



Отримано: 23 червня 2026 р.

Прорецензовано: 02 липня 2026 р.

Прийнято до друку: 07 липня 2026 р.

Email: begun.svitlana@vnu.edu.ua

ORCID-ідентифікатор: <https://orcid.org/0000-0003-1689-4048>

DOI: [http://doi.org/10.25264/2311-5149-2026-42\(70\)-282-288](http://doi.org/10.25264/2311-5149-2026-42(70)-282-288)

Бегун С. І. Моделі часових рядів у прогнозуванні цифрових показників діяльності підприємств. *Наукові записки Національного університету «Острозька академія» : серія «Економіка»*. Острог : Вид-во НаУОА, вересень 2026. № 42(70). С. 282–288.

УДК: 338.27:004.9

JEL-класифікація: C22, C53, M15, O33

Бегун Світлана Іванівна,

кандидатка економічних наук, доцентка кафедри економіки і торгівлі
Волинського національного університету імені Лесі Українки

МОДЕЛІ ЧАСОВИХ РЯДІВ У ПРОГНОЗУВАННІ ЦИФРОВИХ ПОКАЗНИКІВ ДІЯЛЬНОСТІ ПІДПРИЄМСТВ

Статтю присвячено систематизації моделей часових рядів для прогнозування цифрових показників діяльності підприємств. Розглянуто особливості цифрових даних, для яких характерні висока частотність, сезонність, волатильність і нерівномірність динаміки. Проаналізовано можливості застосування трендових моделей, ковзних середніх, методів експоненційного згладжування та ARIMA у прогнозуванні цифрових показників. Систематизовано переваги та обмеження різних підходів залежно від структури ряду й практичних умов використання. Запропоновано методологічну матрицю вибору моделей прогнозування для цифрових показників підприємства, яка, на відміну від існуючих підходів, інтегрує тип цифрового показника, особливості структури часового ряду, рекомендовану модель прогнозування, горизонт прогнозу та умови її застосування. На основі узагальнення сучасних наукових підходів показано доцільність використання інструментів прогнозування часових рядів у систему цифрової аналітики підприємств.

Ключові слова: часові ряди, прогнозування, цифрові показники, цифрова трансформація, статистичні методи, економетричні методи, ARIMA, експоненційне згладжування, ковзна середня, цифрова аналітика підприємств.

Svitlana Begun,

PhD in Economics, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Economics and Trade,
Lesya Ukrainka Volyn National University

TIME SERIES MODELS IN FORECASTING DIGITAL PERFORMANCE INDICATORS OF ENTERPRISES

The rapid expansion of digital business operations has established a distinct class of management metrics, digital performance indicators (digital KPIs), whose volume, frequency, and structural complexity differ fundamentally from traditional financial metrics. These data streams exhibit specific characteristics: high observation frequency, multi-level seasonality (intra-day, weekly, and annual cycles), heightened volatility, and flow irregularity with gaps and outliers. The article systematizes classical time series models, including trend models, moving averages, exponential smoothing (ETS), and ARIMA/SARIMA, evaluating their applicability to digital KPIs. Methodological analysis indicates that Holt-Winters triple exponential smoothing is optimal for indicators with trend-seasonal patterns, which characterize most commercial digital time series, whereas SARIMA models are appropriate for stochastic series with sufficient observation volume. To resolve the fragmented application of forecasting techniques, the study develops a methodological selection matrix linking seven enterprise digital indicators (web traffic, online sales, conversion rates, social media engagement, email marketing metrics, advertising spend/ROAS, and lead acquisition) to recommended forecasting models, forecast horizons, and minimum implementation conditions. Unlike conventional approaches that evaluate models in isolation, the proposed matrix integrates indicator types, time series attributes, model specifications, and practical constraints into a cohesive decision-support framework. The results demonstrate that classical time series models remain robust tools for digital performance forecasting, providing enterprises with practical instruments to enhance managerial decision-making and advance data-driven governance.

Keywords: time series; forecasting; digital metrics; digital transformation; statistical methods; econometric methods; ARIMA; exponential smoothing; moving averages; digital business analytics.

