

DOI: 10.55643/fcapter.1.54.2024.4240

Богдан Засадний

д.е.н., доцент, завідувач кафедри обліку і аудиту, Київський національний університет імені Тараса Шевченка, Київ, Україна;
 e-mail: b_zasadnyi@knu.ua
 ORCID: [0000-0002-5308-7248](https://orcid.org/0000-0002-5308-7248)
 (Corresponding author)

Олена Михальська

к.е.н., доцент кафедри обліку і аудиту, Київський національний університет імені Тараса Шевченка, Київ, Україна;
 ORCID: [0000-0003-1921-6293](https://orcid.org/0000-0003-1921-6293)

Олександр Кириллов

аспірант, Київський національний університет імені Тараса Шевченка, Київ, Україна;
 ORCID: [0009-0000-3770-0156](https://orcid.org/0009-0000-3770-0156)

Received: 03/11/2023

Accepted: 16/01/2024

Published: 29/02/2024

© Copyright
 2024 by the author(s)



This is an Open Access article distributed under the terms of the [Creative Commons CC-BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

ВИКОРИСТАННЯ ІНСТРУМЕНТАРІЮ BUSINESS INTELLIGENCE У ПРОЦЕСІ ПРОГНОЗУВАННЯ ОБЛІКОВИХ ПОКАЗНИКІВ ПІДПРИЄМСТВА

АНОТАЦІЯ

У сучасному глобальному бізнес-середовищі важливість ефективного управління та ухвалення обґрунтованих стратегічних рішень стає все більш критичною для успішної діяльності підприємств. Для досягнення цих цілей інформація стає ключовим ресурсом, а використання інструментарію Business Intelligence (BI) у процесі планування діяльності підприємства набуває великого значення.

Мета дослідження полягає в ідентифікації та порівнянні практичних можливостей прогнозування облікових показників за допомогою сучасного інструментарію Business Intelligence.

Формування показника чистого доходу є ключовою складовою стратегічного планування підприємства й вимагає комплексного аналізу внутрішніх та зовнішніх факторів. Для прогнозування облікових показників використовуються різні методи, такі як кореляційно-регресійний аналіз, моделі часових рядів і нейронні мережі. У статті доведено, що обрані методи прогнозування дали позитивні результати щодо ідентифікації динаміки чистого доходу ПрАТ «КиївХліб». Модель множинної лінійної регресії та ARIMA-модель продемонстрували схожі прогнози чистого доходу, передбачаючи збільшення у 2,03 раза за першим методом та у 2,017 раза за другим. Нейронна мережа також прогнозує зростання чистого доходу, але з меншим темпом приросту (у 2,93 раза). Автори акцентують увагу на ролі інструментарію Business Intelligence (BI) у процесі прогнозування облікових показників підприємства. Аналізується використання аналітики BI-платформ, що надає можливість передбачити стан підприємства в майбутньому та робить BI важливою складовою стратегічного й економічного аналізу. Традиційні методи прогнозування на основі кореляційно-регресійного аналізу та побудови часових рядів дуже поширені, проте мають свої обмеження. Вони ґрунтуються на припущенні, що минулі тенденції залишаться сталими в майбутньому, але не завжди можуть урахувати непередбачувані події.

Розвиток інформаційних технологій призвів до використання більш ефективних методів інтелектуального аналізу даних для побудови прогнозів. Використання генетичних алгоритмів є перспективним напрямом для моделювання та прогнозування облікових показників, але вимагає наявності відповідних даних для кожної змінної моделювання. Порівняння традиційних методів прогнозування з методами інтелектуального аналізу даних може допомогти зрозуміти їхні слабкі й сильні сторони та сприяти розробці гібридних інструментів прогнозування, які усувають обмеження кожного з методів.

Ключові слова: облікова інформація, фінансова звітність, Business Intelligence, прогнозування, множинна лінійна регресія, аналіз часових рядів, нейронна мережа

JEL Класифікація: M20, M40, M49

ВСТУП

Стійкість і конкурентоспроможність сучасних підприємств у більшості випадків залежить від постановки та виконання стратегічних цілей. Стратегія являє собою загальну модель дій підприємства в довгостроковій перспективі. На початку розробки стратегії підприємству необхідно сформувати систему ключових індикаторів

розвитку, які базуються на даних бухгалтерського обліку та фінансової звітності. До таких показників можна віднести: чистий дохід від реалізації, прибуток до сплати відсотків і податків (ЕВІТ), чистий прибуток, розмір активів, величину позикового капіталу тощо. Також можливим є використання відносних індикаторів розвитку – фінансових коефіцієнтів, які характеризують ліквідність, платоспроможність, фінансову стійкість, ділову активність та рентабельність підприємства.

Наступним етапом формування стратегії є побудова прогнозних значень ключових індикаторів розвитку суб'єкта господарювання. Але слід зауважити, що тут важливим є й вибір методологічного інструментарію прогнозування. Оскільки саме від методу прогнозування може залежати якість побудованих прогнозів, а отже, й ефективність реалізації майбутньої стратегії.

Кінцевим етапом розробки стратегії є побудова траєкторії розвитку підприємства з подальшим виокремленням механізму дії підтримки руху підприємства в необхідному напрямі. Для цього потрібно розробити стратегічний план майбутніх управлінських дій та окреслити основні ризики відхилення підприємства від розробленої стратегії.

