

Рудь О.О.

кандидат економічних наук

Rud Oleksandr

Candidate of Economic Sciences

МОДЕЛІ ПРОГНОЗУВАННЯ ЧАСОВИХ РЯДІВ В ІНВЕСТИЦІЙНИХ ПРОЄКТАХ

TIME SERIES FORECASTING MODELS IN INVESTMENT PROJECTS

У статті розглянуто сучасні підходи до прогнозування часових рядів в інвестиційних проєктах, що є важливим інструментом для прийняття рішень в умовах економічної невизначеності. Автор аналізує різні моделі прогнозування, включаючи статистичні (регресійні, авторегресійні) та структурні (нейромережі, ланцюги Маркова, нечітка логіка), а також їх поєднання. Підкреслено, що правильний вибір методології прогнозування залежить від специфіки інвестиційного проєкту та має вирішальне значення для зниження ризиків і підвищення ефективності інвестицій. Стаття демонструє, як застосування відповідних моделей дозволяє підвищити точність прогнозів і забезпечити обґрунтованість інвестиційних рішень. Особливо наголошується на перевагах комбінованих підходів, які об'єднують сильні сторони різних методів, що дозволяє отримати більш стійкі та точні результати, особливо в умовах динамічного розвитку ринків.

Ключові слова: прогнозування, часові ряди, інвестиційний проєкт, моделі прогнозування, статистичні моделі прогнозування, структурні моделі прогнозування.

The article examines modern approaches to time series forecasting in investment projects, which serves as a key tool for making informed decisions under economic uncertainty. The author explores various forecasting models, including statistical (regression, autoregressive, moving average models, exponential smoothing models), structural (neural networks, Markov chains, classification and regression trees, fuzzy logic), and combined models that integrate the advantages of multiple approaches. Each of these models has its own features, advantages, and limitations that must be considered when evaluating investment projects. The paper emphasizes that the correct choice of forecasting methodology depends on the specifics of the investment project, its industry, duration, and level of uncertainty. Statistical models are effective for simpler forecasts with linear relationships, while structural and combined models are better suited for more complex tasks that account for nonlinearity and the influence of numerous factors. For example, neural network models have the ability to model complex interrelationships between different project parameters, making them particularly useful for long-term forecasts and complex investment decisions. One of the key advantages of combined models is the ability to merge the strengths of different approaches to achieve more accurate results. This is especially important in rapidly changing markets, where flexibility and adaptability to new conditions are critically important for successful investment management. For instance, combined models based on ARIMA and neural networks allow for more effective forecasting of economic indicators under high instability. The author also highlights the importance of properly configuring model parameters, as forecast accuracy depends on this. Key factors include not only the choice of model but also the volume and quality of available data, as well as the level of market turbulence. Time series forecasting is highlighted as a crucial tool for managing investment projects, especially under conditions of high risk and uncertainty. Selecting the right model, adapted to the specific conditions of a project, helps to reduce risks and improve the efficiency of managerial decisions.

Keywords: forecasting, time series, investment project, forecasting models, statistical forecasting models, structural forecasting models.

Постановка проблеми. У сучасному економічному середовищі, що характеризується високим рівнем невизначеності та волатильності, ефективне прогнозування відіграє ключову роль у прийнятті інвестиційних рішень. Інвестиційні проєкти, незалежно від їх масштабу та галузевої приналежності, потребують

точних та надійних методів передбачення майбутніх показників для мінімізації ризиків та оптимізації прибутковості.

Прогнозування на основі часових рядів – один із найрозповсюджених підходів до прогнозування розвитку економічних процесів, об'ємів торгових операцій, об'ємів виробництва та на-

копичення продукції на складах, оцінювання альтернативних економічних стратегій, формування бюджетів підприємств та держави, прогнозування та менеджмент економічних і фінансових ризиків та інше [11].

Аналіз останніх досліджень і публікацій.

Аналіз наукових публікацій останніх років показує значну кількість робіт, присвячених прогнозуванню часових рядів. Вибір методів прогнозування варіюється в залежності від конкретної сфери дослідження, що впливає на рівень їхньої точності. Науковці активно вдосконалюють існуючі моделі та поєднують різні підходи для досягнення найточніших результатів у своїх дослідженнях. Завдяки цьому перелік ефективних методів постійно оновлюється та розширюється.

Нині наукові роботи Андрієнко В.М., Андрущенко Ю.О., Баклана І.В., Степанкової Г.А., Березької К.М., Маслія В.В. з аналізу часових рядів присвячені здебільшого розгляду теоретичного аспекту [1; 3; 8] або вивченню окремих властивостей рядів і не передбачають всебічного аналізу [5; 6]. Відсутні спеціальні роботи, що відображають опис окремих деталей методів.

Різноманіття доступних методів, недостатнє розуміння їхніх специфічних особливостей з боку фахівців, а також складність математичних інструментів, які використовуються, стають причиною виникнення труднощів у аналітиків і можуть навіть призвести до неправильних висновків, щодо оцінки ефективності інвестиційних проєктів.