Постановка проблеми. У сучасних умовах розвиток економіки характеризується цифровою трансформацією, що змушує підприємства змінювати свою діяльність і традиційні підходи до управління. Використання електронної комерції, інструментів цифрового маркетингу, платформ веб-аналітики сприяють підвищенню конкурентоспроможності підприємств.

За оцінками міжнародної аналітичної компанії IDC, обсяг світових витрат на цифрову трансформацію у 2023 р. перевищив 2,1 трлн дол. США, до 2027 р. він може збільшитись до 3,9 трлн дол. США, із середньорічним темпом зростання близько 16,1 % [11]. Така тенденція наочно показує посилення значення



цифрових технологій у розвитку підприємств, при прийнятті управлінських рішень і прогнозуванні результатів діяльності підприємств.

Цифровізація українських підприємств набуває особливого значення в умовах воєнного стану та економічної нестабільності. За даними OECD, основу економіки складають малі та середні підприємства, які забезпечують значну частку доданої вартості економіки, водночас є найбільш чутливими до коливань середовища [12]. Разом з тим, рівень використання цифрових технологій в Україні лишається нижчим середньоєвропейських показників, що обмежує можливості підприємств щодо ефективного використання сучасних аналітичних інструментів у процесі управління. Після початку війни значна частина бізнесу адаптувала свою діяльність до нових умов функціонування, перейшла на дистанційні форми роботи, розширила використання онлайн-каналів продажів і комунікацій.

Розвиток цифрового середовища призводить до накопичення значних обсягів інформації про онлайн-продажі, конверсії, рекламну активність, поведінку споживачів. Такі дані мають значну кількість спостережень, високу частотність, динамічність, велику залежність від зовнішніх чинників та швидко реагують на зміни зовнішнього середовища. Водночас більшість підприємств використовує накопичену інформацію лише для аналізу отриманих результатів діяльності.

Результати досліджень у 2022–2024 рр. свідчать про те, що значна частина підприємств поки не застосовує прогностичні аналітичні інструменти у процесі прийняття управлінських рішень [7, 7], а це знижує ефективність планування діяльності й ускладнює вчасне реагування на зміни ринкового середовища.

За таких умов особливої актуальності набуває використання моделей часових рядів, які дають змогу зробити прогноз показників, спираючись на закономірності їхнього розвитку в часі. На практиці для цього можуть бути застосовані як методи машинного навчання, так і класичні статистичні моделі. Проте питання адаптації останніх до особливостей цифрових показників залишається недостатньо висвітленим у вітчизняних науковців і потребує подальшої систематизації.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Теоретичну базу аналізу та прогнозування часових рядів закладено у фундаментальних роботах вітчизняних учених. Так, В. Гесць, Т. Клебанова, О. Черняк здійснили систематизацію методів соціально-економічного прогнозування [2, 18–42]. П. Бідюк, В. Романенко, О. Тимошук докладно описали побудову моделей AR, MA, ARMA та ARIMA з формальним оцінюванням адекватності [1, 112–180].

Е. Харченко аналізує питання прогнозування показників підприємств в умовах цифровізації, систематизує методи предиктивної аналітики, сценарного прогнозування та системи підтримки прийняття рішень в умовах цифрової трансформації [8, 3–4]. О. Стеценко дослідив впровадження аналітичних систем в українських компаніях протягом 2022–2024 рр., продемонстрував зростання попиту на прогностичний інструментарій в аграрному, виробничому, торговельному та IT-секторах тощо [7, 5–9]. Т. Щербан, В. Гоблик та ін. встановили, що рівень цифровізації українських підприємств суттєво відстає від середнього показника по ЄС, особливо у застосуванні хмарних рішень та аналітичних технологій [9, 165].

Ю. Перцев, Л. Коротка порівняли різноманітні методи прогнозування часових рядів ARIMA, SARIMA та LSTM на фінансових даних, встановили, що при обмеженому обсязі вибірки та лінійній структурі ряду, класичні статистичні методи демонструють точність, порівнянну або вищу за нейромережеві підходи [6, 68–72]. Ф. Е. Гече, О. Ю. Мулеса та ін. розробили комбіновану модель прогнозування, що об'єднує кілька базових методів і стабільніше поводить себе на волатильних рядах [3, 45–47].

