

Порівняльний аналіз ефективності моделей прогнозування часових рядів за допомогою багатокритеріальної процедури на прикладі фінансових показників

У процесі виконання дослідження був розроблений програмний комплекс для прогнозування часових рядів з використанням моделей з різних класів та аналізу їх ефективності. Були побудовані та налаштовані відомі моделі часових рядів, такі як нейронні мережі, нечіткий логічний вивід, адаптивне прогнозування, моделі авторегресії-ковзного середнього, групового урахування аргументів, сингулярного спектрального розкладання. Для повної оцінки придатності моделі до прогнозування конкретного ряду важливо оцінити модель за декількома параметрами, а саме, точністю побудованих прогнозів, складністю математичних обчислень та адекватністю результатів. Неприйняття до уваги певного критерію може спричинити втрату зниження якості прогнозів відносно майбутньої поведінки процесу. Недостатньо точні моделі будуть давати занадто високе значення похибки прогнозу. Ігнорування складності моделі може призвести до використання надмірної кількості параметрів або вибору моделі з необґрунтовано складною архітектурою. Адекватність моделі пояснює, наскільки добре модель описує досліджуваний процес. Розроблена авторами процедура дозволяє враховувати усі перераховані вище фактори. Оцінка точності проводиться шляхом обчислення значень загальної квадратичної та загальної абсолютної похибок прогнозів. Складність моделі оцінюється з використанням інформаційних критеріїв якості. Адекватність визначається за допомогою обчислення значення скорегованого коефіцієнта детермінації, проведення тесту Фішера та аналізу залишків. Запропонований алгоритм дозволяє проводити аналіз ефективності побудованих моделей прогнозування. Результати його роботи можуть бути використані як для безпосереднього прогнозування значень майбутніх рівнів ряду, так і для подальших досліджень в області аналізу часових рядів. Наприклад, як попередній етап при побудові ансамблів моделей прогнозування або ідентифікації викидів у часовій послідовності.

Ключові слова: прогнозування часових рядів; нейронні мережі; ARIMA; адаптивні моделі; похибка прогнозу; інформаційні критерії якості; тест Фішера; коефіцієнт детермінації; аналіз залишків.

Постановка проблеми у загальному вигляді та її зв'язок з важливими практичними завданнями. Прогнозування часових рядів є актуальною задачею сьогодення. Кількість моделей та методів прогнозування постійно збільшується: дослідниками розробляються нові підходи та вдосконалюються вже існуючі. Незважаючи на це, немає єдиної, яка б показувала однаково якісні результати на різних за природою та складністю рядах динаміки. Особливо для таких, як фінансові показники, які часто характеризуються нестационарністю, нелінійністю та різкою динамікою змін рівнів ряду. Тому актуальним стає питання пошуку оптимальної моделі прогнозування для конкретного процесу. Для цього важливо провести повноцінний аналіз ефективності моделей прогнозування та їх придатності до опису певного динамічного процесу. Ця задача є складною та потребує суттєвих математичних обчислень. У процесі виконання дослідження був розроблений програмний комплекс, який автоматично будує відомі на сьогоднішній день моделі часових рядів, що є представниками різних підходів до прогнозування, та знаходить з них оптимальну за допомогою багатокритеріальної процедури. Запропонована процедура дозволяє оцінити як точність та адекватність моделі, так і складність математичних обчислень, які необхідно виконати.

Аналіз останніх досліджень. Згідно з [1–2] на сьогоднішній день нараховується не менше ста видів моделей прогнозування часових рядів. Умовно їх можна поділити на такі групи: моделі часових рядів і моделі предметної області. Моделі предметної області використовують закони із певної галузі знань. Наприклад, математична модель, яка робить прогноз щодо погоди, містить рівняння динаміки рідин і термодинаміки [3]. Моделі часових рядів, навпаки, є універсальними для різних за природою процесів. Наприклад, нейронні мережі можна застосовувати як для прогнозування температури повітря, так і для побудови прогнозів щодо поведінки біржових індексів [3].

Моделі часових рядів є перспективним напрямом досліджень сьогодні. Їх також поділяють на дві групи: статистичні та структурні. У статистичних моделях часовий ряд подають у вигляді функції від часу. До цієї групи належать регресійні та авторегресійні підходи, моделі експоненційного згладжування, моделі групового урахування аргументів тощо. Використання класичних регресійних методів потребує

складних математичних обчислень та накладає обмеження на розміри ряду: такі методи не доцільно застосувати для прогнозування та аналізу коротких часових послідовностей. Окрім цього, процес вибору оптимальної форми регресійної кривої може вимагати залучення експерта [4]. Тому на сьогоднішній день більш перспективним вважається застосування підходів, повністю або частково позбавлених цих недоліків, таких як моделі ARIMA, МГУА, адаптивні моделі Хольта, Тейла-Вейджа, Уінтерса, тощо.

Структурними моделями називають моделі, які знаходять закономірності розвитку подій всередині досліджуваного процесу [3]. Для цього часто застосовують підходи, що базуються на принципах машинного навчання. До них належать нейронні мережі, моделі нечіткої логіки, ланцюги Маркова, генетичні алгоритми, опорні вектори, тощо. Вони добре зарекомендували себе у різних сферах аналізу даних, таких як розпізнавання образів та мови, обробка аудіо- та відео- сигналів. Важливим напрямом досліджень на сьогоднішній день є застосування цих методів до прогнозування рядів динаміки. Наприклад, у роботі [5] розглядається питання прогнозування рівня популяції населення за допомогою математичного апарату нечіткої логіки; дослідження [6] присвячено проблемі використання ланцюгів Маркова в аналізі фінансових показників.