Виділення не вирішених раніше частин загальної проблеми. Аналіз часових рядів як методологічний інструмент дозволяє виявляти закономірності, тренди та сезонні коливання в історичних даних, що є критично важливим для прогнозування майбутніх значень ключових параметрів інвестиційних проєктів. Однак, різноманітність доступних моделей прогнозування, кожна з яких має свої переваги та обмеження, створює проблему вибору оптимального інструментарію для конкретних інвестиційних задач.

Мета статті. Головною метою цієї роботи є систематизація та порівняльний аналіз сучасних моделей прогнозування часових рядів для різних інвестиційних проєктів з урахуванням їх специфіки та часового горизонту.

Виклад основного матеріалу дослідження.

В сучасній статистичній теорії в межах формалізованих методів існує багато різноманітних моделей прогнозування економічних даних та показників. Особливість прогнозування часових рядів полягає в тому, що розглядаються виключно дані спостережень, без урахування

додаткової інформації чи впливу зовнішніх факторів. Хоча такий аналіз може здаватися неповним, на практиці прогнози часових рядів нерідко виявляються більш точними.

Часовий ряд представляє собою упорядковану хронологічну послідовність числових показників, що характеризують рівень, динаміку та еволюцію досліджуваного явища у дискретні моменти часу, які відбираються за систематичним принципом.

Часовий ряд – це послідовність даних або спостережень, які фіксуються в певні моменти часу через рівні або нерівні інтервали. Дані в часовому ряді організовані таким чином, що кожне спостереження відповідає певному часу або періоду. Основною метою аналізу часових рядів є виявлення закономірностей, трендів, сезонних коливань або інших структур, які допоможуть передбачити майбутні значення на основі наявної інформації.

Часові ряди використовуються для прогнозування майбутніх значень на основі минулих даних, оцінки ризиків і прийняття рішень.

Часові ряди в інвестиційних проєктах є важливим інструментом для аналізу динаміки розвитку проєкту в часі. Вони допомагають відстежувати зміну показників, таких як грошові потоки, витрати, доходи, вартість активів або доходність, на різних етапах інвестиційного циклу. Ось кілька ключових аспектів використання часових рядів в інвестиційних проєктах:

1) Прогнозування грошових потоків. Часові ряди дають можливість моделювати та прогнозувати майбутні грошові потоки на основі історичних даних.

2) Оцінка ризиків. Аналіз часових рядів дозволяє виявити патерни, які можуть свідчити про можливі ризики в інвестиційному проєкті.

3) Моделювання сценаріїв розвитку проєкту. Часові ряди дозволяють створювати різні сценарії розвитку проєкту на основі історичних даних та майбутніх припущень. Такі сценарії допомагають оцінити вплив різних економічних або ринкових факторів на проєкт.

4) Аналіз трендів і сезонності. Важливим завданням є виявлення трендів (довготривалих тенденцій) та сезонності (періодичних змін) у даних, щодо продажів.

5) Оцінка ефективності проєкту. Моделювання та прогнозування різних часових рядів для внутрішніх показників та зовнішніх факторів проєкту дозволяє провести справедливую оцінку ефективності інвестиційного проєкту.

Формалізовані методи прогнозування базуються на визначенні математичних залежностей, які дозволяють обчислювати майбутні значення процесів. Ці методи спрямовані на побудову кількісних моделей, що забезпечують

обґрунтоване прогнозування розвитку явищ і процесів на основі аналізу статистичних даних і застосування математичних та статистичних інструментів. Формалізовані методи мають два класи прогнозування: методи предметної галузі та методи часових рядів.

В дослідженні Андрусенко формалізовані методи прогнозування, які орієнтовані на прогнозування часових рядів розділяють на статистичні, структурні та комбіновані [4] (Рис. 1).

До статистичних належать моделі, в яких функціональна залежність між майбутніми та фактичними значеннями ряду і зовнішніми факторами задана аналітично [4]. До цієї групи належать: регресійні моделі, авторегресійні моделі, моделі ковзного середнього, моделі експоненційного згладжування (Рис. 2).

Регресійні моделі для прогнозування часових рядів використовують відомі залежності між змінними для передбачення майбутніх

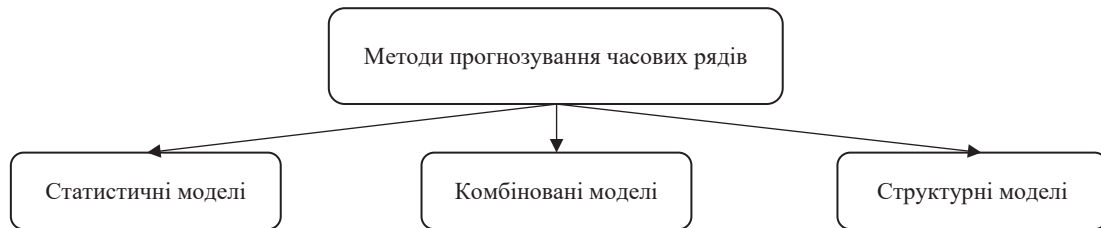


Рис. 1. Структура методів та моделей прогнозування часових рядів

Джерело: сформовано автором на основі [4]