О. Лега, А. Макаручук та ін. дослідили питання моделювання та прогнозування фінансових показників підприємств в інформаційно-аналітичному вимірі [4]. І. І. Нагорна, В. Д. Корейба проаналізували проблеми стратегічного прогнозування в умовах цифрової трансформації [5]. Попри значні напрацювання, наявні дослідження або орієнтовані на традиційні фінансові показники або розглядають методи ізольовано, не враховуючи конкретні типи цифрових даних підприємств. Водночас, невирішеним залишається систематизований підхід до вибору моделей часових рядів саме для цифрових показників підприємств з урахуванням їх специфіки.

Мета і завдання дослідження. Метою статті є теоретичне узагальнення та систематизація моделей часових рядів для прогнозування цифрових показників діяльності підприємств і визначення особливостей їх застосування в умовах цифрової трансформації економіки. Для досягнення поставленої мети визначено такі завдання: охарактеризувати специфічні риси цифрових даних як об'єкта прогнозування; систематизувати класичні методи часових рядів у контексті їхньої придатності для прогнозування цифрових показників; узагальнити їх переваги та обмеження; запропонувати методологічну матрицю вибору моделей прогнозування залежно від типу цифрового показника.

Виклад основного матеріалу. Цифрові показники підприємства відображають його діяльність у цифровому середовищі, зокрема відвідуваність вебсайту, рівень конверсії, кількість онлайн-замовлень,



охоплення у соціальних мережах, ефективність email-розсилок. Управлінська звітність формується періодично, тоді як цифрові дані надходять безперервно, оскільки аналітичні платформи відстежують трафік у реальному часі, системи електронної торгівлі фіксують усі транзакції, а CRM-системи реєструють кожне звернення клієнтів [10, 4].

Відмінність цифрових показників від традиційних економічних даних вимагає застосування відповідних інструментів прогнозування. На нашу думку, аналіз структури цифрових рядів виявляє чотири їх особливості. По-перше, більшість цифрових показників оновлюються дуже часто, інколи щогодини або у режимі реального часу. Отже, підприємство швидко накопичує великі масиви даних, але разом з тим зростає кількість випадкових коливань. По-друге, для цифрових даних характерне одночасне накладання кількох циклів активності. Наприклад, трафік може змінюватися залежно від часу доби, дня тижня та сезону року. Саме тому неврахування сезонності в моделі дає викривлені результати [1, 143]. Наприклад, в інтернет-магазині побутової техніки пікові значення трафіку часто припадають на вечірні години та вихідні дні. Якщо в моделі не враховувати сезонність, прогноз попиту може виявитися неточним навіть за великого обсягу даних. По-третє, цифрові показники дуже чутливі до зовнішніх чинників. Зокрема, запуск рекламної кампанії, зміни в алгоритмах пошукових систем або поява вірусного контенту здатні значно змінити динаміку показників протягом кількох годин. Для моделі такі різкі зміни є аномальними, внаслідок чого необхідно здійснити попереднє очищення даних, оскільки прогноз втрачає точність [6, 66]. По-четверте, дані фіксуються не через однакові проміжки часу через технічні збої, перерви в рекламних кампаніях або зниження активності у святкові дні. Тому такі дані потрібно обов'язково підготувати перед аналізом, оскільки більшість класичних моделей будуються саме на рівномірних спостереженнях [2, 37].

Отже, ряди цифрових даних мають значно складнішу динаміку, ніж ряди традиційних економічних показників, таких як квартальний виторг чи річний прибуток. Через високу частотність, сезонність і різкі коливання класичні моделі прогнозування потребують додаткового налаштування або модифікації. Відтак, це важливо враховувати при виборі відповідних методів аналізу.

Для прогнозування цифрових показників підприємства зазвичай використовують часові ряди, тобто ряди показників, розміщених в хронологічному порядку через рівні проміжки [2, 22]. У цифровому середовищі такими показниками можуть бути, наприклад, щоденний трафік сайту, кількість замовлень, рекламні витрати, конверсії, активність користувачів у соціальних мережах тощо.

Адитивна модель часових рядів показує значення показника як суму кількох складових:

$$Y(t) = T(t) + S(t) + C(t) + \varepsilon(t). \quad (1)$$

$Y(t)$ – фактичне значення в момент t ; $T(t)$, $S(t)$, $C(t)$ – трендова, сезонна, циклічна складова відповідно; $\varepsilon(t)$ – випадкове відхилення.