Незважаючи на таке велике різноманіття підходів прогнозування, на сьогоднішній день не існує єдиного, який би показував однаково якісні результати, навіть для певної підмножини процесів [7]. З цієї точки зору актуальним питанням є порівняння якості та ефективності різних моделей часових рядів для прогнозування конкретного процесу. У [8] для цього використовують значення похибки прогнозу. Але за такого підходу зовсім не враховується складність моделі, що може призвести до того, що досить громіздкі моделі, які надають невелику перевагу у значенні похибки прогнозу, будуть вважатися оптимальними. Альтернативним рішенням є використання інформаційних критеріїв. У роботі [9] застосовують інформаційний критерій Акаїке, АІС. Але численні результати показали, що АІС також має тенденцію до вибору більш складних моделей [10]. Окрім цього, використання лише одного критерію не дозволяє комплексно оцінити та порівняти ефективність різних моделей часових рядів. Недостатньо точні моделі будуть давати занадто високе значення похибки прогнозу. Ігнорування складності моделі може призвести до використання надмірної кількості параметрів або вибору моделі з необґрунтовано складною архітектурою. Перевірка адекватності моделі прогнозування також є важливим етапом аналізу її якості, бо саме ця характеристика пояснює, наскільки добре обрана модель відповідає досліджуваному процесу. Тому перспективним напрямом досліджень є розробка комплексного підходу, який дозволяв би оцінювати моделі часових рядів за значенням точності прогнозів, їхньою складністю та рівнем адекватності, або відповідності процесу, який перевіряється за допомогою тестів Фішера, коефіцієнта детермінації та механізму аналізу залишків.

Незважаючи на важливість цієї задачі, кількість програмних продуктів, які б дозволяли автоматично будувати моделі часових рядів з різних класів та надавав би можливість комплексної оцінки їх ефективності на сьогоднішній день є обмеженою. У доступних для широкого кола користувачів пакетах статистичної обробки даних, наприклад R [11], ця можливість частково присутня, але потребує від користувача написання скриптів, самостійного завантаження додаткових бібліотек та вивчення правил використання потрібних функцій. Це може викликати певні труднощі для тих людей, які не є фахівцями в області статистики та програмування. Окрім цього, реалізація не всіх функцій, необхідних для комплексної оцінки ефективності моделі прогнозування, наявна у пакеті. Наприклад, процедури аналізу залишків реалізовані лише для регресійних моделей.

Все це дає підстави стверджувати, що важливим є питання розробки програмного комплексу для багатокритеріальної оцінки та порівняння моделей прогнозування. При цьому важливим фактором є те, щоб програма була простою в освоєнні, зрозумілою та зручною у використанні, а також надавала можливість за бажанням користувача змінювати список критеріїв оцінки якості. Відібрані таким чином моделі у подальшому можна використовувати як безпосередньо для прогнозування майбутніх рівнів часового ряду, так і для попереднього етапу при побудові ансамблів [8, 12–14], тобто наборів моделей прогнозування або ідентифікації викидів [15].

Формулювання мети статті. Мета дослідження – провести аналіз ефективності відомих на сьогоднішній день підходів до прогнозування фінансових часових рядів з використанням оцінки точності прогнозів, складності моделі та її адекватності досліджуваному процесу. Для досягнення мети були поставлені такі завдання:

– реалізувати адаптивні моделі прогнозування, поінтегровані моделі авторегресії-ковзного середнього, моделі нейронної мережі, нечіткої логіки, спектрального сингулярного аналізу та групового урахування аргументів;

– розробити процедуру багатокритеріального вибору, яка дозволяє враховувати якість побудованих моделей за значенням похибок прогнозів, інформаційних критеріїв якості та результатами аналізу залишків;

– оцінити та порівняти якість побудованих моделей прогнозування за допомогою розробленої багатокритеріальної процедури.

Викладення основного матеріалу. У процесі виконання дослідження був розроблений програмний комплекс, який містить реалізацію адаптивних моделей прогнозування, моделей авторегресії-ковзного середнього, нейронних мереж, нечіткої логіки, спектрального сингулярного аналізу та групового урахування аргументів. Ці підходи є досить потужними методами прогнозування, які добре зарекомендували себе в аналізі та прогнозуванні різних за природою та складністю процесів.

Адаптивні моделі ґрунтуються на принципах експоненційного згладжування, тобто враховують старіння інформації і швидко підлаштовуються під динаміку змін показника. Виокремлюють адаптивні моделі Брауна, Тейла-Вейджа, Бокса-Дженкіса, Хольта, адитивну лінійну, адитивну експоненційну, мультиплікативну лінійну та мультиплікативну експоненційну [16]. Їхніми перевагами є можливість застосування для прогнозування коротких часових рядів та відсутність необхідності виконання складних математичних обчислень. До недоліків цих моделей можна зараховувати сильну залежність результатів роботи моделей від значень параметрів згладжування. У розробленому програмному продукті ця проблема вирішується за допомогою генетичного алгоритму з дійсним кодуванням, описаного у [17].

Моделі авторегресії-ковзного середнього були запропоновані у 60-х роках минулого століття для аналізу та прогнозування стаціонарних процесів. За цей час вони зарекомендували себе як дуже потужний засіб прогнозування часових рядів. У розробленому авторами програмному комплексі була реалізована модель ARIMA, яка дозволяє працювати з нестационарними рядами. За такого підходу ряд подають у вигляді функції:

$$\Delta^d X_t = c + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^p \alpha_i \Delta^d X_{t-i} + \sum_{j=0}^q b_j \varepsilon_{t-j} \quad , \quad (1)$$

де c , α_i , b_j – параметри моделі; Δ^d — оператор різниці часового ряду порядку d , p – порядок авторегресії, q – порядок ковзного середнього, ε_t – незалежні, нормально розподілені похибки з нульовою середньою та однаковою дисперсією. Головною проблемою, яка виникає при роботі з цими моделями, є задача підбору оптимальних значень порядку інтегрування, авторегресії та ковзного середнього. У розробленому авторами програмному комплексі ця проблема вирішується з використанням процедур, описаних у [18].

Нейронні мережі є досить потужним засобом аналізу даних. Сьогодні існує велика кількість мереж, які різняться архітектурою та алгоритмами навчання. У програмному комплексі була реалізована модель нейронної мережі авторегресії порядку p , описана у [19]. Основними труднощами, які виникають при моделюванні такої мережі є визначення оптимального значення порядку авторегресії. Програма дозволяє знаходити це значення автоматично за допомогою інформаційного критерію Акаїке. При роботі з нейронними мережами особливо важливим є питанням вибору правильного алгоритму навчання. У моделі нейронної мережі, реалізованої авторами, навчання проводиться з використанням квазіньютонівського алгоритму Бройдена-Флетчера-Гольдфарба-Шанно (BFGS) [20], який дозволяє не знаходити гесіан матриці напряму, а використовувати для цього попередні розрахунки. Це скорочує час, необхідний для виконання необхідних математичних обчислень, але не знижує якості навчання.

