

МАТЕМАТИЧНЕ І КОМП'ЮТЕРНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

МАТЕМАТИЧЕСКОЕ И КОМПЬЮТЕРНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ

MATHEMATICAL AND COMPUTER MODELING

УДК 519.246.8

DOI: 10.20998/2079-0023.2022.01.08

О. А. ГАЛУЗА, О. В. КОСТЮК, А. О. НИКУЛЬЧЕНКО, О. Б. АХІЄЗЕР, М. О. АСЛАНДУКОВ

МОДЕЛЬ НА ОСНОВІ ШАБЛОНІВ ДЛЯ КОРТОКСТРОКОВОГО ПРОГНОЗУВАННЯ КІЛЬКОСТІ ТРАНЗАКЦІЙ У РОЗДРІБНИХ МАГАЗИНАХ ОДЯГУ

Отримання прогнозних значень показників з урахуванням історичних даних, що представлені часовими рядами, відіграє вирішальну роль у прийнятті бізнес-рішень у різних галузях. Однією з таких сфер застосування є задача передбачення кількості транзакцій у fashion-магізинах роздрібною мережі з метою оптимального планування робочого часу працівників та досягнення максимального задоволення покупців якістю обслуговування. Вибір відповідної моделі прогнозування часових рядів залежить від горизонту прогнозу, а також характеристик часового ряду, а саме тренду, сезонності, циклічності та нерегулярності. Традиційні методи аналізу та прогнозування часових рядів призначені для обробки однієї сезонності в часовому ряду, але за наявності множинної сезонності ці методи не працюють задовільно. Застосування методів декомпозиції часового ряду характеризується обчислювальною складністю. Використання методів машинного навчання також не завжди є доцільним з низки різноманітних причин. Таким чином, необхідно використовувати прості адаптивні моделі, на основі вибраних шаблонів, для прогнозування сезонних даних складної структури, що повторюються. Основна мета цієї статті – розробити успішну адаптивну модель та запропонувати методи її використання для короткострокового прогнозування кількості транзакцій на основі даних у вигляді часових рядів. Для цілей оцінки використовується набір погодинних рядів кількості покупців (транзакцій) деяких магазинів роздрібною мережі, що характеризуються множинною сезонністю. Результати обчислювальних експериментів показують, що запропонована модель на основі шаблонів є досить ефективною для отримання короткострокових прогнозних значень. Ця модель, що характеризується простотою, інтуїтивною зрозумілістю і мінімальним числом параметрів, фактично може бути застосована до будь-якої області даних, представлених часовими рядами.

Ключові слова: кількість транзакцій, часові ряди, модель на основі шаблонів, методи короткострокового прогнозування, прогнозування числа покупців, адаптивна прогнозна модель.

О. А. HALUZA, O. V. KOSTIUK, A. O. NIKULCHENKO, O. B. AKHIEZER, M. O. ASLANDUKOV

TEMPLATE-BASED MODEL FOR SHORT-TERM FORECASTING OF THE NUMBER OF TRANSACTIONS IN RETAIL CLOTHING STORES

Obtaining predictive values of indicators based on historical data represented by time series plays a crucial role in making business decisions in various industries. One of these areas of application is the task of predicting the number of transactions in retail stores in order to optimally plan the working hours of employees and achieve maximum customer satisfaction with the quality of service. The choice of an appropriate time series forecasting model depends on the forecast horizon, as well as the characteristics of the time series, namely trend, seasonality, cyclicity, and irregularity. Traditional time series analysis and forecasting methods are designed to handle a single seasonality in a time series, but in the presence of multiple seasonality, these methods do not work satisfactorily. The use of time series decomposition methods is characterized by computational complexity. The use of machine learning methods is also not always advisable for a number of different reasons. Thus, it is necessary to use simple adaptive models, based on selected patterns, for recurring seasonal data of complex structure. The main goal of this article is to develop a successful adaptive model and propose methods for using it for short-term forecasting of the number of transactions based on time series data. For estimation purposes, a set of hourly time series of the number of customers (transactions) of some retail chain stores, characterized by multiple seasonality, is used. The results of computational experiments show that the proposed template-based model is quite effective for obtaining short-term predictive values. This model, characterized by simplicity, intuitiveness and a minimum number of tuning parameters, can actually be applied to any area of data represented by time series.

Keywords: number of transactions, time series, pattern-based model, short-term forecasting methods, customer number forecasting, adaptive forecasting model.

Вступ. Моделювання часових рядів є активною областю досліджень. Багато галузей, таких як бізнес, енергетика, наука, медицина і т. д., використовують моделювання часових рядів для прогнозування майбутніх значень, щоб потім використовувати їх для прийняття рішень.