У рядах цифрових показників сезонна складова $S(t)$ відображає зміни показника, що повторюються через однакові проміжки часу, наприклад, щотижневі коливання обсягів онлайн-продажів. Циклічна складова $C(t)$ характеризує більш тривалі зміни динаміки без чітко визначеної періодичності, які можуть бути зумовлені змінами ринкової ситуації, економічними умовами або довгостроковими змінами поведінки споживачів. Модель (1), зокрема, може використовуватися для оцінки приросту підписників після запуску нового онлайн-каналу або SEO-оптимізації сайту.

У лінійному тренді $\hat{Y}(t) = a + b \cdot t$ параметр b відображає середню зміну показника за певний період. Наприклад, наскільки щотижня зростає кількість підписників. Це дозволяє оцінити загальний напрям динаміки [2, 28–30].

Ковзна середня (Moving Average) порядку k застосовується для очищення ряду від випадкових відхилень та виявлення загальної тенденції [1, 120]:

$$MA(t) = (1/k) \cdot \sum Y(t-i), i = 0, \dots, k-1. \quad (2)$$

Параметр k визначає ступінь згладжування динаміки, менше значення швидше реагує на зміни, тоді як більше ефективніше усуває випадкові коливання. У цифровому маркетингу цей підхід часто використовують під час аналізу змін трафіку після рекламних кампаній, щоб чіткіше відокремити загальний тренд від випадкових коливань.

Для короткострокового прогнозування цифрових показників часто використовують методи експоненційного згладжування. Просте згладжування, або метод адаптивного згладжування Брауна, надає більшу вагу останнім значенням ряду відповідно до формули:

$$S(t) = \alpha \cdot Y(t) + (1 - \alpha) \cdot S(t-1), 0 < \alpha < 1. \quad (3)$$

Якщо параметр згладжування α наближається до одиниці, модель швидко реагує на зміни та підлаштовується під нові рівні ряду, якщо до нуля, залишається більш інерційною та краще працює зі стабільними даними. Метод Брауна підходить для показників, де динаміка змінюється поступово, наприклад для конверсій або щоденного трафіку.



Метод Хольта додатково враховує наявність тренду через параметри α і β , тоді як метод Хольта-Вінтерса враховує тренд і сезонні коливання за допомогою трьох параметрів α , β та γ . Саме останній метод найчастіше використовується для прогнозування цифрових показників з вираженою сезонністю [2, 56–62]. Зокрема, для інтернет-магазинів така модель допомагає прогнозувати пікові періоди продажів перед акціями, святами або сезонними розпродажами.

Одним із найбільш поширених класичних підходів до прогнозування є модель ARIMA(p, d, q), яка поєднує авторегресію, врахування трендових змін та ковзне середнє та має вигляд:

$$\phi(B) \cdot \nabla^d Y(t) = \theta(B) \cdot \varepsilon(t). \quad (4)$$

де $\phi(B)$ – оператор авторегресії; $\theta(B)$ – оператор ковзного середнього; B – оператор зсуву; ∇^d – оператор диференціювання d -го порядку; $\varepsilon(t)$ – випадкове відхилення.

Модель (4) враховує як попередню динаміку ряду, так і випадкові коливання в даних. Для рядів із вираженою сезонністю застосовується модифікація SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)_s, яка додатково враховує повторювані цикли, наприклад, тижневі зміни вебтрафіку або сезонні коливання онлайн-продажів. Параметри моделі підбирають на основі структури ряду та критеріїв якості прогнозу, зокрема AIC і BIC [1, 155–162; 6, 67].

Виходячи з вищевикладеного, можемо зробити висновок, що кожен із розглянутих методів має як певні переваги, так і обмеження щодо їх використання для прогнозування цифрових показників підприємств. Порівняння основних моделей часових рядів наведено в табл. 1.

