

ВИКОРИСТАННЯ ІНТЕРНЕТ-ТЕХНОЛОГІЙ ДЛЯ ДІАГНОСТИКИ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ПРОЦЕСІВ ПРИЙНЯТТЯ БІЗНЕС-РІШЕНЬ

USE OF INTERNET TECHNOLOGIES FOR DIAGNOSIS AND FORECASTING OF BUSINESS DECISION-MAKING PROCESSES

У статті аналізується застосування фрактального аналізу та нейронної мережі в інтернет-технологіях для діагностики стану досліджуваного об'єкта та прогнозування часових рядів. Авторами надано огляд теорії прогнозного аналізу та сучасних економіко-математичних методів моделювання часових рядів. Наведено обґрунтування вибору фрактального аналізу як ефективного метода для діагностики процесів прийняття бізнес-рішень. За базову модель для аналізу та прогнозування обрано часові ряди чистого прибутку українських банків. Запропоновано методику використання інтернет-технології для автоматизації прогнозування часових рядів. Розглянуто основні блоки розробленого веб-додатку. Він є комплексом програм з базою даних та зручним інтерфейсом. Фрактальний аналіз використовується на етапі формування вхідних даних для штучної нейронної мережі, яка використовується для прогнозування процесів прийняття бізнес-рішень. Визначається можливість застосування веб-додатку для прогнозування в фінансовій та інвестиційній сферах.

Ключові слова: прогнозування, часовий ряд, фрактальний аналіз, процеси прийняття бізнес-рішень, веб-додаток, інтернет технології.

УДК 519.7

DOI: <https://doi.org/10.32782/bses.81-35>

Івченко І.Ю.

к.е.н., доцент,
доцент кафедри економічної кібернетики
та інформаційних технологій,
Національний університет
«Одеська політехніка»

Івченко О.І.

аспірант,
Національний університет
«Одеська політехніка»

Радкевич І.О.

магістр,
Національний університет
«Одеська політехніка»

Ivchenko Iryna

Odesa Polytechnic National University

Ivchenko Oleh

Odesa Polytechnic National University

Radkevich Illia

Odesa Polytechnic National University

The article analyzes the application of fractal analysis and neural networks in internet technologies for diagnosing the state of a studied object and forecasting time series. These methods will expand the possibilities of using predictions for the future behavior of the researched object in the fields of finance, investment, economics, sociology, and other industries where obtaining prospective knowledge is required. The authors provide an overview of predictive analysis theories and modern econometric and mathematical methods for modeling time series. The justification for choosing fractal analysis as an effective method for diagnosing business decision-making processes is given. A methodology for using internet technology to automate time series forecasting is proposed. A web application has been developed as a software product to solve the research tasks. The process of developing the web application is examined, which would forecast the financial indicators of Ukrainian banks based on available time series. The main stages of development and architecture of the web application for diagnosing and forecasting business processes are described. A generalized structure of software modules is presented. Time series of net profit for Ukrainian banks have been selected as the base model for analysis and forecasting. The developed web application is a complex of programs that use a neural network for time series forecasting. Fractal analysis is used in the stage of forming input data for the neural network. The application also provides the ability to conduct R/S analysis of time series to determine the Hurst exponent. The software product also allows training the neural network using backpropagation. With the machine learning algorithms used in the web application, it is possible to analyze large volumes of data and discover complex dependencies and patterns in time series that may be difficult to notice manually. This leads to more accurate and faster results and enables making more objective forecasts based on the available data. The developed web application can also be used for predicting crises in financial and investment activities.

Key words: forecasting, time series, fractal analysis, business decision-making processes, web application, internet technologies.

Постановка проблеми. Діагностика є невід'ємною частиною управління бізнес-процесами. Об'єктом діагностування процесів ухвалення бізнес-рішень може бути будь-яка сфера чи напрямки діяльності підприємства. Вхідні дані є динамічними, вони змінюються з часом і формують нелінійні часові ряди. Надійні прогнози дозволяють підприємцям ефективно планувати свою діяльність та адаптуватися до майбутніх змін.

Основним інструментом що застосовуються для вирішення задач прогнозного характеру є економіко-математичне моделювання. Результатом зусиль багатьох дослідників з математичної теорії прогнозування стала різноманітність методів та моделей, які широко застосовуються у практиці перспективного аналізу.