Вибір методу прогнозування значною мірою обумовлений попереднім аналізом характеристик часового ряду та підбором відповідної моделі. Модель

прогнозування часових рядів, як правило, має чотири складові: тренд, циклічну, сезонну та випадкову. Тренд характеризує довгострокову тенденцію. Циклічна складова відноситься до більш тривалих циклів, ніж сезонні складові, а випадкова складова не відповідає жодному з трьох перерахованих вище класів [1, 2]. Сезонність відноситься до передбачуваних і повторюваних тенденцій і закономірностей протягом певного періоду часу. Повторення шаблону може бути днем,

тижнем, місяцем, кварталом і т. д. Ці сезонні коливання відіграють важливу роль у прийнятті управлінських рішень.

Вибір відповідної моделі (методики) прогнозування часових рядів залежить від горизонту прогнозу, а також характеристик часового ряду, зокрема наявності наступних компонентів: тренду, сезонності, циклічності та нерегулярності. Традиційні методи статистичного аналізу та прогнозування часових рядів, що використовують різноманітні регресійні та авторегресійні моделі, такі як ARIMA, SARIMA і т. д., успішно використовуються для моделювання одновимірних часових рядів, але вимагають проведення ретельного аналізу та присутності дослідника, до того ж містять досить велику кількість настроюваних параметрів. За наявності множинної сезонності ці методи не працюють задовільно.

Методи (SSA або Singular Spectrum Analysis або «гусениця» [3, 4], Adaptive harmonic components detection and forecasting [5, 6, 7]), що передбачають декомпозицію вихідного часового ряду на складові, які можна описати стандартними математичними функціями, успішно працюють для даних в галузі техніки, фізики, а також біології, але не завжди ефективні для опису економічних явищ. Зазначені методи характеризуються обчислювальною складністю і потребують постійної присутності дослідника. Підходи, що засновані на використанні методів машинного навчання та штучних нейронних мереж [8, 9], є досить популярними в даний час, але отримані результати не є прозорими, а необхідність одночасного настроювання та подальшої адаптації іноді кількох тисяч однотипних моделей є витратною щодо ресурсів.

Окремо можна вказати клас моделей, що використовують для опису часового ряду шаблони на основі послідовності історичних даних цього ж ряду певної довжини. Такі шаблони не вимагають ідентифікації та пошуку композиції складних математичних функцій, а також розв'язання окремої задачі настроювання параметрів цих функцій та перевірки їхньої адекватності. Самі шаблони містять мінімально можливу кількість настроюваних параметрів і, в окремих випадках, дозволяють відразу ж визначитися з довжиною та формою. Їх також можна адаптивно настроювати відповідно до надходження поточної інформації, при цьому обчислювальна складність є невеликою. Ефективність використання подібного підходу для прогнозування сезонних даних складної структури, що повторюються, показана дослідниками при прогнозуванні часових рядів, зокрема, в галузі електроенергетики [10], медицини [11].

У сучасному світі часові ряди зі складною сезонною закономірністю – звичайне явище. Наприклад, погодинне або щоденне споживання електроенергії, кількість транзакцій, що здійснюються покупцями, швидкість надходження дзвінків у кол-центри і т. д. не мають періодичної сезонності, а містять динамічну сезонність. Враховуючи цей факт, метою цієї статті є розробка простої та ефективної моделі часового ряду з використанням шаблонів для отримання короткострокового прогнозу, а також розробка методики побудови

шаблону та його адаптивного настроювання [12]. Розроблена модель була протестована на даних погодинних рядів кількості покупців (транзакцій) деяких fashion-магазинів великої роздрібною мережі.

Постановка задачі. У загальному вигляді поставлена вище задача може бути сформульована наступним чином. Нехай є статистичні дані про сумарну кількість транзакцій на годину по всіх касах деяких магазинів, задані часовими рядами за певний період часу з частотою 1 год. Необхідно розробити модель для прогнозування кількості транзакцій на наступну годину з метою планування зайнятості кас та/або касових працівників.

Аналіз вихідних даних. Статистика касових транзакцій магазинів представлена набором даних з 2019-10-11 19:00 до 2020-01-28 22:00 з кроком 1 годину та охоплює транзакції 778 магазинів. Погодинну динаміку транзакцій на прикладі статистики одного такого магазину (№19) представлено на рис. 1. Оскільки більшість магазинів мають аналогічні часові ряди транзакцій, всі подальші висновки ілюструватимуться даними для цього магазину.