Таблиця 1

Класичні моделі часових рядів для цифрових показників: переваги та обмеження

Модель	Переваги для цифрових даних	Обмеження використання	Типовий об'єкт застосування
Трендова (лінійна/поліноміальна)	Проста інтерпретація; виявляє загальну спрямованість; не вимагає стаціонарності	Не враховує сезонність і волатильність показників; неефективна на коротких інтервалах; чутлива до структурних змін у даних	Зростання бази підписників; довгострокова динаміка трафіку сайту
Ковзна середня (MA)	Ефективно згладжує випадкові коливання; проста реалізація; наочне відображення тренду	Не утворює прогноз; запізнення реакції на зміни; не враховує сезонність	Аналіз тижневого трафіку; згладжування випадкових коливань перед побудовою моделі
Просте ETS (модель Брауна)	Адаптивне; мала кількість параметрів; стабільне на коротких часових інтервалах	Не враховує тренд і сезонність; низька точність при структурних змінах у даних	Конверсійні показники без вираженого тренду; CTR стабільних кампаній
Модель Хольта (подвійне ETS)	Враховує тренд; адаптується до його змін; два параметри α , β	Ігнорує сезонність; недостатньо ефективно описує нелінійну динаміку	Зростаючий попит у новому онлайн-каналі; нові категорії продуктів
Модель Хольта-Вінтерса (потрійне ETS)	Тренд + сезонність; висока практична точність; адитивна і мультиплікативна форми	Складніше налаштування трьох параметрів; підвищені вимоги до якості вихідних даних	Вебтрафік; e-commerce замовлення; сезонні конверсії
ARIMA / SARIMA	Гнучкість; охоплює нестационарні ряди; враховує складну автокореляцію між спостереженнями	Складне визначення параметрів p , d , q ; достатня кількість спостережень (≥ 50); ґрунтується на лінійності	Щотижневі онлайн-продажі; пошуковий трафік; email-кампанії

Джерело: складено на основі [2; 4; 6; 8].

Дані табл. 1 показують, що жодна з розглянутих моделей не є універсальною для всіх типів цифрових даних. Трендові моделі та ковзна середня здебільшого використовуються для попереднього аналізу й згладжування ряду, але їхні можливості прогнозування залишаються обмеженими. Для показників із вираженим трендом і сезонністю, що характерно для більшості комерційних вебрядів, найкращі результати зазвичай дає модель Хольта-Вінтерса. Водночас моделі ARIMA та SARIMA мають більші можливості для аналізу складної динаміки, але потребують достатньої кількості спостережень і коректного підбору параметрів [6, 70].

Отже, на практиці вибір моделі має ґрунтуватися на попередньому аналізі структури конкретного ряду. Водночас усі класичні методи ґрунтуються на припущеннях про лінійність і відносну стабільність даних. Для показників соціальних мереж ці умови часто не виконуються, оскільки вони можуть змінюватися нерівномірно та різко реагувати на зовнішні фактори або оновлення алгоритмів платформ. У таких випадках класичні моделі використовують як базовий орієнтир для порівняння з більш гнучкими підходами [3, 47].



При використанні розглянутих моделей на практиці потрібно враховувати не лише їхні теоретичні можливості, а й особливості конкретних даних, з якими працює підприємство. Саме тому на основі узагальнення сучасних наукових підходів та їх адаптації до особливостей цифрових показників діяльності підприємств нами запропоновано методологічну матрицю (табл. 2), яка пов'язує вид цифрового показника підприємства з особливостями його часового ряду, рекомендованою моделлю прогнозування та умовами її застосування. Запропоновані в матриці параметри щодо горизонтів прогнозування, необхідного обсягу даних і умов використання моделей ґрунтуються на узагальненні наукових напрацювань та авторському експертному баченні, що зумовлює необхідність подальшої емпіричної верифікації отриманих результатів.

Таблиця 2

Матриця вибору моделей часових рядів для прогнозування цифрових показників підприємства