Також у процесі виконання дослідження були реалізовані моделі прогнозування з використанням сингулярного спектрального розкладання (SSA) [21], нечіткої логіки [5] та групового урахування аргументів (МГУА) [22]. У програмному комплексі для реалізації моделей SSA, нечіткої логіки, МГУА використовували сторонні реалізації з бібліотек `alglib` [23], `AnalyzeTS` [24] та `GMDH` [25] відповідно.

Багатокритеріальна процедура порівняння ефективності моделей прогнозування

У поточному розділі наведено опис процедури вибору оптимальної моделі прогнозування часового ряду у випадку, якщо до уваги беруться усі можливі критерії оцінки якості моделі. Оцінка якості моделі включає аналіз точності, складності та адекватності моделі. Для оцінки точності та складності моделі розраховують значення похибок прогнозу, інформаційних критеріїв якості та коефіцієнта детермінації. Перевірка адекватності моделі включає проведення тесту Фішера та аналізу залишків моделі. Механізм аналізу залишків включає статистичні критерії перевірки середнього на нуль, рівності дисперсій, відсутності автокореляції, випадковості та нормальності розподілу отриманого ряду.

Крок 1. За кожною з обраних користувачем моделей прогнозування побудувати прогнозний часовий ряд \hat{u}_t , $t = \overline{1, N}$.

Крок 2. Для кожної з побудованих моделей розрахувати значення загальної квадратичної похибки прогнозу, SSE :

$$SSE = \sum_{t=1}^N e_t^2, \quad (2)$$

де $e_t = u_t - \hat{u}_t$ – ряд залишків моделі; $t = \overline{1, N}$. u_t – початкові рівні ряду; $t = \overline{1, N}$, \hat{u}_t – рівні ряду; отримані моделлю прогнозування, $t = \overline{1, N}$.

Крок 3. Для кожної моделі розраховуємо значення загальної абсолютної похибки прогнозу, SAE :

$$SAE = \sum_{t=1}^N |e_t|, \quad (3)$$

де $e_t = u_t - \hat{u}_t$ – ряд залишків моделі; $t = \overline{1, N}$, u_t – початкові рівні ряду; $t = \overline{1, N}$, \hat{u}_t – рівні ряду; отримані моделлю прогнозування; $t = \overline{1, N}$.

Крок 4. Для кожної моделі обчислюємо значення сфокусованого інформаційного критерію якості, FIC , за формулою:

$$FIC = MSE + MAE, \quad (4)$$

$$MSE = \frac{SSE}{N - m}, \quad (5)$$

$$MAE = \frac{SAE}{N - m}, \quad (6)$$

де SSE – загальна квадратична похибка прогнозу; SAE – загальна абсолютна похибка прогнозу; N – довжина ряду; m – кількість параметрів моделі. Головною відмінністю FIC від простого сумування значень SSE та SAE є те, що критерій дозволяє враховувати не тільки точність побудованих моделей, а й їхню складність, тобто кількість параметрів, які необхідно обчислити при їх використанні.

Крок 5. Для кожної моделі обчислюємо значення інформаційного критерію якості Акаїке, AIC за формулою:

$$AIC = \frac{2m}{N} + \ln \frac{SSE}{N}, \quad (7)$$

де m – кількість параметрів моделі; N – довжина ряду; SSE – загальна квадратична похибка прогнозу.

Крок 6. Чисельні результати показали, що AIC має тенденцію до вибору моделей із більшою кількістю параметрів, ніж необхідно [10]. Подолати цей недолік можна за допомогою скорегованого критерію Акаїке $AICc$. Для кожної моделі обчислюємо значення скорегованого інформаційного критерію якості Акаїке, $AICc$ за формулою:

$$AICc = AIC + \frac{2m^2}{N - m - 1}, \quad (8)$$

де m – кількість параметрів моделі; N – довжина ряду; SSE – загальна квадратична похибка прогнозу.

Крок 7. Для кожної моделі обчислюємо значення інформаційного критерію якості Шварца, BIC , за формулою:

$$BIC = \frac{m \ln N}{N} + \ln \frac{SSE}{N}, \quad (9)$$

де m – кількість параметрів моделі, N – довжина ряду, SSE – загальна квадратична похибка прогнозу.

Крок 8. Чим менше значення SSE , SAE , FIC , AIC , $AICc$ та BIC , тим кращою вважається побудована модель. Тому за кожним з цих критеріїв нараховуємо кожній моделі певну кількість балів за таким правилом: загальна кількість балів – M розподіляється між моделями-конкурентами обернено пропорційно значенням цих критеріїв.

Крок 9. Для кожної моделі обчислюємо значення скорегованого коефіцієнта детермінації, R^{*2} :

$$R^{*2} = \left(1 - \frac{SSE/(N - m)}{SST/(N - 1)} \right) * 100\%, \quad (10)$$

де $SST = \sum_{t=1}^N (u_t - \bar{u})^2$, u_t – початкові рівні ряду, $t = \overline{1, N}$, \bar{u} – середнє арифметичне значення

початкового ряду, SSE – загальна квадратична похибка прогнозу, N – довжина ряду, m – кількість параметрів моделі.

Скорегований коефіцієнт детермінації завжди менший ніж 100 %. Теоретично R^{*2} може бути менший за нуль тільки в разі дуже малого значення R^2 та великої кількості параметрів, що свідчить про неадекватний вибір моделі прогнозування.

Крок 10. Чим більше значення R^{*2} , тим кращою вважається побудована модель. Тому загальна кількість балів – M розподіляється між моделями-конкурентами прямо пропорційно значенню коефіцієнта детермінації.

Крок 11. Для кожної моделі проводимо тест адекватності Фішера [4].

Крок 12. Для ряду залишків кожної з побудованих моделей проводимо тест на рівність середнього нулю за допомогою одновибіркового критерію Стьюдента [26].

Крок 13. Для ряду залишків кожної з побудованих моделей проводимо тест на рівність дисперсій за допомогою критерію Спірмена [4].

Крок 14. Перевіряємо ряди залишків побудованих моделей часового ряду на відсутність автокореляції за допомогою критерію Дарбіна-Уотсона [4].