Необхідно підкреслити актуальність розробки спеціального програмного забезпечення, що використовує інтернет-технології та сучасні математичні моделі прогнозування часових рядів. Використання таких програмних продуктів сприяє

розширенню використання цифрових технологій в прогнозуванні часових рядів у різних практичних завданнях, пов'язаних з фінансами, інвестиціями, економікою, соціологією та іншими сферами. Крім того, автоматизація процесу забезпечує точність та швидкість розрахунків, оскільки комп'ютерні системи можуть набагато швидше, ніж люди обробляти великі обсяги даних в короткий час.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Значний внесок у розробку методів прогнозування економічних процесів був зроблений такими сучасними дослідниками, як О.О. Ісаєнко, Т.С. Клебанова, Є.А. Недашківський, В.В. Яцура, Q. Song, B.S. Chissom та іншими [1–8]. Вони запропонували нові підходи до використання нелінійної дискретної динаміки, генетичних алгоритмів, нейронних мереж для вирішення завдань прогнозування часових рядів. У науковій літературі запропоновано широкий спектр методів прогнозування: від класичних часових рядів до сучасних машинних навчань. При прогнозуванні

економічних показників часові ряди часто складаються з трьох основних компонентів: тренду, сезонності та випадкової складової. Залежно від способу комбінування цих компонентів, відрізняють адитивні та мультиплікативні моделі часових рядів [1, с. 167, 172].

До іншої класифікації відносять методи екстраполяції тренду, які можуть бути розділені на трендові та адаптивні. Адаптивні методи прогнозування розраховують послідовні значення прогнозованого показника в часі, враховуючи вплив попередніх кроків. Проте, питання, пов'язані з розширенням сфери застосування принципів адаптації для вирішення сучасних завдань перспективного аналізу процесів економіки перехідного періоду, ще недостатньо розроблені. Існуючі методи прогнозування мають свої переваги і недоліки. На сьогоднішній день актуальним завданням є розробка модифікованих моделей, які комбінують статистичні, дискретні, інтелектуальні та інші сучасні методи аналізу для прогнозування часових рядів. Це дозволить вирішити проблеми, що виникають при застосуванні традиційних підходів, і надасть більш точні прогнози в сучасній економічній науці. Серед відомих методів прогнозування часових рядів можна відзначити методи експоненціального згладжування Брауна, експоненційну модель згладжування з трендом Хольта, метод Вінтерса (який дає можливість прогнозування на тривалий період) [2, с. 43–43]. Ці методи знаходять широке застосування у прогнозуванні соціально-економічних процесів.

Різноманіття моделей часових рядів, які описані в сучасній науковій літературі, дає можливість обирати ті, що найкраще підходять для аналізу кожного певного виду часового ряду. Цей аспект особливо важливий для часових рядів, які мають фрактальну структуру. У порівнянні з іншими методами прогнозування, фрактальний аналіз володіє перевагами у виявленні нелінійних залежностей та розпізнаванні складних паттернів у часових рядах. [3, с. 271]. Це дозволяє отримувати більш точні результати і забезпечувати більш ефективне прийняття бізнес-рішень.

Математичними моделями, які дозволяють моделювати нелінійну залежність між майбутніми значеннями часового ряду і його фактичними значеннями, а також значеннями зовнішніх факторів, які можуть впливати на цей часовий ряд є штучні нейронні мережі. Застосування нейромереж дозволяє отримати більш гнучкі та складні моделі, які здатні зробити більш точні та надійні прогнози [4, с. 104].

Робота з великим об'ємом даних, складність розрахунків, необхідність візуалізації часових рядів потребує використання цифрових технологій для автоматизації роботи з даними та побудови прогнозів.

Постановка завдання. Метою цього дослідження є вибір математичної моделі та інтернет-технології для діагностики бізнес-рішень та передбачення майбутніх значень вхідних фінансових показників українських банкових установ. Об'єктом дослідження є веб-додаток, призначений для прогнозування фінансових часових рядів. Предметом дослідження є методи прогнозування часових рядів та сучасні інтернет-технології для діагностики та прогнозування процесів прийняття бізнес-рішень.

Для досягнення поставленої мети в даному дослідженні потрібно виконати кілька завдань: обґрунтувати застосування фрактального аналізу для прогнозування часових рядів, розробити відповідний веб-додаток та проаналізувати отримані результати.