Аналіз загальної кількості транзакцій на годину за кожним магазином показав, що графіки (режими) роботи магазинів мережі різні. Тому всі дані по окремих магазинах представлені в єдиному форматі: вказані з кроком в 1 годину, години роботи суміщені з годинами на добу: 0, 1 ... 23. Графічне представлення потоку транзакцій на добу (24 години) за досліджуваний період для обраного магазину зображено на рис. 2 (добовий потік покупців).

Графічне представлення потоку транзакцій на тиждень (7×24 години) за досліджуваний період цього ж магазину зображено на рис. 3 (тижневий потік покупців).

На рис. 4 представлений графік автокореляційної функції (АКФ) транзакцій магазину за період, що досліджується. З аналізу корелограми АКФ видно, що часовий ряд транзакцій містить явну циклічну компоненту з періодом $k=24$.

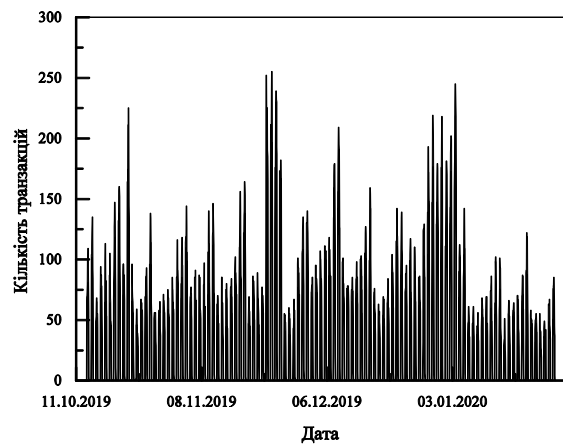


Рис. 1. Погодинна динаміка транзакцій магазину № 19

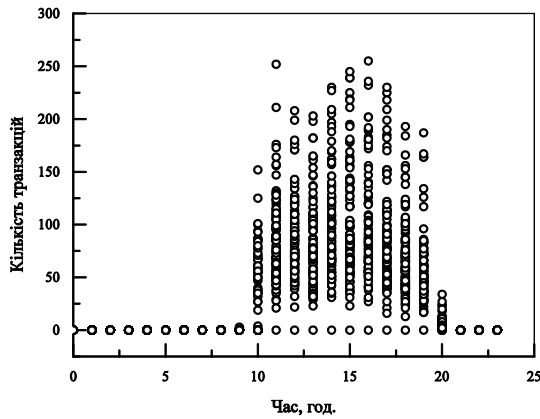


Рис. 2. Добовий потік покупців за досліджуваний період

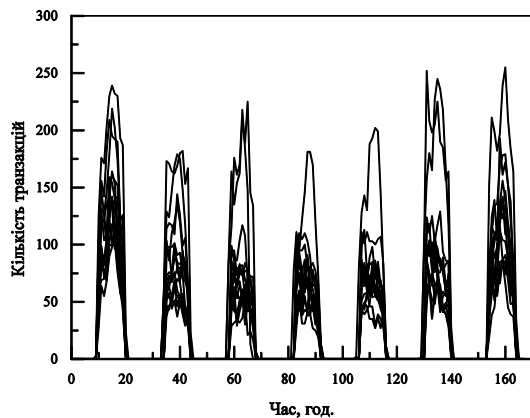


Рис. 3. Тижневий потік покупців за досліджуваний період

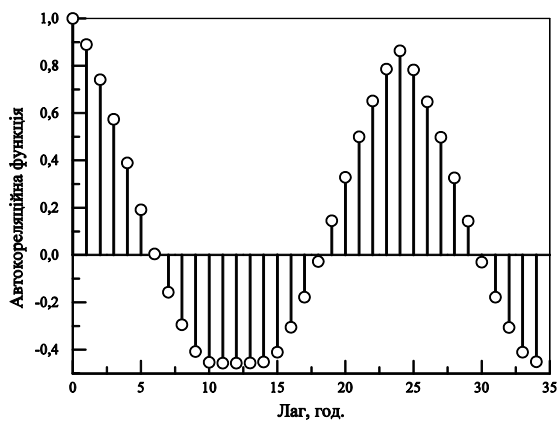


Рис. 4. Графік АКФ транзакцій за досліджуваний період

З даних рис. 1–4 випливає, що

- ряди транзакцій магазину – періодичні, обмежені за амплітудою, характеризуються посиленням амплітуди у періоди «Чорної п'ятниці» та «Нового року»;
- очевидні два періоди – добовий та тижневий (рис. 3–4);
- динаміка транзакцій по днях неоднакова.