Крок 15. Проводимо тест на нормальність розподілу у рядах залишків за допомогою критерію Жака-Бера [27].

Крок 16. Проводимо тест на випадковість рядів залишків за допомогою тесту Спірмена на випадковість [4].

Крок 17. За результатами виконання тесту Фішера, одновибіркового критерію Стьюдента, тесту Спірмена на рівність дисперсій, критерію Дарбіна-Уотсона, Жака-Бера та тесту Спірмена на випадковість для кожної моделі нараховуємо певну кількість балів за таким правилом. Якщо будь-яка із моделей певний тест не пройшла, то надаємо їй нуль балів за цим критерієм. Моделі, які пройшли поточний тест, отримують M/k балів, де k – кількість моделей, які пройшли тест, M – загальна кількість балів.

За допомогою інтерфейсу програми можна змінювати критерії, за якими буде проводитися оцінка якості побудованих моделей.

Результати аналізу ефективності реалізованих моделей прогнозування

Програма була апробована на часових рядах, які представляють собою щоденні коливання цін на акції відомих американських компаній таких, як Apple Inc. (AAPL), AAON, Inc. (AAON), PT Aneka Tambang Tbk (ANTM.JK), Conagra Brands, Inc. (CAG), Caterpillar Inc. (CAT), Delta Air Lines, Inc. (DAL), Edison International (EIX), International Business Machines Corporation (IBM), Microsoft Corporation (MSFT), тощо на момент відкриття біржі у період з 25 грудня 2017 до 26 грудня 2018 року.

Для проведення тесту часові ряди були розподілені на три групи: часові ряди, що містять лише тренд, лише сезонність і ряди, що містять як тренд, так і сезонність. До першої групи належать щоденні коливання акцій CAT, EBS, MSFT, SAIA, VTI та XENT. До другої – AAON, CAG, DAL, EIX, IBM, MHI, OBCI, ODP, XEC, XLP та ZUMZ. У третю групу входять такі ряди, як AAPL, ANTM.JK, DBD, MHO, OTIC, XLV. Наявність у аналізованих часових рядах трендової складової перевірялася за допомогою статистичного критерію випадковості Спірмена та знаків різниці. Перевірка сезонних та циклічних коливань у ряді проводилися за допомогою критерію екстремальних точок та побудови корелограми.

На часових рядах з яскраво вираженим трендом одні з найменших значень загальної квадратичної та абсолютної похибки прогнозу – SSE та SAE – показали моделі групового урахування аргументів, нейронної мережі та авторегресії-ковзного середнього. Найкращі ж результати стабільно показують моделі сингулярного спектрального розкладання із довжиною вікна $L=5$, кількість головних компонент, K , достатньо покласти 2. У таблиці 1 наведено значення SSE та SAE для кожної з побудованих моделей для ряду XENT. На рисунку 1 показано вихідний часовий ряд та його корелограму, за виглядом якої можна зробити висновок про наявність у ряді яскраво вираженої тенденції та відсутність періодичних коливань. Напівжирним виділені моделі з найменшими значеннями похибок прогнозу. На часових рядах без тренду, але з наявною сезонною складовою найменші значення SSE та SAE також показують моделі SSA. Друге та третє місця на досліджуваних рядах найчастіше «займають» моделі групового урахування аргументів та нейронної мережі. У таблиці 2 наведено значення SSE та SAE кожної з побудованих моделей для ряду XEC (рис. 2). Результати на послідовностях, що містять як тренд, так і сезонність, за значенням SSE та SAE не суттєво відрізняються від інших рядів. Найменші значення похибок дають моделі SSA, нейронної мережі та ARIMA. Варто зазначити, що на певних рядах третьої групи, а саме, AAPL, MHO, XLV, «нечітка» модель показала досить якісні результати. У таблиці 3 наведено значення SSE та SAE кожної з побудованих моделей для ряду XLV (рис. 3).

Якщо ж брати до уваги не тільки значення похибок, а й інформаційні критерії якості, то моделі групового урахування поступаються іншим через використання великої кількості параметрів. У цьому випадку на рядах першої та другої групи найкращі результати показують моделі SSA, на другому місці модель нейронної мережі, на третьому – моделі ARIMA, або адаптивні моделі. У таблицях 1, 2 наведені значення FIC , AIC , $AICc$, BIC , а також скорегованого коефіцієнта детермінації для кожної з побудованих моделей для рядів XENT та XEC. Напівжирним виділені моделі з найменшими значеннями інформаційних критеріїв якості. На рядах, що мають як тренд, так і сезонність, найкращі результати також показують моделі SSA. Друге місце розділяють моделі нейронної мережі та нечіткої логіки. Цікаво, що для певних рядів третьої групи, а саме, AAPL, MHO та XLV, «нечітка» модель показала досить якісні результати роботи. У таблиці 3 наведено значення інформаційних критеріїв якості для кожної з побудованих моделей для ряду XLV.