Виклад основного матеріалу дослідження. Сучасні дослідження у рамках вирішення поставлених завдань використовують різні напрями економіко-математичної науки.

Актуальною проблемою, з якою стикаються дослідники, є моделювання нестационарних часових рядів в економічній динаміці. У запропонованому Ісаєнко О.О. в [4, с. 104] підході до прогнозування використовується методологія багатовимірної аналізу часових рядів та порівняння нерозривності. У цьому методі рівняння динаміки явищ виводиться у багатовимірному уявленні, припускаючи, що у економічній системі відбуваються два явища: зростання і дисипація. Рішення системи є багатовимірним рівнянням Фоккер-Планка. В результаті прогнозується виникнення низки закономірностей природного приросту.

Інноваційним підходом також є використання автором Нгуєн Т. моделей часових рядів, побудованих на нейронних мережах та нечітких методів, що ґрунтуються на нечітких множинах [5, с. 363]. Такі моделі можуть бути використані для прогнозування майбутніх значень часових рядів на основі їх історичних даних та зовнішніх факторів, що дозволяє зробити більш точні та надійні прогнози.

В [6] Недашківський, Є.А. для моделювання часових рядів зосереджується на проблемі фрактальності з точки зору лінгвістичного моделювання. Він обґрунтовує той факт, що фінансові часові ряди, які мають фрактальну структуру, відрізняються нелінійною динамікою, хаотичним характером, нестационарністю, невизначеністю та значним рівнем шумів [6, с. 178].

У сфері економіки за допомогою фрактального аналізу можна прогнозувати майбутні рівні цін на товари чи послуги, враховуючи поточні та минулі показники, що впливають на їх ціну. За допомогою показника Херста [7, с. 126] можна передбачити відхилення майбутніх значень показника (наприклад, ціни товару) від поточного значення, врахо-

вуючи відхилення між попередніми значеннями з вхідного набору даних. Наприклад, за допомогою минулих показників чистого прибутку або його складових можна прогнозувати майбутні значення чистого прибутку для даного набору даних і побудувати прогнозний графік чистого прибутку на майбутній період.

Сучасний інформаційний простір надає широкі можливості для досліджень часових рядів з використанням різноманітних цифрових інструментів. Серед них можна виділити такі інструменти, як електронні таблиці, спеціальні програмні системи та експертні системи.

Поширеним інструментом для аналізу та обробки часових рядів є Електронні таблиці MS Excel. Вони надають зручний інтерфейс для введення, редагування та візуалізації даних, а також мають ряд вбудованих функцій для обробки числових даних. Існують також спеціальні програмні системи, спрямовані на аналіз та прогнозування часових рядів, Один з них – пакет PROPHET [8], який має розширені функціональні можливості для моделювання, статистичного аналізу та прогнозування. Експертні системи, які та базуються на знаннях та експертному досвіді у відповідній предметній області також можуть надавати рекомендації та вирішувати складні завдання аналізу даних.

Але найбільш доступними та зручними є програмні продукти, засновані на інтернет-технологіях. Широка популярність сайтів дозволяє створювати веб-додатки для аналізу часових рядів, які

будуть доступні для великої кількості користувачів різного рівня підготовки. Метою таких веб-додатків є забезпечення візуального інтерфейсу, використання інноваційних алгоритмів аналізу та візуалізації результатів.

Розглянемо процес розробки веб-додатку, який би прогнозував фінансові показники різних банків України, ґрунтуючись на наявних часових рядах, за допомогою методу фрактального аналізу. В якості вхідної інформації виступають такі фінансові показники банку (та їх динаміка в часі), як чистий прибуток, дохід, витрати, активи, пасиви тощо, які вимірюються відповідно до певного часового інтервалу (дні, місяці, роки).

В рамках даного дослідження за базову модель для аналізу та прогнозування обрано часові ряди чистого прибутку банку «Восток». Ці ряди володіють фрактальними властивостями, що означає, що їхній графік та залежності не змінюються незалежно від того, чи розглядаються короткі періоди часу (наприклад, тижні, дні, години) чи довгі періоди. Схема інформаційних зв'язків програмного продукту зображена на рис. 1.

