компоненти, які з підтвердили наявність сезонних коливань за більшістю позицій номенклатури (рис. 1).

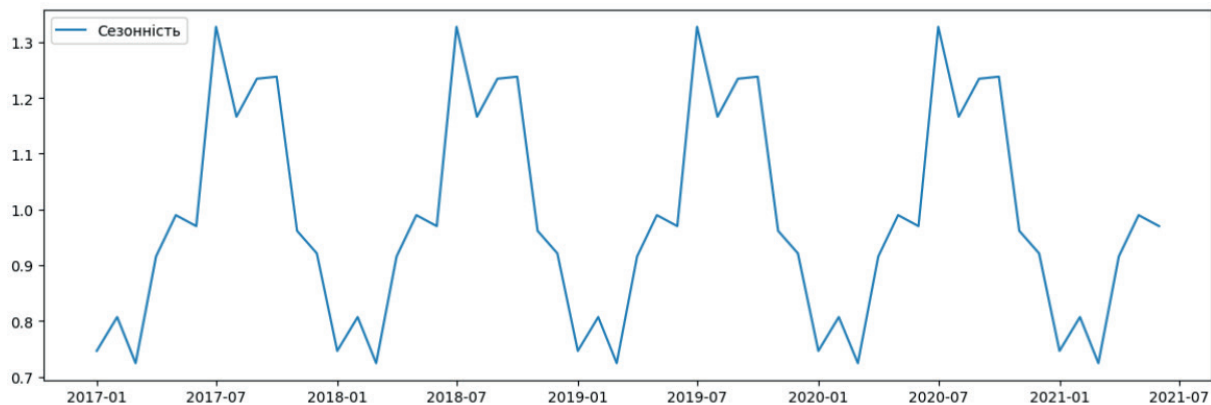


Рис. 1. Графік сезонної компоненти мультиплікативної моделі за позицією номенклатури 01

Аналіз результатів прогнозування за методом CSD показав, що за метрикою MAPE (Mean Absolute Percentage Error) середня помилка прогнозування, розрахована на інтервалі 9 місяців склала 0,2308. В цілому моделі сезонної декомпозиції краще прогнозують зміни обсягів реалізації продукції, ніж SMA. Але за окремими позиціями номенклатури, де сезонність у даних проявляється не так явно, отримані результати виявилися дещо гіршими.

Далі розглянемо використання більш складних моделей прогнозування часових рядів.

Модель SARIMA заснована на моделі ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) та додає до неї сезонні розширення. Як і попередні розглянуті моделі, ARIMA намагається описати та передбачити майбутні значення часового ряду, ґрунтуючись виключно на його минулих значеннях.

Особливістю моделі є велика кількість зовнішніх параметрів. Необхідно задати порядок авторегресії (p), порядок приведення ряду до стаціонарності (d), порядок рухомої середньої для врахування попередніх помилок (q) та їх сезонні аналоги (P, D, Q). Апріорне визначення їх оптимальних значень параметрів – це складний процес, що вимагає глибокого аналізу графіків автокореляції та часткової автокореляції. Тому

ми будемо застосовувати більш легкі у використанні інструменти автоматичного підбору найкращих параметрів, які дають такі ж результати програмного перебору різних їх значень.

Результати обчислень показали, що модель SARIMA дозволяє більш ефективно, ніж моделі, які було розглянуто вище, прогнозувати віддалені у часі значення. Така особливість не використовується в рамках нашого дослідження, але може стати додатковим аргументом на користь вибору цієї моделі для практичного застосування. Так, на рис. 2 наведено прогноз обсягів реалізації продукції на 6 місяців вперед.

