

Фінанси

УДК 005.942:004.652.4:336.64

DOI <https://doi.org/10.5281/zenodo.14315385>

Роль інтелектуального аналізу даних у підвищенні точності фінансового прогнозування

Рудевська Вікторія Ігорівна,

доктор економічних наук, доцент кафедри фінансів, Національний університет
біоресурсів і природокористування України, м Київ, Україна,
<https://orcid.org/0000-0001-6697-9096>

Романишин Володимир Орестович,

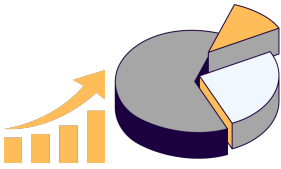
кандидат економічних наук, доцент кафедри корпоративних фінансів і
контролінгу, Київський національний економічний університет
імені Вадима Гетьмана, м. Київ, Україна,
<https://orcid.org/0000-0003-4864-5433>

Драган Оксана Олександрівна,

кандидат економічних наук, доцент кафедри фінансів, банківської справи та
страхування, Білоцерківський національний аграрний університет,
м. Біла Церква, Україна,
<https://orcid.org/0000-0001-6431-8825>

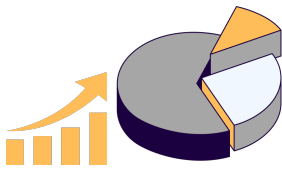
Прийнято: 21.11.2024 | Опубліковано: 08.12.2024

Анотація: Метою статті є дослідження ролі інтелектуального аналізу даних (Data Mining) у підвищенні точності фінансового прогнозування.



Актуальність роботи зумовлена стрімким зростанням обсягів фінансових даних і необхідністю використання сучасних методів для їх обробки, аналізу та прогнозування в умовах динамічних змін економічного середовища. У роботі зосереджено увагу на аналізі основних принципів, методів та інструментів Data Mining, з'ясуванні його впливу на прогнозування фінансових трендів, а також визначенні основних проблем, пов'язаних з інтеграцією цих технологій у фінансову сферу. Для досягнення поставленої мети застосовано методи теоретичного аналізу літературних джерел, систематизації підходів до класифікації методів інтелектуального аналізу даних. У результатах дослідження зазначено, що інтелектуальний аналіз даних забезпечує нові можливості для обробки значних обсягів інформації, підвищення точності прогнозів та адаптації до динамічних умов ринку. Такі методи, як штучні нейронні мережі, дерева рішень і кластеризація, продемонстрували високу ефективність у виявленні закономірностей і прогнозуванні змін фінансових показників. Водночас дослідження виявило ключові проблеми, серед яких складність доступу до якісних даних, витрати на впровадження технологій та інтерпретація моделей, що функціонують як «чорна скринька». У висновках підкреслено, що інтелектуальний аналіз даних має суттєвий потенціал для підвищення точності фінансових прогнозів і створення конкурентних переваг. Однак для його ефективної інтеграції необхідно розв'язати питання доступності якісних даних, знизити витрати на впровадження та розробити методи спрощення інтерпретації моделей. Отримані результати сприятимуть розширенню практичного застосування Data Mining у фінансовій сфері та можуть бути підставою для подальших досліджень у цій галузі.

Ключові слова: фінансове прогнозування, фінансова модель, фінансовий аналіз, машинне навчання, Data Mining.



The Role of Data Mining in Enhancing the Accuracy of Financial Forecasting

Viktoriia Rudevska,

Doctor of Economics, Associate Professor of the Department of Finance, National University of Life and Environmental Sciences of Ukraine, Kyiv, Ukraine,

<https://orcid.org/0000-0001-6697-9096>

Volodymyr Romanyshyn,

Ph.D. in Economics, Associate Professor of the Department of Corporate Finance and Controlling, Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman,

Kyiv, Ukraine,

<https://orcid.org/0000-0003-4864-5433>

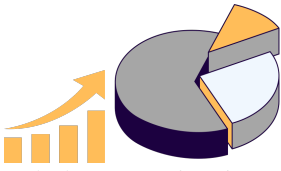
Oksana Drahan,

Candidate of Economic Sciences, Associate Professor of the Department of Finance, Banking and Insurance, Bila Tserkva National Agrarian University,