Тип цифрового показника	Структура ряду	Рекомендована модель	Горизонт прогнозу	Ключова умова застосування
Трафік сайту (сесії, унікальні користувачі)	Тижнева + добова сезонність; помірні випадкові коливання; слабкий зростаючий тренд	Хольт-Вінтерс адитивний або SARIMA(p,1,q)(1,1,1) ₇	1-4 тижні	Не менше 2 повних сезонних циклів у ряді; попереднє усунення аномальних значень від рекламних піків
Онлайн-продажі / кількість замовлень	Виразений тренд; тижнева + передсвяткова сезонність; помірна волатильність	Хольт-Вінтерс мультиплікативний або SARIMA	1-8 тижнів	Ряд ≥ 2 роки; окреме виділення святкових періодів із піковими значеннями
Коефіцієнт конверсії (CR, CTR)	Стабільний ряд без вираженого тренду; вплив кампаній – структурні розриви	Просте або подвійне ETS (Хольт)	1-2 тижні	Видалення аномальних значень під час промо-акцій; тест на структурні розриви
Активність у соцмережах (охоплення, реакції)	Висока волатильність; непередбачувані піки; слабка сезонність	МА (для аналізу); ARIMA – лише після виправлення викидів	3-7 днів	Обов'язкова обробка викидів; контроль дати зовнішніх подій
Email-маркетинг (open rate, CTR розсилок)	Тижнева сезонність (день відправки); низька волатильність	ARIMA(p,0,q) або Хольт	2-4 тижні	Рівновіддалені інтервали розсилок; ряд ≥ 50 спостережень
Витрати на рекламу / ROAS	Штучно керований ряд; бюджетні сезонні розриви	Трендова модель + сценарний аналіз	1 місяць	Бюджетний план – як екзогенна змінна моделі
Кількість нових підписників / ліди	Монотонне зростання або насичення; мала сезонність	Лінійна або логістична трендова модель	1-3 місяці	Тест на нелінійність; при насиченні – перехід до логістичної кривої

Джерело: розроблено автором на основі узагальнення джерел [1–3; 6; 8].

Як видно з табл. 2, вибір моделі прогнозування насамперед залежить від структури цифрових даних і характеру показника, який аналізується. Найбільш важливими критеріями залишаються наявність тренду, сезонності, рівень волатильності й обсяг доступних спостережень. У матриці також враховано практичний горизонт прогнозу та мінімальні вимоги до підготовки даних, оскільки саме ці чинники суттєво впливають на точність результатів.

Запропонована матриця не претендує на універсальний алгоритм вибору моделей прогнозування, а є результатом узагальнення сучасних наукових підходів та їх адаптації до специфіки цифрових показників діяльності підприємств. Наведені рекомендації щодо горизонтів прогнозування та мінімальних умов застосування моделей сформовано на основі аналізу наукових джерел [1–3; 6; 8] і вони можуть бути уточнені залежно від особливостей конкретного набору даних та практичних умов використання.

Водночас запропонована матриця не є готовим алгоритмом вибору моделі, а радше практичним орієнтиром для попереднього вибору найбільш придатних підходів залежно від структури цифрових даних. У реальних умовах доцільно порівнювати кілька моделей прогнозування та обирати найкращу за показниками точності прогнозу. На наш погляд, такий підхід дозволяє звужити коло можливих моделей, спростити процес їх вибору та підвищити обґрунтованість прийняття управлінських рішень.

Наукова новизна полягає у розробленні методологічної матриці вибору моделей часових рядів для прогнозування цифрових показників діяльності підприємств. На відміну від існуючих підходів, у яких моделі часових рядів розглядаються переважно ізольовано або без урахування специфіки окремих типів цифрових показників підприємств, запропонована матриця поєднує тип цифрового показника, особливості структури часового ряду, рекомендовану модель прогнозування, горизонт прогнозу та мінімальні умови її застосування, що забезпечує комплексний підхід до вибору моделей для задач цифрової аналітики підприємств.



Висновки. Проведений аналіз наукових джерел засвідчив, що цифрові показники діяльності підприємств – окремий клас об'єктів прогнозування, що характеризуються високою частотністю надходження даних, багаторівневою сезонністю, підвищеною волатильністю та нерівномірністю структури ряду. Такі особливості суттєво ускладнюють процес прогнозування та потребують обґрунтованого вибору моделей аналізу.

Узагальнення сучасних наукових підходів дає підстави вважати, що, попри активне поширення методів машинного навчання, класичні моделі часових рядів залишаються ефективними для прогнозування цифрових показників завдяки простоті пояснення результатів, помірним вимогам до обсягу даних і достатній точності прогнозу при плануванні діяльності в електронній комерції та цифровому маркетингу. Для цифрових показників із вираженим трендом і сезонністю одним із найбільш доцільних класичних підходів є метод Хольта-Вінтерса, тоді як моделі SARIMA краще використовувати для рядів зі складнішою стохастичною структурою та достатньою кількістю спостережень. Водночас просте та подвійне ETS залишається ефективним для короткострокового прогнозування показників із помірною сезонністю.