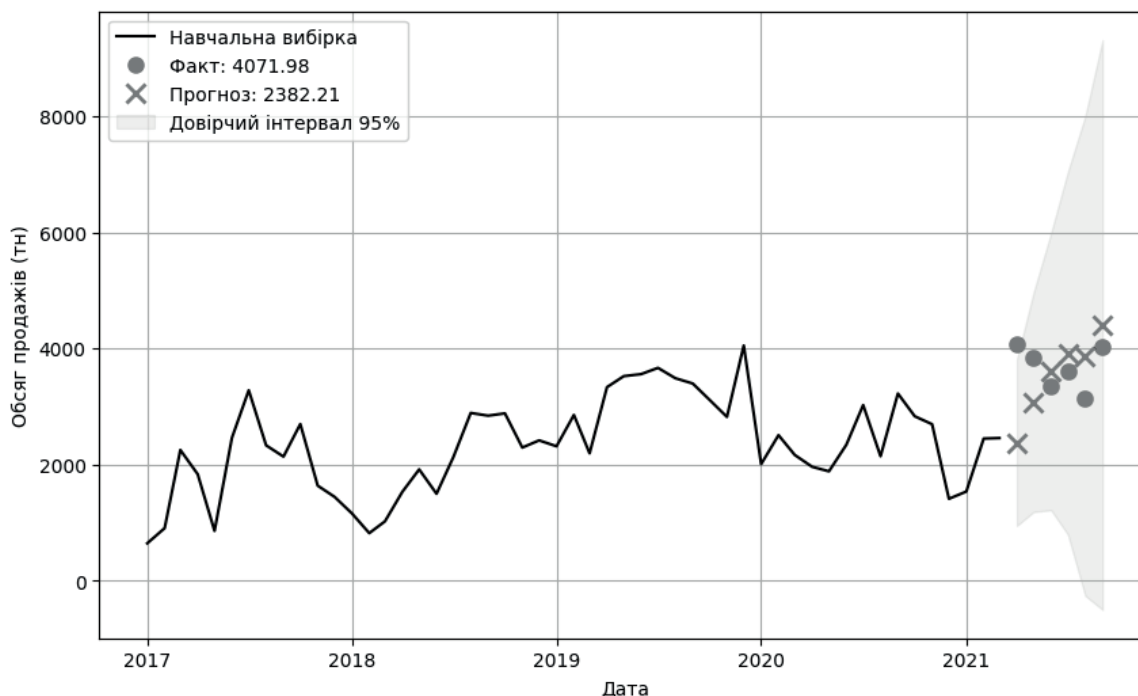


Рис. 2. Модель SARIMA. Прогноз обсягів реалізації продукції за позицією номенклатури 01

З рис. 2 видно, що, незважаючи на такий далекий горизонт, модель доволі точно спрогнозувала навіть віддалені у часі результати. Так, помилка у визначенні обсягів реалізації продукції через 6 місяців склала менше 10 %. Разом із тим помилки на коротких горизонтах прогнозування можуть бути достатньо великими.

За метрикою MAPE (Mean Absolute Percentage Error) середня помилка прогнозування моделі SARIMA, розрахована на інтервалі 9 місяців, склала 0,2174, що підтверджує її високі прогностичні здібності.

Всі моделі, які ми використовували раніше, виходять з гіпотези про те, що обсяги реалізації продукції у майбутньому залежать тільки від значень цього ж показника у минулому. Однак очевидно, що в реальності процес реалізації продукції тісно пов'язаний з багатьма факторами і, чим більше ми зможемо врахувати таких показників, що впливають на реалізацію продукції, тим більш точну модель зможемо побудувати.

Для перевірки цього твердження скористаємось модифікацією моделі SARIMA, яка дозволяє разом із попередніми значеннями ряду, який прогнозується (ендогенні фактори, X), враховувати також екзогенні (Y) фактори. Така модель отримала назву SARIMAX (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average With Exogenous Factors) [9].

Загальні принцип роботи моделі SARIMAX можна представити як комбінацію стандартної моделі SARIMA та додаткової моделі лінійної регресії від екзогенних змінних.

В наборах даних, що було сформовано раніше (табл. 1) разом із змінною *Volume_sum* (обсяг угод за місяць), яку необхідно прогнозувати і яка виступає в моделях аналізу часових рядів як ендогенна, присутня також змінна *Deals_count* (кількість угод на купівлю/продаж за місяць), яка по відношенню до *Volume_sum* є екзогенною.

Розрахунки показали, що за метрикою MAPE (Mean Absolute Percentage Error) середня помилка прогнозування моделі SARIMAX на інтервалі 9 місяців склала 0,2074, що є найкращим результатом серед проаналізованих моделей.

Для підведення підсумку та порівняння різних моделей прогнозування динаміки реалізації металопродукції на локальних ринках наведемо узагальнюючу таблицю із результатами дослідження (табл. 3).