Bila Tserkva, Ukraine,

<https://orcid.org/0000-0001-6431-8825>

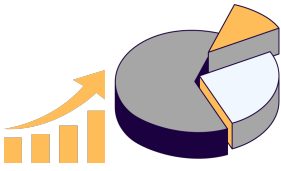
Abstract: The purpose of the article is to study the role of data mining in increasing the accuracy of financial forecasting. The relevance of the work is due to the rapid growth of financial data volumes and the need to use modern methods for their processing, analysis and forecasting in conditions of dynamic changes in the economic environment. The work focuses on the analysis of the basic principles, methods and tools of Data Mining, revealing its impact on forecasting financial trends, as well as identifying the main problems associated with the integration of these technologies into the financial sphere. To achieve this goal, the methods of theoretical analysis of literary sources, systematization of approaches to the classification of data



mining methods, as well as a comparative analysis of the practical results of the use of Data Mining technologies in the financial sphere were used. The review was conducted with an emphasis on the practical significance of processing big data, identifying hidden patterns and forecasting market trends. As a result of the study, it was found that data mining provides new opportunities for processing significant amounts of information, increasing the accuracy of forecasts and adapting to dynamic market conditions. Methods such as artificial neural networks, decision trees and clustering have demonstrated high efficiency in detecting patterns and predicting changes in financial indicators. At the same time, the study identified key problems, including the difficulty of accessing qualitative data, the cost of implementing technologies and interpreting models that function as a “black box”. The conclusions emphasize that data mining has significant potential to improve the accuracy of financial forecasts and create competitive advantages. However, for its effective integration, it is necessary to address the issue of availability of qualitative data, reduce implementation costs and develop methods for simplifying the interpretation of models. The results obtained contribute to the further expansion of the practical application of Data Mining in the financial sector and can be the basis for further research in this area.

Keywords: financial forecasting, financial model, financial analysis, machine learning, Data Mining.

Постановка проблеми. У сучасному світі фінансова сфера характеризується високою динамічністю, складністю та непередбачуваністю. Прийняття ефективних рішень у сфері фінансів вимагає аналізу великого обсягу різноманітних даних, зокрема історичних цін, макроекономічних показників, соціальних та політичних факторів. Традиційні підходи до фінансового прогнозування часто виявляються недостатньо ефективними для обробки великих обсягів даних та не враховують складних нелінійних взаємозв’язків між змінними.

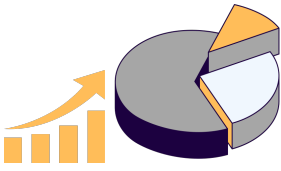


Інтелектуальний аналіз даних (далі – Data Mining) відкриває нові можливості для підвищення точності фінансового прогнозування, забезпечуючи обробку великих масивів інформації, виявлення прихованих закономірностей і трендів. Використання методів машинного навчання, статистичного аналізу та алгоритмів оптимізації дозволяє значно покращити результати прогнозів, мінімізуючи ризики прийняття хибних фінансових рішень.

Незважаючи на очевидні переваги, інтеграція інтелектуального аналізу даних у фінансову сферу стикається з низкою проблем: обмеженість доступу до якісних даних, висока чутливість моделей до вибору параметрів, складність інтерпретації результатів та значні витрати на впровадження сучасних технологій. Отже, актуальним є дослідження того, як методи інтелектуального аналізу даних можуть бути ефективно застосовані для підвищення точності фінансового прогнозування, враховуючи сучасні виклики та обмеження.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Вивчення сучасних досліджень з обраної проблематики дозволяє зрозуміти основні тенденції та досягнення в цій сфері, а також окреслити перспективи розвитку цієї технології. У науковій літературі представлений широкий спектр підходів до застосування методів Data Mining у сфері економічних та фінансових досліджень.

Одним з основних напрямів, який активно розвивається, є використання статистичних методів і алгоритмів машинного навчання для прогнозування фінансових ринків. Зокрема, роботи таких авторів, як О. Вдовичена, А. Вдовичен (O. Vdovichena, A. Vdovichen) [1], R. Leng, N. Tang, L. Zhao [2], присвячені аналізу застосування статистичних методів у фінансовому прогнозуванні, підкреслюють важливість застосування багатоваріантного аналізу для точнішого прогнозування коливань на фінансових ринках. Дослідження науковців переконують, що кореляційний та факторний аналізи дають можливість виявити зв'язки між різними фінансовими показниками й значно підвищити точність прогнозів, які ґрунтуються на значній кількості економічних і фінансових даних.