У роботі запропоновано методологічну матрицю вибору моделей часових рядів, яка систематизує процес добору моделей залежно від типу цифрового показника, особливостей структури часового ряду, горизонту прогнозування та умов практичного застосування. На відміну від підходів, висвітлених у проаналізованих наукових працях, запропонована матриця поєднує зазначені характеристики в єдиній системі рекомендацій, що спрощує вибір моделей для задач цифрової аналітики підприємств.

Отримані результати свідчать, що використання моделей часових рядів у системі цифрової аналітики підприємства здатне підвищити якість управлінських рішень, забезпечити завчасне реагування на зміни попиту в онлайн-середовищі, покращити ефективність розподілу рекламних бюджетів і знижувати ризики, пов'язані з нестабільністю цифрових показників.

Подальші дослідження доцільно спрямувати на емпіричне тестування запропонованої методологічної матриці на реальних даних українських підприємств, а також на порівняння точності класичних моделей часових рядів із сучасними методами машинного навчання.

Література:

- Бідюк, П. І., Романенко, В. Д., Тимошук, О. Л. (2013). *Аналіз часових рядів* : навч. посіб. Київ : НТУУ «КПІ», 600.
- Bidiuk, P. I., Romanenko, V. D., & Tymoshchuk, O. L. (2013). *Analiz chasovykh riadiv* [Analysis of time series]. NTUU KPI, 600. [in Ukrainian].
- Геєць, В. М., Клебанова, Т. С., Черняк, О. І. та ін. (2008). *Моделі і методи соціально-економічного прогнозування* : підруч. 2-ге вид., випр. Харків : ВД «ІНЖЕК», 396.
- Heiets, V. M., Klebanova, T. S., & Cherniak, O. I. (Eds.). (2008). *Modeli i metody sotsialno-ekonomichnoho prohnzuvannia* [Models and methods of socio-economic forecasting] (2nd ed.). VD INZhEK, 396. [in Ukrainian].
- Гече, Ф. Е., Мулеса, О. Ю., Батюк, А. Є., Смолянка, В. Ю. (2021). Навчання комбінованої моделі прогнозування часових рядів. *Український журнал інформаційних технологій*, 3 (1), 44–48. DOI: <https://doi.org/10.23939/ujit2021.03.044>
- Heche, F. E., Mulesa, O. Yu., Batiuk, A. Ye., & Smolanka, V. Yu. (2021). Navchannia kombinovanoi modeli prohnzuvannia chasovykh riadiv [Training of a combined time series forecasting model]. *Ukrainskyi zhurnal informatsiinykh tekhnolohii*, [Ukrainian Journal of Information Technology]. 3(1), 44–48. <https://doi.org/10.23939/ujit2021.03.044> [in Ukrainian].
- Лега, О., Макачук, А., Прийдак, Т., Кухарук, С. (2026). Моделювання та прогнозування економічних показників підприємства в інформаційно-аналітичних дослідженнях. *Сталий розвиток економіки*, 1 (58), 207–215. DOI: <https://doi.org/10.32782/2308-1988/2026-58-28>
- Leha, O., Makarchuk, A., Pryidak, T., & Kukharuk, S. (2026). Modeliuvannia ta prohnzuvannia ekonomichnykh pokaznykiv pidpriemstva v informatsiino-analitychnykh doslidzhenniakh [Modelling and forecasting economic performance indicators of an enterprise in information-analytical research]. *Stalyi rozvytok ekonomiky*, [Sustainable Economic Development]. 1 (58), 207–215. <https://doi.org/10.32782/2308-1988/2026-58-28> [in Ukrainian].
- Нагорна, І. І., Корейба, В. Д. (2025). Особливості прогнозування стратегічного розвитку підприємств в умовах цифрової трансформації. *Економічний вісник НТУУ «КПІ»*, 35, 52–57. DOI: <https://doi.org/10.20535/2307-5651.35.2025.352380>
- Nahorna, I. I., & Koreiba, V. D. (2025). Osoblyvosti prohnzuvannia stratehichnoho rozvytku pidpriemstv v umovakh tsyfrovoy transformatsii [Features of forecasting the strategic development of enterprises under digital transformation]. *Ekonomichnyi visnyk NTUU KPI*, [Economic Bulletin of the National Technical University of Ukraine «KPI»]. 35, 52–57. <https://doi.org/10.20535/2307-5651.35.2025.352380> [in English].
- Перцев, Ю. О., Коротка, Л. І. (2025). Порівняльний аналіз традиційних статистичних методів та нейромережевої моделі LSTM. *Системні технології*, 1 (156), 65–77. DOI: <https://doi.org/10.34185/1562-9945-1-156-2025-08>