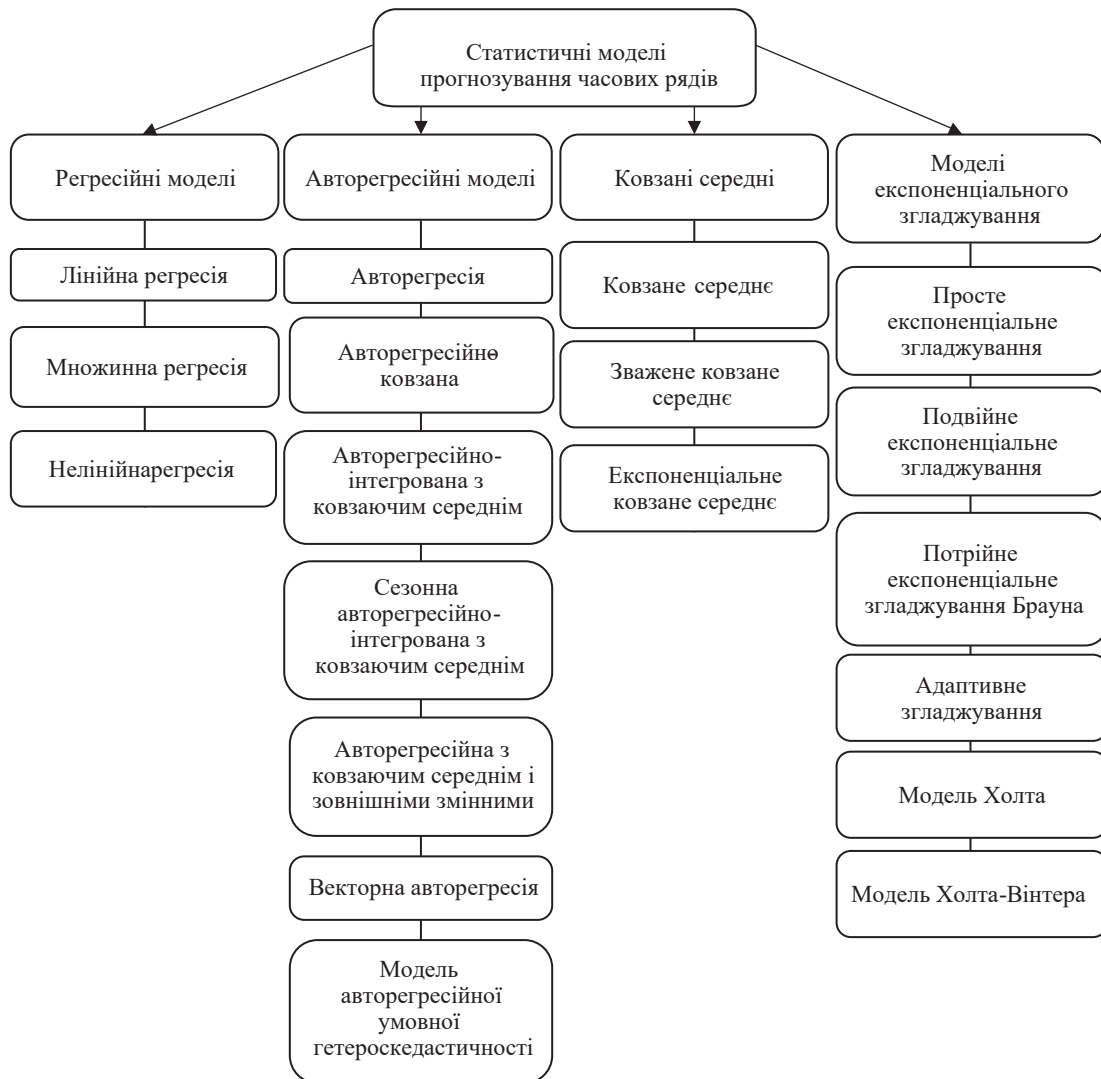


Рис. 2. Статистичні моделі прогнозування часових рядів

Джерело: складено автором на основі [4]

значень часових рядів. Вони є одними з найпоширеніших і найпростіших підходів до аналізу часових рядів. Основна ідея полягає у визначенні математичної функції, яка пов'язує минулі значення часових рядів із їхніми майбутніми значеннями [10]:

- Лінійна регресія (linear regression).
- Множинна регресія (multiple regression).
- Нелінійна регресія (nonlinear regression).

Формалізація регресійної моделі представлена нижче [10]:

$$Y = a_0 + \sum_{q=1}^k a_q E_q$$

де a_0 , a_q – параметри моделі;

$E_q = F(x_1 \dots x_n)$ – деяка функція від факторів $x_1 \dots x_n$ (регресор);

k – кількість регресорів.

Регресійні моделі добре підходять для моделювання лінійних залежностей у часових рядах і дозволяють враховувати вплив кількох факторів одночасно, що корисно в інвестиційних проєктах з багатьма змінними. Вони прості в інтерпретації та можуть використовуватися для прогнозування на основі як історичних даних, так і зовнішніх показників, що полегшує аналіз взаємозв'язків між змінними.