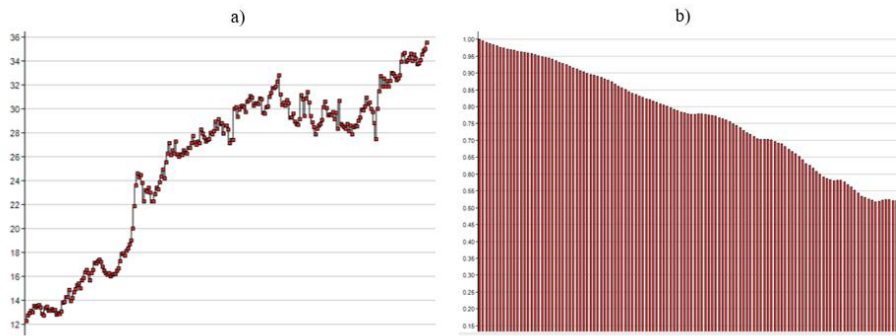


Рис. 1. Часовий ряд XENT: a) – вихідний часовий ряд; b) – корелограма ряду

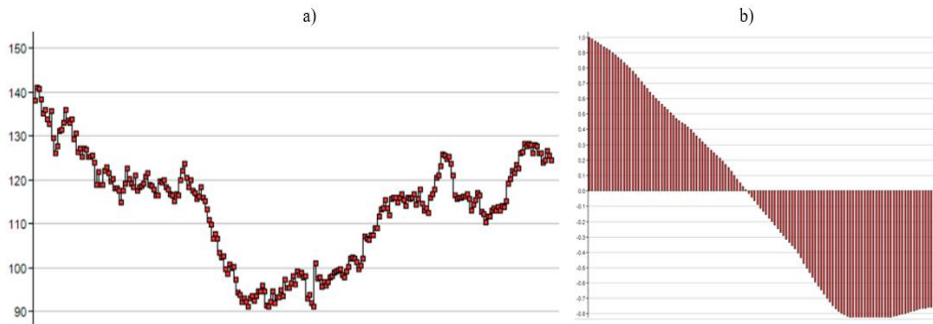


Рис. 2. Часовий ряд XEC: a) – вихідний часовий ряд; b) – корелограма ряду

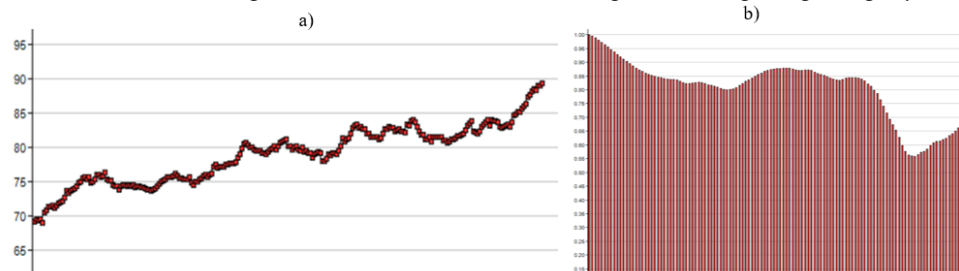


Рис. 3. Часовий ряд XLV: a) – вихідний часовий ряд; b) – корелограма ряду

Таблиця 1

Значення кількісних критеріїв якості моделей прогнозування для ряду XENT

Модель	SSE	SAE	FIC	AIC	AICc	BIC	R ^{*2}
RGMDH	100,06	115,48	1,28	0,12	292,72	1,96	95,54
Fuzzy logic	118,23	126,65	0,98	0,72	-0,48	-0,65	97,96
B-J	103,08	125,91	0,95	-0,78	-0,69	-0,74	98,05
GMDH	102,78	116,9	1,16	-0,07	151,36	1,4	98,22
Holt	110,87	122,01	0,92	-0,81	-0,76	-0,78	98,08
Brown	160,8	146,93	1,22	-0,44	-0,39	-0,41	97,23
Exp mult	114,26	122,08	0,94	-0,77	-0,67	-0,73	98,02
Exp add	113,74	121,8	0,94	-0,78	-0,68	-0,73	98,03
T-V	108,42	120,27	0,91	-0,83	-0,78	-0,8	98,13
Lin mult	107,08	119,11	0,9	-0,84	-0,74	-0,79	98,15
SSA 5/1	50,26	83,09	0,53	-1,57	-1,23	-1,48	99,13
Lin add	105,5	118,51	0,89	-0,85	-0,75	-0,81	98,18
ARIMA	102,12	116,62	0,87	-0,87	-0,62	-0,8	98,23
Neural network	101,44	118,14	0,87	-0,89	-0,79	-0,85	98,25
SSA 5/2	19,78	50,87	0,28	-2,46	-1,37	-2,31	99,66

Таблиця 2

Значення кількісних критеріїв якості моделей прогнозування для ряду ХЕС

Модель	SSE	SAE	FIC	AIC	AICc	BIC	R ^{*2}
Fuzzy logic	1869,31	553,3	9,72	2,04	2,28	2,11	90,22
Exp mult	1544,32	412,18	7,81	1,83	1,93	1,87	91,89
Exp add	1537,81	411,67	7,78	1,83	1,92	1,87	91,92
Lin add	1385,81	388,53	7,08	1,72	1,82	1,77	92,7
RGMDH	889,84	358,22	8,77	2,3	294,9	4,14	90,57
T-V	1011,69	381,65	5,54	1,4	1,45	1,43	94,65
GMDH	889,84	358,22	7,43	2,09	153,52	3,55	95,28
Brown	1362,59	445,87	7,19	1,7	1,75	1,73	92,82
Lin mult	1408,59	389,18	7,17	1,74	1,84	1,78	92,59
B-J	1071,28	396,57	5,85	1,47	1,56	1,51	94,34
Holt	991,54	378,33	5,45	1,38	1,43	1,41	94,75
ARIMA	655,14	374,67	5,38	1,39	1,98	1,5	94,94
Neural network	930,43	370,75	5,19	1,33	1,42	1,37	94,07
SSA 5/2	189,14	167,58	1,44	-0,2	0,89	-0,05	98,99
SSA 5/1	437,22	159,9	2,8	0,59	0,94	0,68	97,67

Таблиця 3

Значення кількісних критеріїв якості моделей прогнозування для ряду XLV

Модель	SSE	SAE	FIC	AIC	AICc	BIC	R ^{*2}
Exp add	54,63	82,44	0,54	-1,51	-1,41	-1,47	97,56
RGMDH	40	74,11	0,62	-0,8	291,8	1,04	96,41
Exp mult	55,15	83,05	0,55	-1,5	-1,4	-1,46	97,53
Lin mult	51,1	82,05	0,53	-1,58	-1,48	-1,53	97,71
Lin add	51,14	81,7	0,53	-1,58	-1,48	-1,53	97,71
Holt	48,2	84,39	0,53	-1,64	-1,59	-1,61	97,84
T-V	46,48	81,23	0,51	-1,68	-1,63	-1,65	97,92
GMDH	40	74,11	0,56	-1,01	150,41	0,45	98,21
Brown	59,5	93,55	0,61	-1,43	-1,38	-1,4	97,34
B-J	49,01	84,44	0,53	-1,62	-1,52	-1,58	97,81
ARIMA	42,85	77,44	0,48	-1,7	-0,96	-1,58	98,08
Neural network	43,56	78,49	0,48	-1,74	-1,64	-1,69	98,05
SSA 5/1	20,4	55,64	0,3	-2,47	-2,13	-2,39	99,08
Fuzzy logic	42,11	77,47	0,48	-1,75	-1,51	-1,68	98,11
SSA 5/2	7,33	32,94	0,16	-3,45	-2,36	-3,3	99,67

За результатами тестів аналізу залишків одні з кращих результатів на досліджуваних часових рядах часто показують моделі групового урахування аргументів та адаптивна модель Брауна. Моделі сингулярного спектрального аналізу, які за значенням похибок прогнозу та інформаційних критеріїв зазвичай займали перші місця, за результатами аналізу залишків рідко набирали максимальну кількість балів. Причиною таких результатів зазвичай була присутність у ряді залишків автокореляції першого порядку.