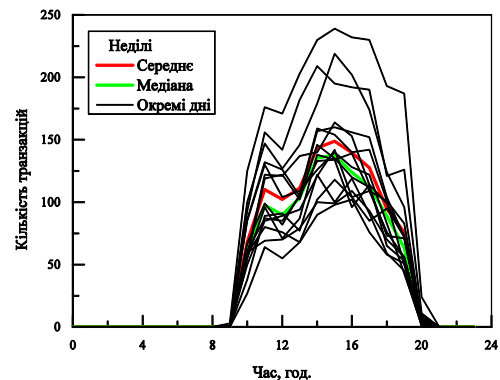
Враховуючи перелічені властивості динаміки транзакцій, використовуватимемо ідею максимальної подібності [10] для побудови моделі короткострокового прогнозування значень транзакцій. У такій моделі,

на основі шаблонів, передбачається, що якщо в деякий момент часу в минулому потік транзакцій виглядав певним чином, то в майбутньому така поведінка (така послідовність) повториться (з точністю до лінійного перетворення) у зв'язку з тим, що часовий ряд транзакцій є послідовністю вибірок або шаблонів.

Результати аналізу часових рядів. Основний висновок, отриманий в результаті аналізу часових рядів транзакцій за різними магазинами, полягає в тому, що часові ряди, що відповідають однаковим дням тижня, – якісно подібні. Основні відмінності – кількісні. Наприклад, на рис. 5 показані часові ряди, що відповідають усім неділям у зазначений період.

З рис. 5 видно, що перші три робочі години кількість транзакцій різко зростає, потім слідує незначний спад (об 11:00). Далі кількість транзакцій знову зростає до 15 години, після чого починає спадати до нуля до закриття. Така динаміка поведінки характерна й по всіх недільних днях, хоча на неї накладаються деякі випадкові компоненти.

На рис. 6 наведено аналогічні залежності для решти днів тижня. З рисунків також видно, що протягом аналізованого періоду було кілька днів (2–3 дні), у яких кількість транзакцій значно перевищувала кількість транзакцій за інші дні, хоча загальна тенденція зберігалася.

Рис. 5. Часові ряди транзакцій у магазині №19 по неділям за досліджуваний період з 11.10.2019 по 28.01.2020 (вісь x – номер години в межах доби)

Для виділення характерної добової динаміки транзакцій усі дні тижня були усереднені протягом періоду спостережень. Усереднення проводилося як середнє арифметичне (червоні лінії на рис. 5 та 6), або як медіана (зелені лінії на рис. 5 та 6) за кожну годину. Ці отримані середні значення далі називатимемо «шаблонами». Видно, що шаблон-медіана завжди лежить трохи нижче за шаблон-середнє. Це пов'язане з тим, що медіана є менш чутливою до викидів величиною, ніж середнє арифметичне.

Наявність подібних шаблонів послужило основою моделі прогнозування, описаної нижче.

Модель. В рамках запропонованої моделі прогноз на першу робочу годину збігається зі значенням шаблону за відповідну годину. Прогноз на кожну наступну годину ($i + 1$) обчислюється як значення t_{i+1}^d відповідного шаблону на цю годину, помножене на масштабний коефіцієнт k_i . Коефіцієнт k_i обчис-