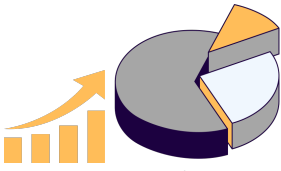


Водночас Н. А. Javaid [3], S. Sakina Zeb, Н. Raza, G. Subhani [4] у своїх статтях зосереджуються на застосуванні нейронних мереж і генетичних алгоритмів для прогнозування фінансових трендів. Учені вважають, що штучні нейронні мережі, завдяки своїй здатності до самонавчання, можуть на основі великих обсягів історичних даних виявляти приховані закономірності в ринкових змінах. Автори стверджують, що застосування таких методів дозволяє не тільки отримувати точніші прогнози, але й покращувати адаптивність моделей до швидко змінюваних ринкових умов.

Ще одним важливим аспектом є підхід, запропонований такими дослідниками, як D. A. Abdullah, N. J. AL-Anber [5], які акцентують на проблемах якості даних у процесі фінансового прогнозування. Науковці зазначають, що навіть найсучасніші методи аналізу не здатні гарантувати точність прогнозів без надійного й повного доступу до даних.

Важливість розробки нових методів інтерпретації результатів інтелектуального аналізу підкреслюють у своїх роботах Р. Винничук, Я. Смітюх [6], А. С. Полянська, О. М. Дюк [7]. Учені наголошують що однією з ключових проблем, з якою стикаються аналітики під час застосування методів Data Mining, є недостатня прозорість у процесі побудови моделей. Для фінансових установ, які часто потребують чітких і зрозумілих рекомендацій, важливо, щоб результати аналізу можна було інтерпретувати без складних математичних формул і моделей. Робота дослідників має важливе значення для розробки методів пояснювальної аналітики, що дозволяє зробити результати моделей більш доступними для широкого кола користувачів.

Різноманіття підходів і методів, що використовуються в різних дослідженнях, допомагає сформувати комплексний погляд на ефективність застосування Data Mining в економічному та фінансовому прогнозуванні. Ці результати дають можливість визначити, які саме технології та методи мають найбільший потенціал для покращення точності фінансових прогнозів, а також



сприяють формуванню критичного підходу до проблем, що виникають при їх впровадженні.

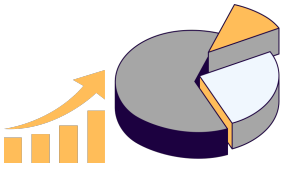
Виділення невирішених раніше частин загальної проблеми. Попри значну кількість досліджень, присвячених використанню інтелектуального аналізу даних у фінансовому прогнозуванні, багато аспектів цієї проблеми залишаються недостатньо вивченими. Зокрема, хоча в науковій літературі активно розглядаються окремі методи та підходи до застосування Data Mining, питання комплексного аналізу його впливу на підвищення точності прогнозів, особливо в умовах обробки великих обсягів різних даних, досі не мають систематизованого висвітлення.

У цій роботі зроблено спробу детально розкрити, як саме інтелектуальний аналіз даних сприяє покращенню фінансового прогнозування. Особлива увага приділяється таким аспектам, як виявлення прихованих закономірностей у даних, обробка великих інформаційних масивів та прогнозування довгострокових і короткострокових трендів. Важливо наголосити, що, хоча існує значний практичний інтерес до цих питань, вони досі залишаються фрагментарно дослідженими. Це ускладнює інтеграцію сучасних технологій Data Mining у фінансові моделі й обмежує їхній потенціал у реальних умовах.

Формулювання цілей статті (постановка завдання). Мета статті – дослідити роль інтелектуального аналізу даних у підвищенні точності фінансового прогнозування, визначити ключові методи та інструменти, які сприяють покращенню результатів прогнозів, а також проаналізувати основні проблеми й шляхи їх подолання при впровадженні цих технологій.

Завдання статті:

- 1) проаналізувати основні принципи, методи та інструменти інтелектуального аналізу даних, що використовуються у фінансовому прогнозуванні;



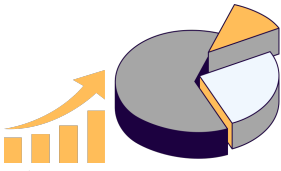
2) розкрити, як інтелектуальний аналіз даних сприяє підвищенню точності фінансових прогнозів завдяки обробці великих даних, виявленню прихованих закономірностей та прогнозуванню трендів;

3) визначити основні проблеми, пов'язані з інтеграцією інтелектуального аналізу даних у фінансове прогнозування, зокрема питання доступу до якісних даних, складності інтерпретації моделей та витрат на впровадження.