У таблицях 4–6 наведені результати роботи процедури відбору кращої моделі для часових рядів XENT (тренд), ХЕС (сезонність), XLV (тренд+сезонність). Перший стовпчик відображає назву моделі.

У другому показано, скільки балів отримала модель за результатами тестів аналізу якості, який включає розрахунок значень похибок прогнозу, інформаційних критеріїв якості, скорегованого критерію детермінації та тесту Фішера. У третьому – сума балів за результатами аналізу залишків. Четвертий стовпчик відображає загальну кількість балів за всіма критеріями.

Таблиця 4

Рейтинги моделей прогнозування для ряду XENT

Модель	Сума балів за критеріями якості аналізу	Сума балів за критеріями аналізу залишків	Сума балів за всіма критеріями
RGMDH	36	46,68	82,68
Fuzzy logic	24	62,24	86,24
B-J	24	63,22	87,22
GMDH	36	51,7	87,7
Holt	24	63,88	87,88
Brown	36	56	92
Exp mult	36	63,3	99,3
Exp add	36	63,39	99,39
T-V	36	64,34	100,34
Lin mult	36	64,5	100,5
SSA 5/1	24	76,75	100,75
Lin add	36	64,76	100,76
ARIMA	36	65,17	101,17
Neural network	36	65,38	101,38
SSA 5/2	24	88,71	112,71

Таблиця 5

Рейтинги моделей прогнозування для ряду XEC

Модель	Сума балів за критеріями якості аналізу	Сума балів за критеріями аналізу залишків	Сума балів за всіма критеріями
Fuzzy logic	26	55,97	81,97
Exp mult	26,91	60,64	87,55
Exp add	26,91	60,7	87,61
Lin add	26,91	62,3	89,21
RGMDH	36,91	54,31	91,22
T-V	26	65,87	91,87
GMDH	36,91	58,83	95,74
Brown	36,91	61,8	98,71
Lin mult	36,91	62,1	99,01
B-J	36,91	65,04	101,95
Holt	36,91	66,11	103,02
ARIMA	36,91	66,16	103,07
Neural network	36,91	66,75	103,66
SSA 5/2	26	79,54	105,54
SSA 5/1	26	73,88	99,88

Рейтинги моделей прогнозування для ряду XLV

Модель	Сума балів за критеріями аналізу якості	Сума балів за критеріями аналізу залишків	Сума балів за всіма критеріями
Exp add	18,91	61,43	80,34
RGMDH	46,96	49,37	96,33
Exp mult	36,05	61,21	97,26
Lin mult	36,05	62,48	98,53
Lin add	36,05	62,51	98,56
Holt	36,05	63,16	99,21
T-V	36,05	64,03	100,08
GMDH	46,96	54,54	101,5
Brown	46,96	58,92	105,88
B-J	46,96	62,82	109,78
ARIMA	46,96	64,92	111,88
Neural network	46,96	65,15	112,11
SSA 5/1	36,05	76,32	112,37
Fuzzy logic	46,96	65,53	112,49
SSA 5/2	36,05	87,62	123,67

За результатами порівняння за всіма критеріями на часових послідовностях першої та другої групи найкращі результати показують моделі SSA, на другому місці – модель нейронної мережі, на третьому – ARIMA. Далі розташовуються адаптивні моделі, зокрема, модель Тейла-Вейджа, Хольта, лінійна мультиплікативна, лінійна адитивна тощо.

Для часових рядів, що належать до третьої групи, складніше назвати лідерів. Однак на більшості досліджуваних рядів кращі результати показали моделі сингулярного спектрального розкладання. На другому місці розташовуються сезонні адаптивні моделі. Хороші результати на таких послідовностях показала «нечітка модель», модель ARIMA та нейронна мережа. У таблиці 6 наведено результати порівняння прогностичних моделей за критеріями якості та аналізу залишків для ряду XLV. Моделі групового урахування аргументів, незважаючи на високу точність та якісні результати аналізу залишків, не отримували високий сумарний бал. Причиною цього є надмірна ускладненість моделі.

Висновки та перспективи подальших досліджень:

1. У процесі дослідження був розроблений програмний комплекс для проведення аналізу та прогнозування рядів динаміки, який дозволяє виконувати прогнозування часового ряду з використанням адаптивних моделей, моделей нейронної мережі, нечіткої логіки, сингулярного спектрального розкладання, групового урахування аргументів та авторегресії-ковзного середнього.

2. Була реалізована процедура відбору оптимальної моделі, яка дозволяє одночасно враховувати точність, складність та адекватність моделі.

3. За допомогою запропонованої процедури був проведений аналіз ефективності моделей прогнозування на часових рядах, які являють собою ціни на акції американських компаній у період з 2017 по 2018 роки.

Перспективним напрямом досліджень на сьогоднішній день вважають побудову ансамблів моделей прогнозування [8, 12–14]. У ході подальших досліджень акторами планується розробити алгоритм побудови ансамблю моделей прогнозування за допомогою розробленої процедури багатокритеріального відбору та дослідити, яким чином це впливає на якість прогнозу щодо майбутніх рівнів ряду.

Також цікавим є питання ідентифікації викидів у часовому ряді, тобто значень, що різко відрізняються від інших рівнів. Існують підходи, які для розв'язку цієї задачі знаходять модель часового ряду, що найкращим чином описує досліджуваний процес, а потім у якості викидів розглядають такі значення, які суттєво відрізняються від прогнозних [15]. З цієї точки зору цікавим напрямом досліджень є застосування запропонованої авторами процедури для пошуку потрібної прогновної моделі.