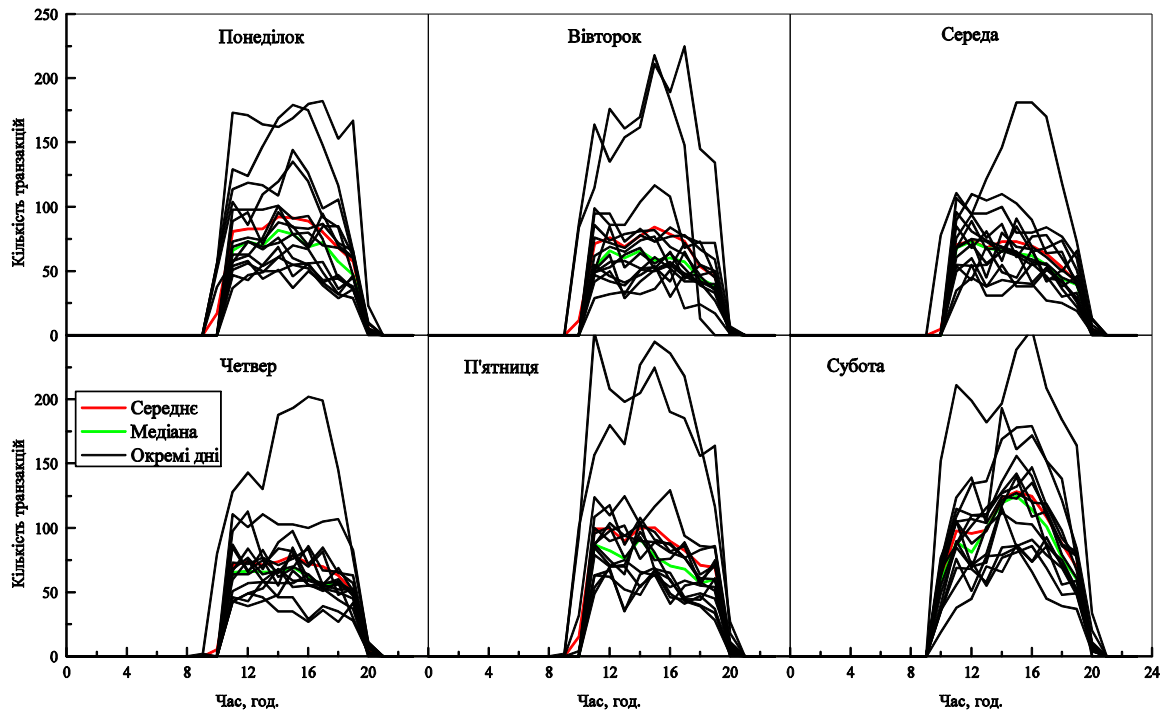


Рис. 6. Часові ряди транзакцій у магазині №19 по всіх днях тижня (крім неділі) за досліджуваний період (вісь x – номер години у межах доби)

люється як середнє відношення фактичної кількості транзакцій до шаблонних за час, що минув від початку продажів. Оскільки з кожною новою годиною k_i коригується, відбувається підстроювання шаблону до поточного дня. За межами робочого часу будемо вважати $k_i = 1$.

Запишемо наведені міркування формально. Нехай дана множина шаблонів:

$$T^d = (t_0^d, t_1^d, \dots, t_{23}^d) \quad (1)$$

де d – номер дня тижня (1 – неділя, ... 7 – субота).

Нехай p_i – фактична кількість транзакцій за i -ту годину поточного дня d . Тоді прогноз \hat{p}_{i+1}^d будемо обчислювати таким чином:

$$\hat{p}_{i+1}^d = k_i \cdot t_{i+1}^d \quad (2)$$

$$k_i = \frac{1}{N} \sum_{j \in J} \frac{p_j}{t_j^d} \quad (3)$$

$$J = \{j \leq i \cap t_j^d \neq 0\}, \quad N = \dim J.$$

Загальна модель для більшості магазинів однакова. Аналогічним чином може бути отриманий прогноз більш ніж на 1 годину вперед.

Результати роботи моделі. На рис. 7 показаний результат роботи вищеописаної моделі для неділі останнього тижня періоду, що розглядається. На рисунку наведено часові ряди фактичної кількості транзакцій (p_i), прогнозу (\hat{p}_{i+1}^d), шаблону (t_i^d) та коефіцієнта (k_i) для неділі тестового тижня.

На рис. 8 наведено аналогічні графіки для решти днів тестового тижня.

Наведені на рис. 7 та 8 результати отримані без будь-якої оптимізації параметрів моделі. Як критерій якості моделі рекомендовано максимальне абсолютне значення похибки прогнозу за тиждень (можливі й інші критерії). Цей критерій можна мінімізувати з метою підвищення якості прогнозування.

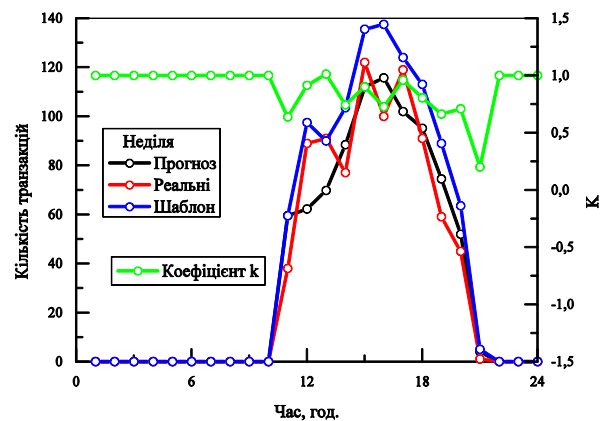


Рис. 7. Прогноз (чорна лінія), фактичні значення кількості транзакцій (червона лінія), шаблон (синя лінія) та значення коефіцієнта (зелена лінія) для неділі 2020.01.19