Поряд з цим використання регресійних моделей є обмеженим у випадках, коли залежності є нелінійними або коли в даних присутні складні динамічні процеси, такі як волатильність або сезонність. Вони менш ефективні для довгострокових прогнозів і можуть давати неточні результати в умовах швидких змін або сильного впливу зовнішніх факторів.

Авторегресійні моделі використовуються для прогнозування майбутніх значень на основі попередніх спостережень. Основна ідея авторегресійних моделей полягає в тому, що значення змінної в певний момент часу залежить від її попередніх значень. Цей клас моделей за останні роки набув значної популярності і широко використовується в задачах прогнозування в усіх сферах життя. Нижче наведені основні види авторегресійних моделей [7]:

- Авторегресійна модель (AR).
- Авторегресійно-ковзана (ARMA).
- Авторегресійно-інтегрована з ковзаним середнім (ARIMA).
- Сезонна авторегресійно-інтегрована з ковзаючим середнім (SARIMA).
- Авторегресійна з ковзаючим середнім і зовнішніми змінними (ARMAX).
- Векторна авторегресія (VAR).
- Модель авторегресійної умовної гетероскедастичності (GARCH).

Загальний вигляд авторегресійної моделі представлений нижче [7]:

$$Y_t = c + \sum_{i=1}^p a_i X_{t-i} + \varepsilon_t$$

де c – константа (вільний член);

a_i – коефіцієнти авторегресії, що показують вплив попередніх значень ряду;

X_{t-i} – значення часового ряду на попередніх кроках (лаги);

p – порядок авторегресійної моделі (кількість лагів);

ε_t – випадкова похибка (шум) у момент часу t .

Авторегресійні моделі забезпечують досить високу точність у прогнозуванні часових рядів для інвестиційних проєктів, оскільки вони можуть враховувати як автокореляцію, так і сезонні та трендові компоненти (ARIMA, SARIMA). Вони підходять для роботи з різними типами даних: ARMAX дозволяє додавати зовнішні змінні, а VAR моделює взаємозв'язки між кількома показниками. GARCH ефективно працює з фінансовими часовими рядами, моделюючи змінну волатильність, що важливо для оцінки ризиків у інвестиціях.

До недоліків авторегресійних моделей відносять складність в налаштуванні та потреба у великій кількості даних для досягнення точності, що може ускладнювати їх використання в інвестиційних проєктах з обмеженими даними. Висока обчислювальна складність робить їх менш придатними для швидкого аналізу, особливо в умовах великих обсягів даних. Крім того, ці моделі можуть погано адаптуватися до різких ринкових змін і нелінійних процесів, що обмежує їх застосування в умовах нестабільності або непередбачуваних подій.

Ковзані середні моделі (Moving Average Models) – є одними з простих та популярних моделей для прогнозування часових рядів. Вони використовують попередні значення випадкових помилок (залишків) для прогнозування майбутніх значень. Ці моделі добре підходять для аналізу рядів, які не мають чіткої тенденції або сезонних компонентів, але можуть мати кореляцію між випадковими помилками [9].

- Ковзане середнє (MA).

- Зважене ковзане середнє (WMA).

- Експоненціальне ковзане середнє (EMA).

Загальну модель ковзаного середнього можна представити виразом [9]:

$$P_t = \varepsilon_t + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j}$$

де q – інтервал згладження;

θ_j – параметри моделі;

ε_t – похибка.

Переваги: моделі ковзних середніх прості у реалізації та добре згладжують короткострокові коливання, що дозволяє краще виявляти основні тренди в інвестиційних проєктах. Вони особливо корисні для стабільних часових рядів без значних трендів чи сезонності, а також легко інтерпретуються, що робить їх зручними для швидкого прийняття рішень.

Недоліки: ковзні середні погано підходять для прогнозування даних із трендами або сезонністю і не реагують на останні зміни так швидко, як експоненціальні моделі. Їхня ефективність знижується для довгострокових прогнозів, а вибір періоду для згладжування може суттєво вплинути на точність прогнозу, що робить їх менш гнучкими для динамічних ринків.

Моделі експоненціального згладжування є одними із досить широко-використовуваних моделей прогнозування часових рядів, які застосовуються для згладжування коливань у даних і короткострокового прогнозування. Вони надають більшу вагу останнім спостереженням, що дозволяє їм швидше реагувати на зміни в даних, ніж традиційні методи, такі як, наприклад, ковзні середні. Основні моделі експоненціального згладжування включають:

- Просте експоненціальне згладжування (ES).
- Подвійне експоненціальне згладжування (DES).
- Потрійне експоненціальне згладжування Брауна (TES).
- Адаптивне згладжування (AS).
- Модель експоненціального згладжування Холта.
- Модель експоненціального згладжування Холта-Вінтера.

Загальну модель експоненціального згладжування можна описати у вигляді [9; 16]:

$$P_t = \alpha X_t + (1 - \alpha)P_{t-1}$$

де X_t – значення ряду в момент часу t , $t = 0..n$;

P_t – згладжені значення ряду в момент часу t ;

α – ваговий коефіцієнт, $0 < \alpha < 1$;

Початкове значення $P(1) = X(0)$.