Список використаної літератури:

1. Чучуєва І.А. Модель прогнозування часових рядів за вибіркою максимальної правдоподоби / І.А. Чучуєва. – М. : МДТУ ім. Баумана, 2012.
2. Тихонов Е.С. Методи прогнозування в умовах ринку : учбовий посібник / Е.С. Тихонов. – Невинномис'к. – 2006. – 221 с.
3. Долгих А.О. Аналіз методів, моделей та програмних засобів прогнозування часових рядів / А.О. Долгих, О.Г. Байбуз // Відкриті інформаційні і комп'ютерні інтегровані технології. – Харків : ХАІ, 2018. – Т. 79.
4. Білобородько О.І. Аналіз динамічних рядів : навч. посіб. / О.І. Білобородько, Т.Г. Смель'яненко. – Дніпропетровськ. – 2014. – 80 с.
5. Abbasov A.M. Application of fuzzy time series to population forecasting / A.M. Abbasov, M.H. Mamedova // CORP. – 2003 [Electronic resource]. – Access mode : <http://papers.cumincad.org/data/works/att/50b1.content.pdf>.
6. Tuyen L.A. Higher order Markov model for time series forecasting / L.A. Tuyen // International Journal of Applied Mathematics and Statistics. – 2018. – № 57. P. 1–18.
7. Armstrong J.S. Golden Rule of Forecasting: be Conservative / J.S. Armstrong, K.C. Green, A.Graefe // SSRN Electronic Journal. – 2015 [Electronic resource]. – Access mode : https://www.researchgate.net/publication/315134906_Golden_Rule_of_Forecasting_Be_Conservative.
8. Wichard J.D. Time series prediction with ensemble models / J.D. Wichard, M.Ogorzalek // Neurocomputing. – 2007. – Vol. 70. – P. 2371–2378.
9. Kolassa S. Combining exponential smoothing forecasts using Akaike weights / S.Kolassa // International Journal of Forecasting. – 2011. – Vol. 27. – P. 238–251.
10. Claeskens G. Model selection and model averaging / G.Claeskens. – Belgium. – 2011.
11. The R Project for Statistical Computing [Electronic resource]. – Access mode : <https://www.r-project.org/>.
12. Hendry D.F. Pooling of forecasts / D.F. Hendry, M.P. Clements // Econometrics Journal. – 2004. – Vol. 7. – P. 1–31.
13. Байбуз О.Г. Інформаційна технологія нечіткої кластеризації багатовимірних часових рядів на прикладі гідрохімічного моніторингу річки Самара / О.Г. Байбуз, М.Г. Сидорова // Науковий вісник НГУ. Інформаційні технології, системний аналіз та керування. – 2014. – № 5. – С. 114–122.
14. Kolassa S. Combining exponential smoothing forecasts using Akaike weights / S.Kolassa // International Journal of Forecasting. – 2011. – Vol. 27. – P. 238–251.
15. Tiunov P. Time Series Anomaly Detection Algorithms / P.Tiunov // Stats & Bots. – 2017 [Electronic resource]. – Access mode : <https://blog.statsbot.co/time-series-anomaly-detection-algorithms-1cef5519aef2>.
16. Лукашин Ю.П. Адаптивні методи короткострокового прогнозування часових рядів : навч. посіб. / Ю.П. Лукашин. – Москва. – 2003. – 416 с.
17. Долгих А.О. Знаходження оптимальних значень параметрів адаптивних моделей прогнозування часових рядів з використанням адаптивних моделей / А.О. Долгих, О.І. Білобородько, О.Г. Байбуз // Актуальні проблеми автоматизації та інформаційних технологій. – Дніпро : «ЛІРА», 2016. – Т. 20.
18. Hyndman R.J. Automatic Time Series Forecasting / R.J. Hyndman, Y.Khandakar // Journal of Statistical Software. – 2008. – Vol. 27.
19. Hyndman R.J. Forecasting: principles and practice / R.J. Hyndman, G.Athanasopoulos. – Australia : OTexts Melbourne, 2018 [Electronic resource]. – Access mode : <https://otexts.com/fpp2/>.
20. Борисов Є.С. Про методи навчання багаточарових нейронних мереж прямого розповсюдження / Є.С. Борисов // Градієнтні методи другого порядку. – 2016. – Ч. 3 [Електронний ресурс]. – Режим доступу : <http://mechanoid.kiev.ua/neural-net-backprop3.html>.
21. Сингулярний спектральний аналіз [Електронний ресурс]. – Режим доступу : http://help.prognoz.com/ru/mergedProjects/Lib/04_other_models/singularspectrumanalysis.htm.
22. Dag. O. GMDH: An R Package for Short Term Forecasting via GMDH-Type Neural Network Algorithms / O.Dag, C.Yozgatligil // The R Journal. – 2016. – Vol. 8 (1) [Electronic resource]. – Access mode : <https://journal.r-project.org/archive/2016/RJ-2016-028/RJ-2016-028.pdf>.
23. ALGLIB. Офіційний сайт [Електронний ресурс]. – Режим доступу : <http://www.alglib.net/>.
24. Tran Thi Ngoc Han Package «AnalyzeTS»: Analyze Fuzzy Time Series / Tran Thi Ngoc Han // The Comprehensive R Archive Network. – 2018 [Electronic resource]. – Access mode : <https://cran.r-project.org/web/packages/AnalyzeTS/AnalyzeTS.pdf>.
25. Dag O. Package «GMDH»: Short Term Forecasting via GMDH-Ty / O.Dag, C.Yozgatligil [Electronic resource]. – Access mode : <https://cran.r-project.org/web/packages/GMDH/GMDH.pdf>.
26. One Sample T-Test. Complete Dissertation By Statistics Solutions // Ezperte Guidance Every Step of the Way [Electronic resource]. – Access mode : <https://www.statisticssolutions.com/manova-analysis-one-sample-t-test/>.
27. Статистика Жака-Бера. // Prognoz Platform 8.2 [Electronic resource]. – Access mode : http://help.prognoz.com/ru/mergedProjects/Lib/05_statistics/uimodelling_jarqueberastat.htm.