Таким чином, для підвищення якості прогнозування можливі наступні кроки:

- Адаптивна побудова шаблонів на підставі обмеженої передісторії.
- Адаптивне обчислення коефіцієнта на підставі обмеженої передісторії.
- Підвищення порядку моделі (побудова прогнозу на підставі більш ніж однієї точки шаб-

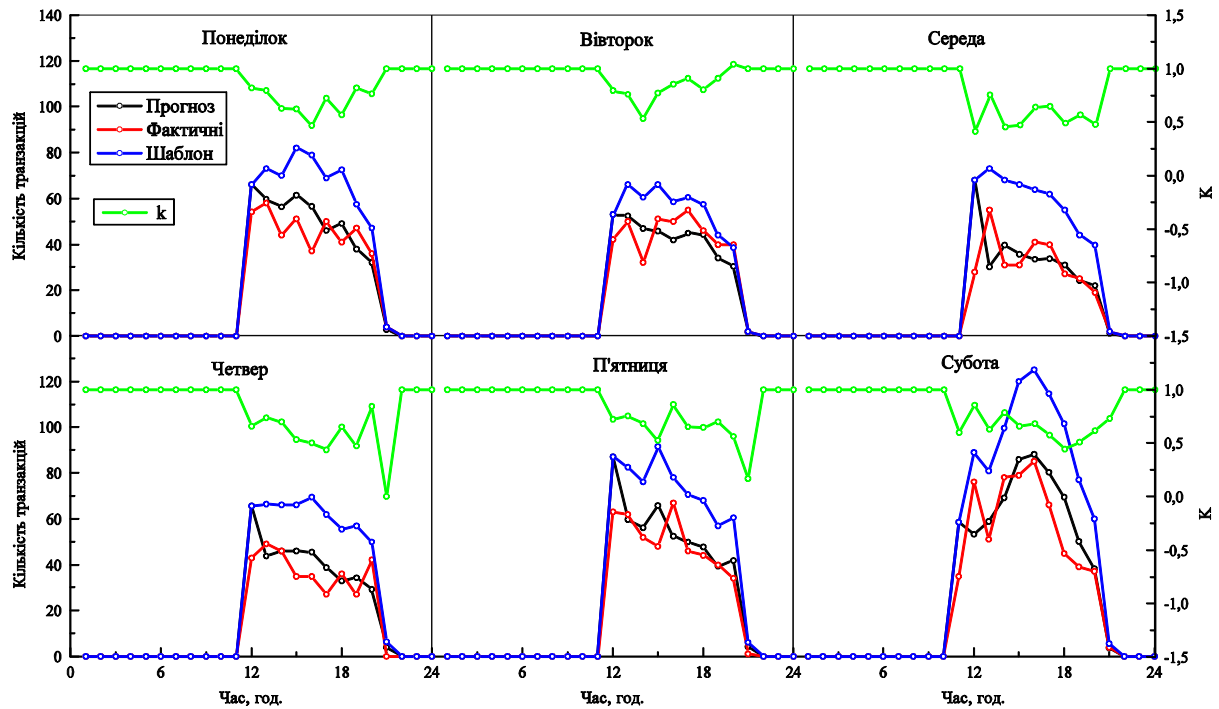


Рис. 8. Прогноз (чорна лінія), фактичні значення кількості транзакцій (червона лінія), шаблон (синя лінія) та значення коефіцієнта (зелена лінія) для понеділка–суботи тестового тижня

лону, явне урахування попередніх фактичних значень тощо).

- Використання в якості шаблону найбільш схожого з попередніх днів.
- Отримання інтервального прогнозу, а не лише точкового.
- Використання виваженого значення кількох шаблонів, побудованих за різними принципами.
- Та інші.

Висновки. У роботі розглянуто задачу побудови адаптивної прогнозує моделі кількості транзакцій у роздрібних магазинах одягу на основі шаблонів з мінімально можливим числом параметрів, коли вихідна інформація представлена у вигляді часових рядів.

Виконано попередній аналіз та уніфікацію часових рядів, виявлено добову та тижневу періодичності, які дозволили сформулювати два типи тижневих шаблонів, з використанням усереднення на основі середнього арифметичного та медіани. Отримані шаблони склали основу представленої моделі прогнозування, що містить лише один параметр.

Керуючись обраним критерієм оптимальності, виділено можливі напрями оптимізації параметрів моделі й покращення якості короткострокового прогнозу.