Серед переваг моделей експоненціального згладжування слід виділити простоту у використанні. Добре підходять для короткострокового прогнозування, оскільки чутливі до нових даних. Вони можуть моделювати тренди та сезонність (моделі Холта та Холта-Вінтера), що корисно в інвестиційних проєктах з регулярними коливаннями показників. Завдяки гнучкості ці моделі легко адаптуються до різних типів даних і забезпечують швидкі розрахунки.

До недоліків моделей слід віднести обмеженість для довгострокового прогнозування та не врахування складних нелінійних залежностей

або зовнішніх факторів, таких як волатильність чи структурні зрушення. Неправильне налаштування параметрів може призвести до неточних результатів, що знижує їх ефективність у складних інвестиційних сценаріях.

В структурних моделях залежність між рівнями задається деякою структурою та правилом переходу по ній [4]. До таких моделей належать: нейронні мережі, ланцюги Маркова, класифікаційно-регресійні дерева, нечітка логіка (Рис. 3).

За останні роки великої популярності набула модель прогнозування на основі штучної нейронної мережі (artificial neural networks, ANN). Узагальнюючи штучна нейронна мережа складається з взаємопов'язаних вузлів (нейронів), що обробляють та передають дані [15].

Нейромережеві моделі прогнозування часових рядів є потужними інструментами для аналізу складних, нелінійних та нестационарних даних. Вони можуть враховувати нелінійні залежності, а також автоматично витягати важливі особливості з даних без необхідності ручного вибору характеристик. Деякі види нейромережевих моделей представлені нижче:

- Простий багатошаровий перцептрон (MLP).
- Рекурентні нейронні мережі (RNN).
- Рекурентна нейронна мережа «Довга короткочасна пам'ять» (LSTM).

Головною перевагою нейромережевих моделей у прогнозуванні є здатність моделювати нелінійні взаємозв'язки між майбутніми станами та попередніми значеннями в часових рядах, що робить його корисним у багатьох сферах, таких як медицина, автоматизація, геонауки, військові справи та фінансові прогнози. Крім того, він характеризується високою точністю прогнозів, адаптивністю та можливістю масштабування. Проте основним недоліком є процес навчання системи, зокрема вибір алгоритму, специфічні вимоги до навчальних наборів даних та ресурсомісткість самого процесу.

Моделі на основі ланцюгів Маркова (Markov chain model) прогнозують майбутній стан процесу в залежності від його теперішнього стану і не враховують попередні значення ряду, тому для таких моделей характерна коротка пам'ять [13].

Моделі на основі ланцюгів Маркова також часто використовуються для прогнозування часових рядів, особливо в контексті, де майбутні стани системи залежать лише від поточного стану (властивість Маркова). Ці моделі є корисними для роботи з дискретними часовими рядами або для випадків, коли потрібно враховувати стохастичні процеси. Основні моделі, що базуються на ланцюгах Маркова для прогнозування часових рядів, включають:

- Прості моделі ланцюгів Маркова.
- Приховані ланцюги Маркова (HMM).

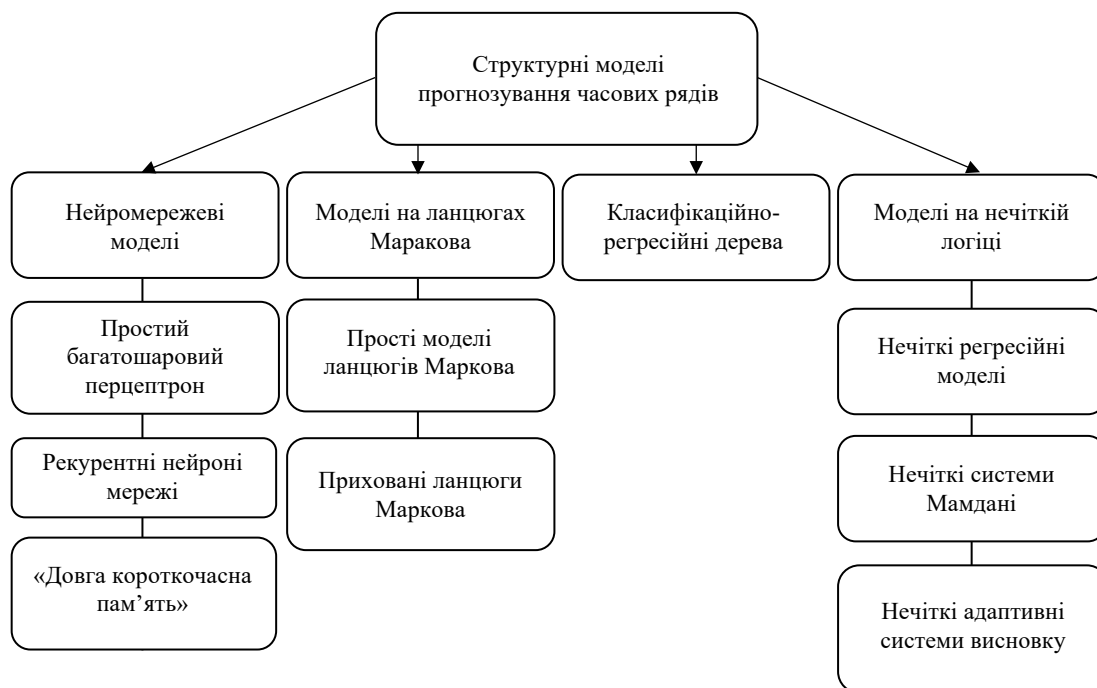


Рис. 3. Структурні моделі прогнозування часових рядів

Джерело: складено автором на основі [4]