Таблиця 3

**Результати прогнозування динаміки реалізації металопродукції
на локальних ринках різними моделями**

Модель прогнозу	Метрика	Результати за наборами даних					ср. знач.
		data_01	data_15	data_16	data_35	data_36	
SMA(3)	MAPE(9m)	0,2313	0,2193	0,2107	0,2489	0,2911	0,2403
	MAPE(6m)	0,1796	0,2577	0,2547	0,2105	0,2618	0,2329
	MAPE(3m)	0,1166	0,1235	0,1907	0,1443	0,1615	0,1473
	Sum rel(3m)	-0,0053	-0,0960	0,0396	-0,0355	-0,0275	-0,0250
	max rel Δ(9m)	0,5050	0,6691	0,4602	0,5084	0,6357	0,5557
CSD	MAPE(9m)	0,2252	0,2029	0,3236	0,1775	0,2250	0,2308
	MAPE(6m)	0,2138	0,2252	0,3465	0,2011	0,2617	0,2496
	MAPE(3m)	0,0534	0,1669	0,4342	0,2094	0,2024	0,2132
	Sum rel(3m)	-0,0372	0,0700	0,3886	0,1963	0,1876	0,1611
	max rel Δ(9m)	0,4832	0,4381	0,5677	0,4546	0,5888	0,5065
SARIMA	MAPE(9m)	0,2555	0,1871	0,2474	0,1638	0,2332	0,2174
	MAPE(6m)	0,2485	0,1773	0,1449	0,1481	0,2536	0,1945
	MAPE(3m)	0,2307	0,1258	0,2204	0,1780	0,1753	0,1860
	Sum rel(3m)	0,0124	-0,0936	0,0068	0,1283	0,0968	0,0302
	max rel Δ(9m)	0,4610	0,4001	0,7258	0,3510	0,5436	0,4963
SARIMAX	MAPE(9m)	0,2628	0,1739	0,2580	0,1267	0,2153	0,2074
	MAPE(6m)	0,1465	0,1699	0,1729	0,1262	0,2866	0,1804
	MAPE(3m)	0,1524	0,1103	0,1535	0,1195	0,1309	0,1333
	Sum rel(3m)	-0,0280	-0,1126	-0,0359	0,1004	0,0832	0,0014
	max rel Δ(9m)	0,5238	0,3823	0,6093	0,3424	1,0269	0,5769

Аналіз табл. 3 показує, що жодна модель не продемонструвала абсолютно кращі результати на всіх рядах даних та часових інтервалах. Втім якщо узагальнити результати всіх експериментів, то видно, що більш складні моделі демонструють кращу ефективність прогнозування. Найкращі результати в цілому показала модель SARIMAX. Враховуючи, що використана нами модель має значні резерви для збільшення точності (зокрема за рахунок вдосконалення методів прогнозування екзогенних змінних), саме її слід вважати за оптимальний вибір для прогнозування реалізації металопродукції.

Висновки. Слід відмітити, що всі розглянуті моделі мають свою сферу застосування в рамках поставленої задачі.

Модель SMA є найпростішою у використанні. Її безумовною перевагою є мінімальні вимоги до вибірки даних. Достатньо накопичити спостереження лише за 3 місяці для того, щоб розпочати її використовувати. Причому в наших експериментах модель SMA, при коротких горизонтах прогнозування, у середньому лише на 15–20 % поступається за точністю моделі SARIMAX. Отже, сферою застосування цієї моделі слід вважати нові номенклатури продукції та короткі горизонти прогнозування.

Модель CSD ефективно працює із рядами даних, де явно виражена сезонність. Тому вона є менш універсальною, ніж всі інші моделі з розглянутих і вимагає для ефективного використання попереднього аналізу даних на наявність сезонності. Але якщо для певної позиції номенклатури характерні явно виражені сезонні коливання попиту, то модель CSD дозволить отримати дуже точні прогнози, причому не тільки на короткому, а й на середньому горизонті. В порівнянні із іншими моделями, які було розглянуто, CSD також має кращу інтерпретованість, оскільки надає більше додаткової інформації для розуміння природи коливань попиту, явно виділяючи трендову і сезонну компоненти. Отже, сферою її застосування слід вважати аналіз компонентів попиту на металопродукцію з явно вираженою сезонністю в обсягах реалізації. Модель може використовуватися для прогнозування на короткі і середні терміни в стабільних умовах ведення господарської діяльності.