Виклад основного матеріалу дослідження. Інформаційні потоки сьогодні є невід'ємною частиною всіх сфер людської діяльності, що значно впливає на процеси прийняття рішень. З огляду на збільшення обсягу й різноманіття даних, традиційні методи обробки, як-от статистичний аналіз чи експертні оцінки, часто виявляються недостатньо ефективними, особливо в умовах складних економічних систем. Для розв'язання цієї проблеми сучасні технології пропонують інтелектуальний аналіз даних як один з основних інструментів, здатних забезпечити якісний аналіз інформації.

Data Mining, або інтелектуальний аналіз даних, – це процес отримання корисної інформації з великих масивів даних, які зберігаються в сучасних базах або інформаційних сховищах [8, с. 103]. Ця технологія дозволяє виявляти нові, раніше невідомі знання, що мають практичну цінність і можуть бути легко інтерпретовані. Головною метою Data Mining є не лише отримання інформації, але й формування прогнозів та виявлення зв'язків між різними характеристиками даних. Наприклад, за допомогою цієї технології можна передбачити поведінку клієнтів, спрогнозувати ринкові тенденції або визначити ключові фактори, що впливають на розвиток певного процесу.

Особливістю інтелектуального аналізу даних є його масштабованість і високий рівень автоматизації. Це означає, що методи Data Mining можуть застосовуватися як до невеликих наборів даних, так і до масивних сховищ, наприклад, у фінансових або медичних установах. Отримані результати не лише



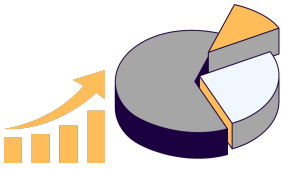
підвищують точність рішень, але й сприяють ефективнішому використанню ресурсів підприємств.

Застосування Data Mining практично не має меж. Зокрема, ця технологія активно використовується комерційними підприємствами, які працюють із великими масивами даних. Відомо, що реалізація проєктів на основі інформаційних сховищ даних (Data Warehousing) дозволяє значно збільшити конкурентні переваги організацій, допомагаючи у стратегічному плануванні й оптимізації бізнес-процесів. Успішний досвід таких підприємств свідчить про значний економічний ефект від впровадження інтелектуального аналізу даних.

Data Mining передбачає застосування різноманітних методів і алгоритмів, кожен з яких відповідає певним завданням і типам даних. Вибір підходу здебільшого визначається характеристиками поставленого завдання, наявною інформацією та бажаними результатами. У науковій літературі запропоновано декілька підходів до класифікації методів інтелектуального аналізу даних [9, с. 10]. Два основні критерії класифікації охоплюють тип навчання та спосіб моделювання.

Згідно з першим підходом, методи Data Mining поділяються на методи навчання з учителем (Supervised Learning) та навчання без учителя (Unsupervised Learning). У випадку навчання з учителем алгоритм працює з попередньо позначеними даними, де є чітко визначений зв'язок між вхідними даними та очікуваним результатом. Це дозволяє створювати моделі, які можуть передбачати результати на основі нових даних, наприклад, класифікувати клієнтів банку за рівнем ризику чи прогнозувати продажі. Натомість навчання без учителя застосовується тоді, коли дані не мають попереднього маркування. У цьому випадку алгоритми зосереджуються на пошуку прихованих структур у даних, таких як сегментація клієнтів чи виявлення аномалій [10].

Другий підхід до класифікації методів ґрунтується на способі моделювання. Тут виокремлюють дві великі групи: статистичні та кібернетичні методи. Статистичні методи включають такі техніки, як описовий аналіз,



регресійний аналіз, факторний і компонентний аналіз, а також аналіз часових рядів. Вони спрямовані на математичне моделювання та опис взаємозв'язків між змінними. Наприклад, регресійний аналіз допомагає виявити залежності між змінними, а аналіз часових рядів використовується для прогнозування даних на основі їхніх історичних значень [11].

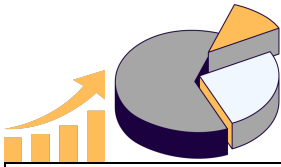
Кібернетичні методи, натомість, базуються на алгоритмах, що імітують принципи функціонування людського мозку чи природних процесів. До них належать штучні нейронні мережі, генетичні алгоритми, дерева рішень, нечітка логіка, а також системи, що працюють з експертними знаннями. Наприклад, штучні нейронні мережі використовуються для складних прогнозів, як-от аналіз фінансових ринків, тоді як дерева рішень часто застосовуються для побудови зрозумілих моделей класифікації [12].