Основною перевагою таких моделей є простота в моделюванні випадкових процесів. Застосовуються в різноманітних сферах життя, від прогнозування платоспроможності позичальників до генерації тексту [18]. Широко використовуються у фінансовому прогнозуванні та Data Science. Для деяких типів задач недоліком є коротка пам'ять методу, що не враховує попередні стани.

Класифікаційно-регресійні моделі (або дерева рішень і їхні похідні) (CART) також можуть бути використані для прогнозування часових рядів. Ці моделі здатні розв'язувати як завдання класифікації, так і регресії, і, зокрема, можуть моделювати складні залежності у часових рядах. Вони добре працюють з нелінійними залежностями і не вимагають припущення про лінійність або стаціонарність даних [12].

CART переважно застосовується в системах підтримки прийняття рішень, аналізу даних та машинному навчанні [19; 20].

Ключовими перевагами є легкість та адаптивність моделей, а також висока точність прогнозування в порівнянні з альтернативними моделями. Крім того, вона здатна працювати з невеликим обсягом даних, що вимагає мінімального обсягу пам'яті. Недоліками є пошук оптимальної структури дерева і можливість перенавчання.

Моделі на основі нечіткої логіки є ефективними інструментами для прогнозування часових рядів, особливо коли дані є неповними, неточними або невизначеними. Вони дозволяють моделювати складні та нелінійні процеси,

використовуючи нечіткі правила і логіку. Це дозволяє краще враховувати невизначеності та неточності, які часто зустрічаються в реальних даних. Деякі моделі на основі нечіткої логіки:

- Нечіткі регресійні моделі.
- Нечіткі системи Мамдані.
- Нечіткі адаптивні системи висновку

(ANFIS) [8].

Моделі на основі нечіткої логіки добре підходять для інвестиційних проєктів, де важливо враховувати неповні або неточні дані, наприклад, в оцінці ризиків, вартості активів або прогнозуванні доходності. Вони дозволяють моделювати експертні знання та інтуїтивні судження у вигляді нечітких правил [14; 17].

Серед недоліків моделей на основі нечіткої логіки виділимо їх складність у розробці та налаштуванні, оскільки потребують визначення чіткого набору правил і функцій належності для кожного з показників, таких як грошові потоки або витрати.

Комбіновані моделі прогнозування часових рядів є потужним інструментом для підвищення точності прогнозів. Вони поєднують різні методи та підходи для використання сильних сторін кожної окремої моделі та мінімізації її недоліків. Основна ідея полягає в тому, що прогноз, побудований на основі кількох методів, може бути більш стійким і точним, ніж прогноз, побудований на одній моделі. До основних комбінованих моделей відносяться такі:

- Гібридні моделі ARIMA+GARCH.
- ARIMA + Нейронні мережі.

- SARIMA + Експоненціальне згладжування.
- Експоненціальне згладжування + Нейронні мережі.
- VAR + Нейронні мережі [21; 22].

Комбіновані моделі часто використовуються для моделювання складних, нелінійних, сезонних і мультиваріантних даних, що робить їх ефективними для прогнозування в інвестиційних проектах з різних галузей.

Висновки з проведеного дослідження. На основі проведеного дослідження можна стверджувати, що вибір моделі прогнозування має вирішальне значення для точності прогнозу, оскільки різні методи мають свої особливості та обмеження під час здійснення прогнозування часових рядів в інвестиційних проектах.

Статистичні моделі, такі як регресійні, авторегресійні та моделі ковзного середнього, є ефективними для прогнозування часових рядів із лінійними або менш складними залежностями. Проте, для довгострокового прогнозування та врахування складних процесів, доцільно використовувати структурні моделі, такі як нейромережі, ланцюги Маркова та моделі на основі нечіткої логіки.

Прогнозування часових рядів є критично важливим інструментом для ефективного управління інвестиційними проектами. Правильний вибір моделі прогнозування, з урахуванням специфіки проекту та рівня ризику, дозволяє підвищити точність оцінок і приймати більш обґрунтовані рішення в умовах невизначеності.