Pertsev, Yu. O., & Korotka, L. I. (2025). Porivnialnyi analiz tradytsiinykh statystychnykh metodiv ta neiromerezhevoi modeli LSTM [Comparative analysis of traditional statistical methods and the LSTM neural network model]. *Systemni tekhnologii*, [System Technologies]. 1 (156), 65–77. <https://doi.org/10.34185/1562-9945-1-156-2025-08> [in Ukrainian].

7. Стеценко, О. (2026). Дослідження впровадження аналітичних систем прогнозування українськими компаніями. *Економіка та суспільство*, 85. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2026-85-115>

Stetsenko, O. (2026). Doslidzhennia vprovadzhennia analitychnykh system prohozuvannia ukrainskymy kompaniiamy [Research on the implementation of forecasting analytical systems by Ukrainian companies]. *Ekonomika ta suspilstvo* [Economy and society], 85. <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2026-85-115> [in Ukrainian].

8. Харченко, Е. (2025). Роль аналітико-інструментальних засобів в прогнозуванні розвитку підприємства в умовах зростаючої цифровізації. *Економіка та суспільство*, 72. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2025-72-35>

Kharchenko, E. (2025). Rol analityko-instrumentalnykh zasobiv v prohozuvanni rozvytku pidpriemstva v umovakh zrostaiuchoi tsyfrovizatsii [The role of analytical tools in enterprise development forecasting under growing digitalization]. *Ekonomika ta suspilstvo* [Economy and society], 72. <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2025-72-35> [in Ukrainian].

9. Щербан, Т., Гоблик, В., Черничко, Т., Пігош, В., Козик, І. (2025). Оцінювання цифрової трансформації економіки України: виклики, можливості та стратегічні перспективи. *Науковий вісник Мукачівського державного університету. Серія «Економіка»*, 12 (1), 159–168. DOI: <https://doi.org/10.52566/msu-econ1.2025.159>

Shcherban, T., Hoblyk, V., Chernychko, T., Pihosh, V., & Kozyk, I. (2025). Otsiniuvannia tsyfrovoy transformatsii ekonomiky Ukrainy: vyklyky, mozhlyvosti ta stratehichni perspektyvy [Assessment of the digital transformation of Ukraine's economy: Challenges, opportunities, and strategic prospects]. *Naukovyi visnyk Mukachivskoho derzhavnoho universytetu. Seriya Ekonomika*, [Scientific Bulletin of Mukachevo State University. «Economics» Series]. 12 (1), 159–168. <https://doi.org/10.52566/msu-econ1.2025.159> [in English].

10. Яненко, І. (2022). Чинники і шляхи розвитку цифровізації в Україні. *Економіка України*, 65 (3 (724), 4–22. DOI: <https://doi.org/10.15407/economyukr.2022.03.004>

Yanenkova, I. (2022). Chynnyky i shliakhy rozvytku tsyfrovizatsii v Ukraini [Factors and ways of digitalization development in Ukraine]. *Ekonomika Ukrainy*, [The Economy of Ukraine]. 65 (3 (724), 4–22. <https://doi.org/10.15407/economyukr.2022.03.004> [in Ukrainian].

11. IDC. (2024). Worldwide Digital Transformation Spending Forecast to Reach Almost \$4 Trillion by 2027. *BusinessWire*, 30 May 2024. URL: <https://go.shr.lc/43NJA3L> (2026, May, 23).

12. OECD. (2024). Enhancing Resilience by Boosting Digital Business Transformation in Ukraine. *OECD Publishing*, Paris. DOI: <https://doi.org/10.1787/4b13b0bb-en> (2026, May, 23).