Дані, наведені в таблиці 1, демонструють, як різні методи Data Mining можуть бути адаптовані для розв'язання специфічних завдань фінансового прогнозування.

Таблиця 1

Основні методи інтелектуального аналізу даних (Data Mining) та їх застосування у фінансовому прогнозуванні

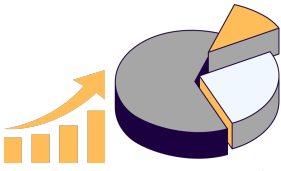
Опис	Можливості використання у фінансовому прогнозуванні
<i>Класифікація (Classification)</i>	
Віднесення об'єктів до певних категорій на основі заданих характеристик.	Оцінка кредитоспроможності клієнтів, визначення ризиків інвестицій, класифікація транзакцій (нормальні/шахрайські).
<i>Регресія (Regression)</i>	
Прогнозування числових значень на основі взаємозв'язків між змінними.	Прогнозування доходів, цін акцій, витрат або обсягів продажів.
<i>Класифікація (Clustering)</i>	
Групування схожих об'єктів у кластери без попередньої маркування даних.	Сегментація клієнтів банків або страхових компаній, виявлення аномалій у фінансових даних.



<i>Асоціативний аналіз (Association Rule Mining)</i>	
Виявлення зв'язків і шаблонів між різними характеристиками даних.	Виявлення залежностей між фінансовими показниками, аналіз спільних витрат клієнтів.
<i>Аналіз часових рядів (Time Series Analysis)</i>	
Аналіз даних, що змінюються з часом, для виявлення трендів і сезонності.	Прогнозування цін акцій, валютних курсів, змін процентних ставок або обсягів торгівлі.
<i>Штучні нейронні мережі (Artificial Neural Networks)</i>	
Моделі, що імітують роботу людського мозку для виявлення складних взаємозв'язків у даних.	Прогнозування ринкових трендів, аналіз ризиків портфеля, визначення оптимальної стратегії інвестування.
<i>Дерева рішень (Decision Trees)</i>	
Візуалізація процесу прийняття рішень через послідовність умов і правил.	Побудова моделей для оцінювання ризиків, аналіз причин фінансових втрат, автоматизація прийняття рішень.
<i>Генетичні алгоритми (Genetic Algorithms)</i>	
Оптимізаційні методи, що імітують принципи природного відбору.	Пошук оптимальних портфелів інвестицій, визначення стратегії торгівлі на ринках.
<i>Нечітка логіка (Fuzzy Logic)</i>	
Робота з нечіткими або неоднозначними даними для побудови моделей і прийняття рішень.	Оцінка ризиків інвестицій у невизначених умовах, моделювання сценаріїв із недостатньо точними даними.

Джерело: складено авторами на основі [13, с. 54–55]

Ключовим критерієм точності прогнозів є мінімізація похибок, таких як середньоквадратична похибка (MSE) або середня абсолютна похибка (MAE). Застосування моделей машинного навчання дозволяє оптимізувати ці показники завдяки автоматичному підбору параметрів і адаптації до специфіки даних. Наприклад, алгоритми регресії або кластеризації можуть виявляти складні нелінійні залежності між змінними, які традиційні методи аналізу пропускають. Це дає змогу враховувати широкий спектр факторів, які впливають на результат, і таким чином підвищувати точність прогнозів.

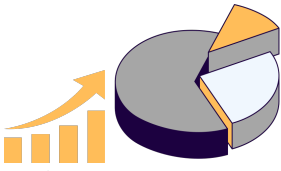


Докази ефективності інтелектуального аналізу даних можна знайти в порівняльних дослідженнях. Зокрема, використання методів глибокого навчання для прогнозування цін на фінансових ринках показало вищу точність порівняно зі звичайними статистичними методами [13]. Крім того, алгоритми обробки великих даних, такі як градієнтний бустинг або ансамблеві моделі, демонструють значно кращі результати в завданнях прогнозування поведінки споживачів, кредитних ризиків або навіть змін на ринку праці.

Механізм цього впливу полягає в тому, що інтелектуальний аналіз даних може працювати з великими масивами структурованої та неструктурованої інформації, об'єднувати її в єдину систему та враховувати найменші зміни в тенденціях. Таким чином, моделі стають більш гнучкими й адаптивними, що дозволяє їм враховувати фактори, які раніше не розглядалися. Це особливо важливо в умовах швидкоплинного ринку та зростання обсягу доступних даних, де можливість вчасно реагувати на зміни є ключовою перевагою.