Веб-додаток, що розробляється, є комплексом програм, який використовує фрактальний аналіз під час створення навчального набору даних, а для прогнозування часових рядів застосовує нейронну мережу. У додатку використовується багатозаровий перцептрон для реалізації нейронної мережі. За допомогою алгоритмів машинного навчання, які використовуються в веб-додатку, є можливість аналізувати великий обсяг



Рис. 1. Схема інформаційних зв'язків веб-додатку

Джерело: авторська розробка

даних і виявляти складні залежності та закономірності у часових рядах, які можуть бути важко помітити вручну. Це призводить до отримання більш точних та швидких результатів та дозволяє зробити більш об'єктивні прогнози на основі наявних даних.

Цей веб-додаток складається з модуля управління (забезпечує контроль за цілісністю інформаційного поля та даними); модуля обліку результатів формування прогнозних вибірок; модуля оцінки результатів; модуля відображення результатів; довідкової системи для інтерактивного обміну інформацією між усіма модулями веб-додатка та бази даних.

Середовищем розробки веб-додатка є Zend Studio, а мовою програмування – PHP. Модель для зберігання даних створена з використанням базової реляційної моделі в системі Embarcadero ER Studio, база даних створена з використанням мови SQL Server. Вхідні дані, такі як показники прибутку за кожний місяць і операційні витрати, зберігаються у відповідних таблицях бази даних.

Основна функція веб-додатка – автоматизувати процес створення прогнозу чистого прибутку банку за допомогою описаних вище методів прогнозування. Інтерфейс програми дозволяє користувачеві додавати дані часових рядів різних банків і здійснювати прогноз чистого прибутку для кожного банку з бази даних за допомогою нейронної мережі.

Головне меню веб-додатку має чотири основні сторінки: довідники; графіки; дії; прогноз.

На сторінці «Довідники» користувач має можливість переглянути різні банки .компанії, вхідні дані яких використовуються для розрахунку показників у вкладках «Графіки», «Прогноз», «Дії».

На сторінці «Графіки» користувач має можливість обрати показник банку та переглянути графік коливання чистого прибутку обраного банку, показник Херста, а також корозмірність, пропорційність та систематичність вхідних даних.

На сторінці «Дії» користувач має можливість виконувати наступні дії: оновлення даних необхідних для діагностики та прогнозування у базі даних; навчання нейронної мережі на основі наявних даних; оновлення показника Херста після оновлення даних.

На сторінці «Прогноз» користувач може обрати будь-який інший банк з бази даних і переглянути графік прогнозування його чистого прибутку за допомогою числових рядів, наведених у текстовий файлах, використовуючи метод фрактального аналізу. Це дозволяє користувачеві відстежувати поточний розвиток процесу банку-конкурента і зробити прогноз на майбутнє.

Подальші дослідження будуть спрямовані на порівняння прогнозованих показників чистого при-

бутку та відхилень прогнозів від реальних даних за допомогою таких методів, як метод Брауна, метод Хольта, метод Вінсерта.

Висновки з дослідження і перспективи подальшого розвитку у даному напрямку. Обґрунтування вибору методу фрактального аналізу як найперспективнішого підходу до прогнозування часових рядів базується на його здатності виявляти складні структури та нелінійні закономірності в даних. Успішна інтеграція фрактального аналізу на нейронній мережі до практичних додатків та системи прийняття рішень потребує розробки зручних цифрових інструментів, які дозволять застосовувати його у реальних сценаріях та спростять процес діагностики та прогнозування.

У майбутніх дослідженнях планується розробка нових методів та моделей для прогнозування часових рядів. Вони будуть адаптовані до конкретних завдань та типів даних. Також планується робота над покращенням точності прогнозування та інтеграцією описаних методів прогнозування до реальних систем прийняття рішень. Одним із напрямків розвитку буде створення комбінованих моделей, які поєднують фрактальний аналіз з іншими методами прогнозування, такими як штучні нейронні мережі, лінгвістичні моделі та методи нечіткої логіки.