Моделі SARIMA та SARIMAX є найбільш сучасними, складними у реалізації, але й найбільш ефективними. Методи автоматичного підбору параметрів моделі, які реалізуються у сучасному програмному забезпеченні, дозволяють спростити процес синтезу моделі до рівня більш простих SMA та CSD. За умов



наявності спостережень за достатній період (еквівалентний досліджуваному або більший) моделі SARIMA та SARIMAX здатні забезпечити високу точність прогнозування як на короткий, так і на середній термін, причому як для рядів із явно вираженою сезонністю, так і майже без неї. Можливість урахування екзогенних змінних в моделі SARIMAX додатково розширює її функціональність та підвищує точність. Отже, за наявності достатнього обсягу даних варто використовувати саме ці моделі. Крім короткострокових прогнозів, вони дозволяють ефективно і точно прогнозувати попит на металопродукцію і на віддалених горизонтах (в експериментах – до 9 місяців).

Література:

1. Чередніченко, С. В. (2014). Прогнозування тенденцій світового ринку металопродукції та експортної діяльності металургійної галузі України. *Вісник Східноєвропейського університету економіки і менеджменту. Сер.: Економіка і менеджмент*, 1, 38-43.
2. Cherednichenko, S. V. (2014). Prognozuvannya tendentsii svitovoho rynku metaloprodukttsii ta eksportnoi diialnosti metalurhiinoi haluzi Ukrainy [Forecasting trends of the world market of metal products and export activities of the metallurgical industry of Ukraine]. *Visnyk Skhidnoievropeiskoho universytetu ekonomiky i menedzhmentu. Seriya: Ekonomika i menedzhment* [Bulletin of the East European University of Economics and Management. Series: Economics and Management], 1, 38–43. [in Ukrainian].
3. Биткін, С. В., Дериведмідь, О. С., & Литвин, В. М. (2012). Статистичне прогнозування цін на металопродукат із урахуванням макроекономічних тенденцій. *Зовнішня торгівля: економіка, фінанси, право*, 1, 102-106.
4. Bytkin, S. V., Deryvedmid, O. S., & Lytvyn, V. M. (2012). Statystychne prohnouzuvannya tsin na metaloprokat iz urakhuvanniam makroekonomichnykh tendentsii [Statistical forecasting of metal rolling prices taking into account macroeconomic trends]. *Zovnishnia torhivlia: ekonomika, finansy, pravo* [Foreign Trade: Economics, Finance, Law], 1, 102–106. [in Ukrainian].
5. Чеверда, С. С., Максишко, Н. К., & Куркула, С. Г. (2015). Прогнозування ціни на продукцію металургійної галузі методами дискретної нелінійної динаміки. *Вісник Запорізького національного університету. Економічні науки*, 2, 100-109.
6. Cheverda, S. S., Maksyshko, N. K., & Kurkula, S. G. (2015). Prohnouzuvannya tsyny na produktsiiu metalurhiinoi haluzi metodamy dyskretnoi neliniinoi dynamiky [Forecasting prices of metallurgical industry products using methods of discrete nonlinear dynamics]. *Visnyk Zaporizkoho natsionalnoho universytetu. Ekonomichni nauky* [Bulletin of Zaporizhzhia National University. Economic Sciences], 2, 100–109. [in Ukrainian].
7. Johnston, F. R., Boyland, J. E., Meadows, M., & Shale, E. (1999). Some properties of a simple moving average when applied to forecasting a time series. *Journal of the Operational Research Society*, 50(12), 1267-1271. [in English].
8. Hansun, S. (2013). A new approach of moving average method in time series analysis. *2013 Conference on New Media Studies (CoNMedia)*, 1-4. IEEE. [in English].
9. Nau, R. (2014). Forecasting with moving averages. *Fuqua School of Business, Duke University*, 1-3. [in English].
10. Hilas, C. S., Goudos, S. K., & Sahalos, J. N. (2006). Seasonal decomposition and forecasting of telecommunication data: A comparative case study. *Technological Forecasting and Social Change*, 73(5), 495-509. [in English].
11. Stefenon, S. F., Seman, L. O., Mariani, V. C., & Coelho, L. D. S. (2023). Aggregating prophet and seasonal trend decomposition for time series forecasting of Italian electricity spot prices. *Energies*, 16(3), 1371. [in English].
12. Vagropoulos, S. I., Chouliaras, G. I., Kardakos, E. G., Simoglou, C. K., & Bakirtzis, A. G. (2016). Comparison of SARIMAX, SARIMA, modified SARIMA and ANN-based models for short-term PV generation forecasting. *2016 IEEE International Energy Conference (ENERGYCON)*, 1-6. IEEE. [in English].