Інтеграція цих підходів у бізнес-процеси дозволяє не лише підвищити точність прогнозів, але й зробити їхню реалізацію більш ефективною через автоматизацію аналітичних процесів та зменшення впливу людського фактора.

Отже, інтелектуальний аналіз даних є необхідним інструментом у сучасних умовах, де фінансова стабільність і успішне управління залежать від здатності ефективно аналізувати величезні обсяги інформації. Завдяки своїм можливостям Data Mining сприяє підвищенню точності прогнозів, оптимізації бізнес-процесів і зміцненню конкурентних переваг. Зокрема, використовуючи технології Data Mining, можна здійснювати обробку великих, різномірних масивів даних – від фінансової звітності й ринкової статистики до соціально-економічних показників і поведінкових трендів споживачів. Така обробка передбачає застосування спеціалізованих алгоритмів і методів, які не лише швидко опрацьовують великі обсяги інформації, але й забезпечують отримання зрозумілих, конкретних результатів, придатних для прийняття стратегічних рішень. Наприклад, фінансові установи можуть використовувати ці методи для



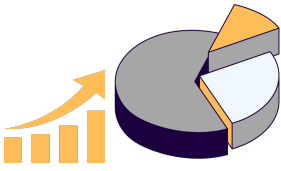
оцінювання кредитного ризику, прогнозування змін валютних курсів або визначення оптимальних інвестиційних стратегій [14].

Однією з ключових переваг Data Mining є здатність виявляти приховані закономірності у великих обсягах даних. Це дозволяє, зокрема, знаходити непомітні на перший погляд зв'язки між різними фінансовими показниками, виявляти залежності між ринковими змінними та прогнозувати ймовірність настання певних подій. Наприклад, аналіз фінансових транзакцій клієнтів може виявити тенденції у використанні кредитних лімітів, спрогнозувати ризик дефолту за кредитами або оптимізувати структуру банківських продуктів. Також це допомагає фінансовим установам оцінювати реакцію клієнтів на зміну відсоткових ставок, прогнозувати зміну попиту на фінансові послуги у відповідь на економічні тренди або навіть виявляти потенційні випадки шахрайства завдяки аналізу аномалій у поведінці користувачів.

Ще однією важливою перевагою є здатність інтелектуального аналізу даних прогнозувати тренди. Використовуючи історичні дані та аналізуючи динаміку їхніх змін, алгоритми Data Mining здатні визначати ринкові тенденції та оцінювати їхній вплив на майбутній розвиток. Наприклад, аналіз часових рядів може сприяти передбаченню коливань вартості акцій чи індексів, що забезпечує фінансовим аналітикам додаткові інструменти для ухвалення обґрунтованих рішень.

Технології Data Mining також дозволяють здійснювати технічну обробку даних, зокрема очищення, нормалізацію та об'єднання інформації з різних джерел. Це забезпечує високу якість вхідних даних і, відповідно, збільшує достовірність отриманих результатів. Таким чином, аналітики отримують об'єктивні прогнозні висновки, які можна використовувати для оцінювання ризиків, планування бюджету чи побудови довгострокових стратегій [15].

Проте, варто зауважити, що інтеграція Data Mining у фінансове прогнозування супроводжується низкою проблем, які обмежують ефективність

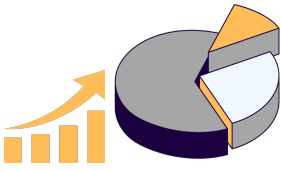


його застосування. Однією з ключових перешкод є доступ до якісних даних. Для успішного функціонування моделей необхідні великі обсяги інформації, яка має бути не лише значною, але й достовірною, релевантною та структурованою. На практиці це створює певні труднощі, оскільки фінансові дані часто містяться в різних джерелах, містять помилки або неповну інформацію. Наприклад, неякісні дані можуть призводити до викривлення результатів, знижуючи точність прогнозів.

Ще однією важливою проблемою є складність інтерпретації моделей, створених за допомогою методів Data Mining. Часто ці моделі функціонують як «чорні скриньки», генеруючи результати, але не надаючи чітких пояснень щодо причин і механізмів їхнього отримання. Це викликає труднощі для фінансових аналітиків, які повинні розуміти процес прийняття рішень для виправданого застосування моделей у практиці. Наприклад, якщо модель рекомендує певну інвестиційну стратегію, але не обґрунтовує її, це може викликати недовіру з боку користувачів і ускладнити її впровадження.