References:

1. Chuchujeva, I.A. (2012), *Model' prognozuvannya chasovyh rjadiv za vybirkoju maksimal'noi' pravdopodoby*, MDTU im. Bauman, M.
2. Tihonov, E.S. (2006), *Metodi prognozuvannya v umovah rinku*, uchbovij posibnik, Nevinnomis'k, 221 p.
3. Dolgih, A.O. and Bajbuz, O.G. (2018), «Analiz metodiv, modelej ta programnih zasobiv prognozuvannya chasovyh rjadiv», *Vidkriti informacijni i komp'juterni integrovani tehnologii*, HAI, Harkiv, Vol. 79.
4. Biloborod'ko, O.I. and Emel'janenko, T.G. (2014), *Analiz dinamichnih rjadiv*, navch. posib., Dnipropetros'k, 80 p.

5. Abbasov, A.M. and Mamedova, M.H. (2003), «Application of fuzzy time series to population forecasting», *CORP*, [Online], available at: <http://papers.cumincad.org/data/works/att/50b1.content.pdf>
6. Tuyen, L.A. (2018), «Higher order Markov model for time series forecasting», *International Journal of Applied Mathematics and Statistics*, Vol. 57, pp. 1–18.
7. Armstrong, J.S., Green, K.C. and Graefe, A. (2015), «Golden Rule of Forecasting: be Conservative», *SSRN Electronic Journal*, [Online], available at: https://www.researchgate.net/publication/315134906_Golden_Rule_of_Forecasting_Be_Conservative
8. Wichard, J.D. and Ogorzalek, M. (2007), «Time series prediction with ensemble models», *Neurocomputing*, Vol. 70., pp. 2371–2378.
9. Kolassa, S. (2011), «Combining exponential smoothing forecasts using Akaike weights», *International Journal of Forecasting*, Vol. 27, pp. 238–251.
10. Claeskens, G. (2011), *Model selection and model averaging*, Belgium.
11. «The R Project for Statistical Computing», [Online], available at: <https://www.r-project.org/>
12. Hendry, D.F. and Clements, M.P. (2004), «Pooling of forecasts», *Econometrics Journal*, Vol. 7, pp. 1–31.
13. Bajbuz, O.G. and Sydorova, M.G. (2014), «Informacijna tehnologija nechitkoi' klasterizacii' bagatovymirnyh chasovyh rjadiv na prykladi gidrohimičnogo monitoryngu richky Samara», *Naukovyj visnyk NGU. Informacijni tehnologii', systemnyj analiz ta keruvannya*, No. 5, pp. 114–122.
14. Kolassa, S. (2011), «Combining exponential smoothing forecasts using Akaike weights», *International Journal of Forecasting*, Vol. 27, pp. 238–251.
15. Tiunov, P. (2017), «Time Series Anomaly Detection Algorithms», *Stats & Bots.*, [Online], available at: <https://blog.statsbot.co/time-series-anomaly-detection-algorithms-1cef5519aef2>
16. Lukashyn, Ju.P. (2003), *Adaptyvni metody korotkostrokovogo prognozuvannya chasovyh rjadiv*, navch. posib., Moskva, 416 p.
17. Dolgih, A.O., Biloborod'ko, O.I. and Bajbuz, O.G. (2016), «Znahodzhennja optimal'nyh znachen' parametriv adaptyvnyh modelej prognozuvannya chasovyh rjadiv z vykorystannjam adaptyvnyh modelej», *Aktual'ni problemy avtomatyzacii' ta informacijnyh tehnologij*, «LIRA», Dnipro, Vol. 20.
18. Hyndman, R.J. and Khandakar, Y. (2008), «Automatic Time Series Forecasting», *Journal of Statistical Software*, Vol. 27.
19. Hyndman, R.J. and Athanasopoulos, G. (2018), *Forecasting: principles and practice*, OTexts Melbourne, Australia [Online], available at: <https://otexts.com/fpp2/>
20. Borysov, Je.S. (2016), «Pro metody navchannya bagatosharovyh neyronnyh merezh prjamogo rozpovsjudzhennja», *Gradijentni metody drugogo porjadku*, Part 3, [Online], available at: <http://mechanoid.kiev.ua/neural-net-backprop3.html>
21. «Synguljarnyj spektral'nyj analiz», [Online], available at: http://help.prognoz.com/ru/mergedProjects/Lib/04_other_models/singularspectrumanalysis.htm
22. Dag., O. and Yozgatligil, C. (2016), «GMDH: An R Package for Short Term Forecasting via GMDH-Type Neural Network Algorithms», *The R Journal*, Vol. 8 (1), [Online], available at: <https://journal.r-project.org/archive/2016/RJ-2016-028/RJ-2016-028.pdf>
23. «ALGLIB. Oficijnyj sajt», [Online], available at: <http://www.alglib.net/>
24. Tran Thi Ngoc Han (2018), «Package «AnalyzeTS»: Analyze Fuzzy Time Series», *The Comprehensive R Archive Network*, [Online], available at: <https://cran.r-project.org/web/packages/AnalyzeTS/AnalyzeTS.pdf>
25. Dag, O. and Yozgatligil, C., *Package «GMDH»: Short Term Forecasting via GMDH-Ty*, [Online], available at: <https://cran.r-project.org/web/packages/GMDH/GMDH.pdf>
26. «One Sample T-Test. Complete Dissertation By Statistics Solutions // Ezpert Guidance Every Step of the Way», [Online], available at: <https://www.statisticssolutions.com/manova-analysis-one-sample-t-test/>
27. «Statystyka Zhaka Bera», *Prognoz Platform 8.2*, [Online], available at: http://help.prognoz.com/ru/mergedProjects/Lib/05_statistics/ui modelling_jar quebera stat.htm

Байбуз Олег Григорович – доктор технічних наук, професор, завідувач кафедри математичного забезпечення ЕОМ Дніпровського національного університету ім. О. Гончара.

Наукові інтереси:

- розробка методів та інформаційних технологій статистичного аналізу процесів за результатами моніторингу;
- теорія параметричних та непараметричних сплайн-розподілів;
- дослідження кусково-марківських процесів;
- розробка ГІС-технологій моніторингу водних об'єктів в зоні дії підприємств.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7489-6952>.

Долгіх Анастасія Олегівна – аспірант кафедри математичного забезпечення електронно-обчислювальних машин Дніпровського національного університету ім. О. Гончара.

Наукові інтереси:

- Аналіз та прогнозування часових рядів.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5359-1615>

Стаття надійшла до редакції 17.04.2019.