БІБЛІОГРАФІЧНИЙ СПИСОК:

1. Клебанова Т.С., Курзенев В.А., Наумов В.М. та ін. Прогнозування соціально-економічних процесів. Харків : ХНЕУ ім. С. Кузнеця. 2015. 656 с.
2. Яцура В.В., Сенишин О.С., Горинь М.О. Соціально-економічне прогнозування. Львів : ЛНУ. 2010, 412 с.
3. Song, Q., Chissom, B. S. (1993). Fuzzy time series and its models. *Fuzzy Sets and Systems*, 1993. Vol. 54. № 3. P. 269–277. DOI: [https://doi.org/10.1016/0165-0114\(93\)90372-0](https://doi.org/10.1016/0165-0114(93)90372-0).
4. Ісаєнко О.О. Моделювання нестационарних часових рядів економічної динаміки на основі рівняння Фоккера – Планка. *Бізнес Інформ*. 2014, № 4. С. 99–105. URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/binf_2014_4_17 (дата звернення: 01.06.2023).
5. Нгуєн Т. К., Антошук С.Г., Ніколенко, А.О., Чан К.Т., Бабілунга О.Ю. Прогнозування нестационарних часових рядів з використанням одновимірних згорткових нейронних мереж. *Вісник сучасних інформаційних технологій*, 2020. № 3(1). С. 362–372. URL: <http://hait.ccs.od.ua/index.php/journal/article/view/42> (дата звернення: 01.06.2023).
6. Недашківський Є.А. Механізми визначення фрактальності у термінах лінгвістичного моделювання. *Технічні науки та технології*. 2017. № 3(5). С. 175. URL: <http://tst.stu.cn.ua/article/view/93004> (дата звернення: 05.06.2023).
7. Кравець Т.В., Гапоненко Т.О. (2015) Фрактальний аналіз валютного ринку за допомогою моніторингу показника Херста. *Бізнес інформ*. 2015.

№ 1. С. 125–131. URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/binf_2015_11_21 (дата звернення: 09.06.2023).

8. Мастицький С.Е. Аналіз тимчасових рядів за допомогою R. 2020. URL: <https://ranalytics.github.io/tsa-with-r> (дата звернення: 10.06.2023).

REFERENCES:

1. Klebanova T.S., Kurzenev V.A., Naumov V.M. (2015) Proghnozuvannja socialjno-ekonomichnykh procesiv [Forecasting of socio-economic processes]. Khar'kiv: KhNEU im. S. Kuznecja, 656 p.

2. Jacura V.V., Senyshyn O.S., Ghorynj M.O. (2010) Socialjno-ekonomichne proghnozuvannja [Socio-economic forecasting]. Ljviv: LNU. 412 p.

3. Song, Q., Chissom, B. S. (1993). Fuzzy time series and its models. *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 54, no. 3, pp. 269–277. DOI: [https://doi.org/10.1016/0165-0114\(93\)90372-0](https://doi.org/10.1016/0165-0114(93)90372-0).

4. Isajenko O.O. (2014) Modeljuvannja nestacionarnykh chasovykh rjadiv ekonomichnoji dynamiky na osnovi rivnjannja Fokkera – Planka [Modeling of non-stationary time series of economic dynamics based on the Fokker-Planck equation]. *Biznes Inform*, no. 4, pp. 99–105. Available at: http://nbuv.gov.ua/UJRN/binf_2014_4_17 (accessed: 01.06.2023).

5. Nghujen T.K., Antoshuk S.Gh., Nikolenko A.O., Chan K.T., & Babilungha O. Ju. (2020). Proghnozuvannja nestacionarnykh chasovykh rjadiv z vykorystannjam odnovymirnykh zghortkovykh nejronnykh merezh [Forecasting non-stationary time series using one-dimensional convolutional neural networks]. *Visnyk suchasnykh informacijnykh tekhnologhij*, vol. 3(1), pp. 362–372. Available at: <http://hait.ccs.od.ua/index.php/journal/article/view/42> (accessed: 01.06.2023).

6. Nedashkivskij Je.A. (2017) Mekhanizmy vyznachennja fraktalnosti u terminakh linghivistychnogho modeljuvannja [Fractality detection mechanisms in terms of linguistic modeling]. *Tekhnichni nauky ta tekhnologhiji*, no. 3(5), p. 175. Available at: <http://tst.stu.cn.ua/article/view/93004> (accessed: 09.06.2023).

7. Kravecj T.V., Ghaponenko T.O. (2015) Fraktalnjy analiz valjutnogho rynku za dopomoghoju monitorynghu pokaznyka Khersta [Fractal analysis of the currency market using Hurst exponent monitoring]. *Biznes inform*, no. 1, pp. 125–131. URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/binf_2015_11_21.

8. Mastyc'kyj S.E. (2020) Analiz tymchasovykh rjadiv za dopomoghoju R [Time series analysis using R]. Available at: <https://ranalytics.github.io/tsa-with-r> (accessed: 10.06.2023).