Ще один аспект, що ускладнює інтеграцію Data Mining, пов'язаний із витратами на впровадження. Незважаючи на потенційні переваги, розробка, налаштування та підтримка систем інтелектуального аналізу даних вимагають значних фінансових ресурсів. До цього додаються витрати на навчання персоналу, адже для успішного використання технологій потрібні висококваліфіковані фахівці, які розуміються на методології та здатні адаптувати моделі до специфічних потреб компанії.

Окрім цього, важливим фактором є час, необхідний для адаптації системи та її інтеграції в наявні бізнес-процеси. Фінансовий сектор характеризується високою динамічністю, і затримка у впровадженні інновацій може призвести до зниження конкурентних переваг компанії. Однак навіть після впровадження можуть виникати помилкові результати через неправильне налаштування моделей або некоректну інтерпретацію даних.

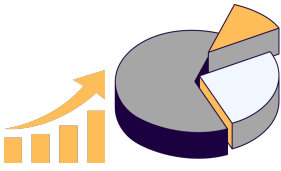


Висновки. У статті проаналізовано основні принципи, методи та інструменти Data Mining, що є ключовими для сучасного фінансового прогнозування. Встановлено, що такі методи, як класифікація, регресія, кластеризація, аналіз часових рядів, штучні нейронні мережі та дерева рішень, дозволяють розв'язувати широкий спектр завдань у фінансовій сфері. Завдяки використанню цих інструментів є можливим виявлення закономірностей у складних даних, що сприяє підвищенню ефективності фінансового прогнозування.

Доведено значущість інтелектуального аналізу даних у підвищенні точності фінансових прогнозів. Його застосування забезпечує обробку великих обсягів різнорідних даних, що дозволяє отримувати більш точні й обґрунтовані результати. Виявлення прихованих закономірностей у фінансових показниках та їхніх взаємозв'язках, а також прогнозування трендів і динаміки ринку є основними перевагами використання технологій Data Mining. Завдяки цьому фінансові установи отримують можливість підвищити конкурентоспроможність і точніше адаптуватися до змін ринку.

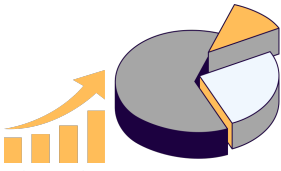
Водночас визначено основні проблеми, які стримують ефективну інтеграцію інтелектуального аналізу даних у фінансове прогнозування. Серед них виокремлюються труднощі з доступом до якісних даних, висока складність інтерпретації моделей, які часто функціонують як «чорна скринька», а також значні витрати на впровадження цих технологій. Ці фактори потребують додаткової уваги під час планування та реалізації проєктів із використанням Data Mining у фінансовій сфері.

Перспективи подальших досліджень полягають у розробленні нових алгоритмів для обробки та аналізу фінансових даних у реальному часі, що дозволить підвищити оперативність прогнозів.



Список використаних джерел

1. Vdovichen O., Vdovichen A. The Influence of Exhibition Activities on Regional Development in Terms of International Cooperation. *Ekonomiczne studia. Kategorie i teorie ekonomiczne oraz polityra gospodarcza. Uniwersytet ekonomiczny w Katowicach*. 2014. Vol. 176. P. 179–188. URL: https://www.researchgate.net/publication/331787355_THE_INFLUENCE_OF_EXHIBITION_ACTIVITIES_ON_REGIONAL_DEVELOPMENT_IN_TERMS_OF_INTERNATIONAL_COOPERATION (date of access: 25.09.2024).
2. Leng R., Tang N., Zhao L. The Transformative Role of Data Mining in Financial Analysis and Risk Management. *Journal of Fintech and Business Analysis*. 2024. Vol. 1. P. 72–76. URL: <https://www.ewadirect.com/journal/jfba/article/view/16893/pdf> (date of access: 25.09.2024).
3. Javaid H.A. Improving fraud detection and risk assessment in financial services using predictive analytics and data mining. *Integrated Journal of Science and Technology*, 2024. Vol. 1(8). URL: <http://ijstindex.com/index.php/ijst/article/view/63> (date of access: 25.09.2024).
4. Sakina Zeb S., Raza H., Subhani G. Predicting the financial performance of banks in GCC countries using data mining techniques. *Pakistan Journal of Analysis & Wisdom*, 2024. Vol. 3. P. 177–192. URL: <https://pjlw.com.pk/index.php/Journal/article/view/v3i3-177-192> (date of access: 25.09.2024).
5. Abdullah D. A., AL-Anber N. J. Implement data mining and deep learning techniques to detect financial distress. *Al-Kadhum 2nd international conference on modern applications of information and communication technology: AIP Conference Proceedings*. 2023. DOI: 10.1063/5.0119272
6. Винничук Р., Смітюх Я. Інтелектуальний аналіз даних (DATA MINING) в харчовій промисловості. *Débats scientifiques et orientations prospectives du*