Показано, що отримана модель прогнозування на основі шаблонів може бути успішно використана для отримання короткострокових прогнозів кількості транзакцій fashion-магазинів за умови адаптивного настроювання її параметра та оптимального вибору виду шаблону з урахуванням наведених вище рекомендацій. Цей результат є підставою для побудови

складніших критеріїв оптимізації з метою підвищення якості прогнозування, а також може бути використаний для отримання короткострокових прогнозів у випадках часових рядів з подібною динамікою.

Список літератури

1. Naim I., Mahara T., Idrisi A. R. Effective Short-Term Forecasting for Daily Time Series with Complex Seasonal Patterns. *Proc. Comp. Sci.* 2018. Vol. 132. P. 1832–1841.
2. Снитюк В. Є. *Прогнозування. Моделі. Методи. Алгоритми.* Київ: Маклаут, 2008. 364 с.
3. Golyandina N., Usevich K. 2D-extension of Singular Spectrum Analysis: algorithm and elements of theory. *Matrix Methods: Theory, Algorithms and Applications.* World Scientific Publishing, 2010. P. 449–473.
4. Haghbin H., Najibi S. M., Mahmoudvand R., Trinkka J., Madoliat M. Functional singular spectrum analysis. *Stat.* 2021. Vol. 10, issue 1. e330.
5. Бодянский Е. В., Воробьев С. А., Костюк О. В., Любчик Л. М. Фильтрация и прогнозирование тренд-сезонных временных рядов на основе искусственных нейронных сетей. *Радиоэлектроника и информатика.* 1998. № 3. С. 76–83.
6. Xiong L., Liu X., Liu Y. Decaying DC and Harmonic Components Detection for Absorbing Impact Load Currents in Weak Grids. *IEEE Transactions on Power Delivery.* 2020. Vol. 36, no. 3. P. 1907–1910.
7. Beltran-Carbajal F., Tapia-Olvera R. An adaptive neural online estimation approach of harmonic components. *Electric Power Systems Research.* 2020. Vol. 186. 106406.
8. Gheyas I. A., Smith L. S. A Neural Network Approach to Time Series Forecasting. *Lecture Notes in Engineering and Computer Science.* 2009. Vol. 2177. P. 1292–1296.
9. Бодяньський Є. В., Тищенко О. К., Копаліані Д. С. Прогнозування багатовимірних нестационарних часових рядів на основі адаптивної нео-фаззі-моделі. *Комп'ютерні науки та інформаційні технології.* 2012. №744. С. 312–118.
10. Кораблев Н. М., Иващенко Г. С. Применение модели клонального отбора, использующей вывод по прецедентам, для прогнозирования временных рядов. *Бионика интеллекта.* 2013. № 1 (80). С. 108–111.

11. Hooi B., Liu S., Smailagic A., Faloutsos C. BEATLEX: Summarizing and Forecasting Time Series with Patterns. *Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases. Lecture Notes in Computer Science. Vol. 10535*. Cham: Springer. P. 3–19.
12. Grinberg G. Stock market statistical data analysis for prices forecasting and trading decision support. *Proc. of int. conf. "Theory and practice of science"*. 2021. Vol.58. P. 283–288.
7. Beltran-Carbajal F., Tapia-Olvera R. An adaptive neural online estimation approach of harmonic components. *Electric Power Systems Research*. 2020, vol. 186. 106406.
8. Gheyas I. A., Smith L. S. A Neural Network Approach to Time Series Forecasting. *Lecture Notes in Engineering and Computer Science*. 2009, vol. 2177, pp. 1292–1296.
9. Bodyansiy Ye. V., Tishchenko O. K., Kopaliani D. S. Prognozuvannya bagatovymirnyh nestazionarnykh chasovykh rydiv na osnovi adaptivnoyi neo-fazzi-modeli [Prediction of multidimensional nonstationary time series based on the adaptive neo-fazzi model]. *Compyuterni nauky ta informaciyini tehnologii*. 2012, no. 744, pp. 312–118.
10. Korablev N. M., Ivashchenko G. S. Primenenie modeli klonalnogo otbora, ispolzuyushchei vivod po pretседentam, dlya prognozirovaniya vremennykh ryadov [Application of clonal selection model using precedent inference to predict time series]. *Bionika intelekta*. 2013, no. 1 (80), pp. 108–111.
11. Hooi B., Liu S., Smailagic A., Faloutsos C. BEATLEX: Summarizing and Forecasting Time Series with Patterns. *Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases. Lecture Notes in Computer Science. Vol. 10535*. Cham, Springer. pp. 3–19.
12. Grinberg G. Stock market statistical data analysis for prices forecasting and trading decision support. *Proc. of int. conf. "Theory and practice of science"*. 2021, vol.58, pp. 283–288.