Список використаних джерел:

1. Андрієнко В.М. Теоретичні та методологічні аспекти моделювання статистичних рядів даних. Розвиток науки в XXI столітті. *Збірник статей VII Міжнародної конференції*. 2015. № 2. С. 68–76.
2. Андрієнко В.М., Арсірій О.О. Інтелектуальний аналіз часових рядів з стохастичним трендом. *Східно-європейський журнал провідних технологій*. 2011. № 4/4 (52). С. 4–8.
3. Андрієнко В.М., Арсірій О.О. Комплексна методологія аналізу, моделювання і прогнозування часових рядів. *Сучасний науковий вісник. Серія «Математика»*. 2010. № 13(95). С. 71–92.
4. Андрусенко Ю.О. Аналіз основних моделей прогнозування часових рядів. *Збірник наукових праць ХНУПС*. 2020. №3. С. 91–96.
5. Баклан І.В., Степанкова Г.А. Імовірнісні моделі для аналізу та прогнозування часових рядів. *Штучний інтелект*. 2008. № 3. С. 505–515.
6. Баклан І.В., Степанкова Г.А. Про деякі нові особливості використання прихованих марківських моделей для аналізу та прогнозування часових рядів. *Штучний інтелект*. 2010. № 4. С. 337–341.
7. Бегун С., Хомюк Н., Подзізей О. Економетричні методи та моделі в прийнятті управлінських рішень в умовах цифрової трансформації. *Економіка та суспільство*. 2024. № 66. URL: <https://economyandsociety.in.ua/index.php/journal/article/view/4543/4486>
8. Березька К.М., Маслій В.В. Методологічні аспекти застосування моделі нечітких часових рядів для прогнозування податкових надходжень. *Актуальні проблеми економіки*. 2011. № 1. С. 227–235.
9. Коцюбинський В.Ю., Кислиця Л.М. Основи моделювання ринкових ситуацій: навчальний посібник. Вінниця : ВНТУ, 2013. 99 с.
10. Васильєва Л.В., Кльованик О.А. Регресійні моделі та аналіз часових рядів: навчальний посібник для студентів вищих навчальних закладів. Краматорськ : ДДМА, 2010. 176 с.
11. Селін Ю.М., Баклан І.В. Математичний апарат для прогнозування часових рядів економічного та екологічного типів, що можуть бути піддані зовнішнім впливам. *Вісник Херсонського національного університету*. 2013. № 2(47). С. 315–318.
12. Champandar A.J. Artificial intelligence in computer games: how to teach virtual characters to react to external influences. 768 p.
13. Afrinaldi F. Exploring product lifecycle using Markov chain. *Procedia Manufacturing*. 2020. № 43. P. 391–398. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2020.02.196>
14. Alfares H.K. Electric load forecasting: literature survey and classification of methods. *International Journal of Systems Science*. 2002. № 33. P. 23–34. DOI: <https://doi.org/10.1080/00207720110067421>
15. Bhadeshia H.K. Neural Networks in Materials Science. *ISIJ International*. 1999. № 39(10). P. 966–979. DOI: <https://doi.org/10.2355/isijinternational.39.966>
16. Brown R.G. The Fundamental Theory of Exponential Smoothing. *Operations Research*. 1961. № 9. P. 673–685. DOI: <https://doi.org/10.1287/opre.9.5.673>
17. Chakraborty T. Real-time forecasts and risk assessment of novel coronavirus (COVID-19) cases: data-driven analysis. *Chaos, Solitons and Fractals*. 2020. № 135. URL: <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2020.109850>
18. Fawaz S. Beyond vector space model for hierarchical Arabic text classification: A Markov chain approach. *Information Processing & Management*. 2018. № 54. P. 105–115. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2017.10.003>

19. Hao L. Forecasting and Evaluating Water Quality of Chao Lake based on an Improved Decision Tree Method. *Procedia Environmental Sciences*. 2010. № 2. P. 970–979. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.proenv.2010.10.109>
20. Shcherbakov M. Automated Electric Energy Consumption Forecasting System Based On DecisionTree Approach. *Management and Control*. 2013. № 46(9). P. 1027–1032. DOI: <https://doi.org/10.3182/20130619-3-RU-3018.00486>
21. Smyl S. A hybrid method of exponential smoothing and recurrent neural networks for time series forecasting. *International Journal of Forecasting*. 2020. № 36. P. 75–85. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2019.03.017>
22. Wongsathan R. A hybrid ARIMA and Neural Networks model for PM-10 pollution estimation: The case of Chiang Maicity moat area. *Procedia Computer Science*. 2016. № 86. P. 273–276. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.05.057>

References:

1. Andriienko V. M. (2015) Teoretychni ta metodolohichni aspekty modeliuvannia statystychnykh riadiv danykh [Theoretical and methodological aspects of statistical data series modeling]. Proceedings of the Rozvytok nauky v XXI stolitti: VII Mizhnarodna konferentsiia (Ukraine), no. 2, pp. 68–76.
2. Andriienko V. M., Arsirii O. O. (2011) Intelktualnyi analiz chasovykh riadiv z stokhastychnym trendom [Intellectual analysis of time series with stochastic trend]. *Skhidno-evropeiskyi zhurnal providnykh tekhnolohii*, vol. 4/4, no. 52, pp. 4–8.
3. Andriienko V. M., Arsirii O. O. (2010) Kompleksna metodolohiia analizu, modeliuvannia i prohnouzuvannia chasovykh riadiv [Complex methodology of time series analysis, modeling and forecasting]. *Suchasnyi naukovyi visnyk. Seriya "Matematyka"*, no. 13(95), pp. 71–92.
4. Andrusenko Yu. O. (2020) Analiz osnovnykh modelei prohnouzuvannia chasovykh riadiv [Analysis of basic time series forecasting models]. *Zbirnyk naukovykh prats KhNUPS*, no. 3, pp. 91–96.
5. Baklan I. V., Stepankova H. A. (2008) Imovirnisni modeli dlia analizu ta prohnouzuvannia chasovykh riadiv [Probabilistic models for time series analysis and forecasting]. *Shtuchnyi intelekt*, no. 3, pp. 505–515.
6. Baklan I. V., Stepankova H. A. (2010) Pro deiaki novi osoblyvosti vykorystannia prykhovanykh markivskykh modelei dlia analizu ta prohnouzuvannia chasovykh riadiv [On some new features of using hidden Markov models for time series analysis and forecasting]. *Shtuchnyi intelekt*, no. 4, pp. 337–341.
7. Behun S., Khomiuk N., Podzizei O. (2024) Ekonometrychni metody ta modeli v pryiniatti upravlynskykh rishen v umovakh tsyfrovoy transformatsii [Econometric methods and models in management decision-making under digital transformation]. *Ekonomika ta suspilstvo*, no. 66. Available at: <https://economyandsociety.in.ua/index.php/journal/article/view/4543/4486> (accessed January 23, 2025).
8. Berezka K. M., Maslii V. V. (2011) Metodolohichni aspekty zastosuvannia modeli nechitkykh chasovykh riadiv dlia prohnouzuvannia podatkovykh nadkhodzen [Methodological aspects of applying fuzzy time series model for tax revenue forecasting]. *Aktualni problemy ekonomiky*, no. 1, pp. 227–235.
9. Kotsiubynskyi V. Yu., Kyslytsia L. M. (2013) Osnovy modeliuvannia rynkovykh sytuatsii [Fundamentals of market situations modeling]. Vinnytsia: VNTU. (in Ukrainian)
10. Vasyliieva L. V., Kliovanyk O. A. (2010) Rehresiini modeli ta analiz chasovykh riadiv [Regression models and time series analysis]. Kramatorsk: DDMA. (in Ukrainian)
11. Selin Yu. M., Baklan I. V. (2013) Matematychnyi aparat dlia prohnouzuvannia chasovykh riadiv ekonomichnoho ta ekolohichnoho typiv, shcho mozhut buty piddani zovnishnim vplyvam [Mathematical apparatus for forecasting economic and ecological time series that may be subject to external influences]. *Visnyk Khersonskoho natsionalnoho universytetu*, no. 2(47), pp. 315–318.
12. Champandar A. J. Artificial intelligence in computer games: how to teach virtual characters to react to external influences. 768 p.
13. Afrinaldi F. (2020) Exploring product lifecycle using Markov chain. *Procedia Manufacturing*, no. 43, pp. 391–398. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2020.02.196>
14. Alfares H. K. (2002) Electric load forecasting: literature survey and classification of methods. *International Journal of Systems Science*. no. 33, pp. 23–34. DOI: <https://doi.org/10.1080/00207720110067421>
15. Bhadeshia H. K. (1999) Neural Networks in Materials Science. *ISIJ International*. no. 39(10). pp. 966–979. DOI: <https://doi.org/10.2355/isijinternational.39.966>
16. Brown R. G. (1961) The Fundamental Theory of Exponential Smoothing. *Operations Research*. no. 9. pp. 673–685. DOI: <https://doi.org/10.1287/opre.9.5.673>
17. Chakraborty T. (2020) Real-time forecasts and risk assessment of novel coronavirus (COVID-19) cases: A data-driven analysis. *Chaos, Solitons and Fractals*. no. 135. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2020.109850>

18. Fawaz S. (2018) Beyond vector space model for hierarchical Arabic text classification: A Markov chain approach. *Information Processing & Management*. no. 54. pp. 105–115. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2017.10.003>
19. Hao L. (2010) Forecasting and Evaluating Water Quality of Chao Lake based on an Improved Decision Tree Method. *Procedia Environmental Sciences*. no. 2, pp. 970–979. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.proenv.2010.10.109>
20. Shcherbakov M. (2013) Automated Electric Energy Consumption Forecasting System Based On DecisionTree Approach. *Management and Control*. no. 46(9), pp. 1027–1032. DOI: <https://doi.org/10.3182/20130619-3-RU-3018.00486>
21. Smyl S. (2020) A hybrid method of exponential smoothing and recurrent neural networks for time series forecasting. *International Journal of Forecasting*. no. 36. pp. 75–85. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2019.03.017>
22. Wongsathan R. (2016) A hybrid ARIMA and Neural Networks model for PM-10 pollution estimation: The case of Chiang Maicity moat area. *Procedia Computer Science*. no. 86. pp. 273–276. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.05.057>