développement scientifique: VII International Scientific and Practical Conference (September 20, 2024). С. 137–145. DOI: <https://doi.org/10.36074/logos-20.09.2024.027>

7. Полянська А. С., Дюк О. М. Інтелектуальний аналіз даних у дослідженні корпоративної культури підприємства. *Економічний вісник НТУУ «Київський політехнічний інститут»*. 2021. № 19. С. 169–176. DOI: <https://doi.org/10.20535/2307-5651.19.2021.240691>

8. Ілляшенко К. В. Роль інтелектуального аналізу даних у сучасному бухгалтерському обліку. *Проблеми системного підходу в економіці*. 2019. Вип. 6 (74). С. 101–105.

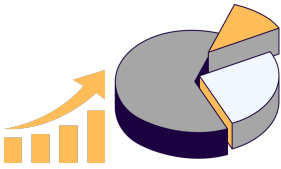
9. Бідюк П. І., Савченко С. М., Савченко А. С. Методи інтелектуального аналізу даних в прогнозуванні конкурентоспроможності підприємств. *Підприємництво та інновації*. 2018. Вип. 5. С. 7–16. URL: <http://www.ei-journal.in.ua/index.php/journal/article/view/61> (дата звернення: 25.09.2024).

10. Гарькава В., Кліщевська А. Регіональне управління економічною безпекою на основі фінансової модернізації. *Наукові перспективи*. 2021. Вип. 7 (13). DOI: [https://doi.org/10.52058/2708-7530-2021-7\(13\)-220-228](https://doi.org/10.52058/2708-7530-2021-7(13)-220-228)

11. Vasylchyshyn O., Harkava V., Sheremet O., Sydorovych O., Berdnik I., Paziuk A. Financial crimes in the context national economic security. *AD ALTA: Journal of interdisciplinary Research*. 2021. Vol. 11. № 2. P. 119–123. https://www.magnanimitas.cz/ADALTA/110222/papers/A_21.pdf (date of access: 25.09.2024).

12. Rudevskа V., Boiarko I., Shcherbyna A., Sydorenko O., Koblyk I., Ponomarova O. The impact of the banking system liquidity on the volume of lending and investment in government securities during the war. *Financial and Credit Activity Problems of Theory and Practice*. Vol. 1. № 54. P. 37–50. DOI: <https://doi.org/10.55643/fcaptp.1.54.2024.4283>

13. Колодчак О. М. Інтелектуальний аналіз даних. *Вісник Національного університету «Львівська політехніка»*. Комп'ютерні системи та мережі. 2013.



№ 773. С. 49–58. URL: <https://science.lpnu.ua/sites/default/files/journal-paper/2017/nov/6688/1049-58.pdf> (дата звернення: 25.09.2024).

14. Линь А. М. Використання методів DATA MINING в системі обліку фінансових показників з аналітичним модулем. *Інформаційні технології: економіка, техніка, освіта: XV Міжнародна науково-практична конференція молодих вчених* (7–8 листопада 2024 року). Київ, 2024. С. 93–95. URL: https://nubip.edu.ua/sites/default/files/u169/itete_2024_-_zbirnik_tez_xv_mnpk.pdf (дата звернення: 25.09.2024).

15. Наumenко М. Оптимальне використання алгоритмів глибокого машинного навчання в ефективному управлінні підприємством. *Успіхи і досягнення у науці*. 2024. Вип. 4 (4). DOI: [https://doi.org/10.52058/3041-1254-2024-4\(4\)-776-794](https://doi.org/10.52058/3041-1254-2024-4(4)-776-794)

16. Rasulov, R. Economic Substantiation of Innovative Solutions for Direct Cooperation between Manufacturers and Restaurants. *Futurity Economics&Law*, 2024. 4(4), 121–136. <https://doi.org/10.57125/FEL.2024.12.25.07>