References (transliterated)

1. Naim I., Mahara T., Idrisi A. R. Effective Short-Term Forecasting for Daily Time Series with Complex Seasonal Patterns. *Proc. Comp. Sci.* 2018, vol. 132, pp. 1832–1841.
2. Snityuk V. Ye. *Prognozuvannya. Modeli. Metody. Algoritmy* [Forecasting. Models. Methods. Algorithms]. Kyiv: Maklout Publ., 2008. 364 p.
3. Golyandina N., Usevich K. 2D-extension of Singular Spectrum Analysis: algorithm and elements of theory. In: *Matrix Methods: Theory, Algorithms and Applications*. World Scientific Publishing, 2010, pp. 449–473.
4. Haghbin H., Najibi S. M., Mahmoudvand R., Trinkla J., Madoliat M. Functional singular spectrum analysis. *Stat.* 2021, vol. 10, issue 1. e330.
5. Bodyansiy Ye. V., Vorobyov S. A., Kostyuk O. V., Lyubchik L. M. Fil'traciya i prognozirovanie trend-sezonnnykh vremennykh ryadov na osnovе iscusstvennykh neironnykh setey [Filtering and forecasting trend-seasonal time series based on artificial neural networks]. *Radioelektronika i informatika*. 1998, no. 3, pp. 76–83.
6. Xiong L., Liu X., Liu Y. Decaying DC and Harmonic Components Detection for Absorbing Impact Load Currents in Weak Grids. *IEEE Transactions on Power Delivery*. 2020, vol. 36, no. 3, pp. 1907–1910.

Надійшла (received) 28.04.2022

Відомості про авторів / About the Authors

Галуза Олексій Анатолійович – доктор фізико-математичних наук, професор, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», професор кафедри комп'ютерної математики і аналізу даних, м. Харків, Україна; ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3809-149X>; e-mail: oleksii.haluza@khp.edu.ua

Костюк Ольга Василівна – кандидат технічних наук, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», доцент кафедри комп'ютерної математики і аналізу даних; м. Харків, Україна; ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2037-7713>; e-mail: olha.kostiuk@khp.edu.ua

Нікульченко Артем Олександрович – кандидат технічних наук, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», доцент кафедри комп'ютерної математики і аналізу даних; м. Харків, Україна; ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2154-291X>; e-mail: artem.nikulchenko@khp.edu.ua

Ахієзер Олена Борисівна – кандидат технічних наук, професор, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», завідувачка кафедри комп'ютерної математики і аналізу даних; м. Харків, Україна; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7087-9749>; e-mail: olena.akhiezer@khp.edu.ua

Асландуков Микола Олексійович – Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», старший викладач кафедри комп'ютерної математики і аналізу даних; м. Харків, Україна; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8797-5817>; e-mail: mykola.aslandukov@khp.edu.ua

Haluza Oleksii Anatoliyovych – Doctor of Physical and Mathematical Sciences, Full Professor, National Technical University "Kharkiv Polytechnic Institute", Professor at the Department of Computer Mathematics and Data Analysis; Kharkiv, Ukraine; ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3809-149X>; e-mail: oleksii.haluza@khp.edu.ua

Kostiuk Olga Vasylivna – Candidate of Technical Sciences (PhD), National Technical University "Kharkiv Polytechnic Institute", Associate Professor at the Department of Computer Mathematics and Data Analysis; Kharkiv, Ukraine; ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2037-7713>; e-mail: olha.kostiuk@khp.edu.ua

Nikulchenko Artem Oleksandrovych – Candidate of Technical Sciences (PhD), National Technical University "Kharkiv Polytechnic Institute", Associate Professor at the Department of Computer Mathematics and Data Analysis; Kharkiv, Ukraine; ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2154-291X>; e-mail: artem.nikulchenko@khp.edu.ua

Akhiezer Olena Borysivna – Candidate of Technical Sciences (PhD), Professor, National Technical University "Kharkiv Polytechnic Institute", head of the Department of Computer Mathematics and Data Analysis; Kharkiv, Ukraine; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7087-9749>; e-mail: olena.akhiezer@khp.edu.ua

Aslandukov Mykola Oleksiyovych – National Technical University "Kharkiv Polytechnic Institute", senior lecturer at the Department of Computer Mathematics and Data Analysis; Kharkiv, Ukraine; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8797-5817>; e-mail: mykola.aslandukov@khp.edu.ua