Етап прогнозування є досить важливим для ухвалення стратегічних управлінських рішень, і саме облікова інформація як продукт бухгалтерського обліку виступає головним джерелом для забезпечення цього процесу. Також актуальним є дотримання якісних характеристик облікової інформації, таких як: значущість (relevance), достовірність (reliability), порівнянність (comparability) та доступність (availability). Якість облікової інформації гарантує високу ймовірність успішної реалізації процесу прогнозування та подальше отримання обґрунтованих висновків.

У сучасній науковій літературі розглядається досить широкий спектр методів та інструментів прогнозування економічних показників, науковці висвітлюють специфічні характеристики кожного з методів. Але відсутня практична складова побудови прогнозів, не наводиться специфіка відбору показників до бази даних, конкретні умови адаптації методів до економічних умов функціонування підприємства. Саме тому в рамках цього дослідження розглядається практичний підхід до прогнозування облікових показників за різними математичними методами.

ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ

Багато українських та зарубіжних науковців розглядають процес використання облікової інформації для ухвалення управлінських рішень та побудови ефективної стратегії розвитку підприємства. Спільним у будь-якому дослідженні є розкриття сутності облікової інформації як структурного елемента економічної інформації.

С. В. Івахненко (2020) [8] розглядає облікову інформацію як сукупність господарських фактів про господарську діяльність підприємства, а також стан активів, власного капіталу та зобов'язань на певну звітну дату. На його думку, облікова інформація відрізняється великим обсягом і різноманітністю, складністю логічної та відносно простотою арифметичної розробки. Їй властивий масовий характер обчислень, які виконують за типовими алгоритмами з певною періодичністю. Також облікова інформація має складну ієрархічну структуру та виступає ядром економічної інформації. Облікова інформація є джерелом показників, на основі яких здійснюється процес прогнозування економічного розвитку підприємства. Прогноз облікових показників дає можливість для надійної побудови стратегічної моделі функціонування підприємства.

Г. В. Присенко (2015) [11] вважає, що прогнозом виступає науково обґрунтований результат стосовно можливих станів об'єкта в майбутньому, альтернативні шляхи й терміни їх здійснення. Прогноз має випадковий характер, оскільки будується на підставі аргументованих наукових уявлень про стан і розвиток об'єкта, здійснення його є ймовірним. Метою прогнозування виступає науковий аналіз тенденцій зміни соціально-економічних процесів, оцінка наслідків ухвалених рішень, а також обґрунтування напрямів економічного розвитку.

Г. Келлер (2022) [9] розглядає прогнозування як загальноприйнятну практику серед менеджерів та зацікавлених осіб. Як приклад він розглядає планування виробництва операційними менеджерами, оскільки відправною точкою для цього процесу виступає саме прогнозування попиту на продукцію компанії. Також необхідною є побудова прогнозів щодо макроекономічних змінних, а також внутрішні прогнози менеджерів з маркетингу щодо майбутніх потреб їхніх клієнтів. Ці прогнози продажів є не тільки критично важливими для планування виробництва, але також є ключем до точної проформи (тобто прогнозованої) фінансової звітності, яку готують бухгалтери та фінансові працівники. Так відділ кадрів визнає такі прогнози щодо перспектив розвитку компанії неоціненними при плануванні майбутніх потреб у працівниках. Келлер стверджує, що існує багато різних методів прогнозування. Деякі з них базуються на розробці моделі, яка намагається проаналізувати зв'язок між залежною змінною та однією (чи кількома) незалежними змінними. Більшість методів прогнозування базується на часових рядах, тобто показниках, які представлені в динамічній (часовій) формі.

Деякі вчені актуалізують сфери використання інструментарію економічного прогнозування. Наприклад, М. Уотсон, Дж. Сток та У. Мюллер (2019) [20] зазначають, що прогнози часових рядів використовуються в широкому спектрі економічної діяльності, включаючи встановлення монетарної та фінансової політики, державне та місцеве бюджетування, фінансовий менеджмент та інжиніринг. Ключові елементи економічного прогнозування включають вибір моделі прогнозування, яка відповідає проблемі, що розглядається, оцінку та усвідомлення невизначеності, пов'язаної з прогнозом, і захист від нестабільності моделі.

Багатоваріантність методів прогнозування породжує проблему їх релевантного вибору для конкретних підприємств. Також постає питання про ефективність методів прогнозування – тут значну перевагу мають методи бізнес-аналітики (Business Intelligence).

В. Ф. Ситник (2007) [14] визначає, що Business Intelligence виступає аналітичним рішенням для пошуку характерних шаблонів (патернів) у базі даних. Цей пошук може бути виконаний або за допомогою користувача, або інтелектуальною програмою, яка автоматично розшукує в базах даних і знаходить значущі для користувача шаблони. Виконані інформаційні потреби подаються в бажаній для користувача формі. Одним із напрямів реалізації інтелектуального аналізу даних є прогнозування, тобто процес послідовної оцінки майбутніх значень, які базуються на шаблонах усередині великого набору даних.

Серед інструментарію Business Intelligence, який використовується для прогнозування економічних показників, найбільш поширеним є метод нейронної мережі, яка працює за аналогією нейрона нервової системи людини. Нейронна мережа має здатність до самонавчання у зв'язку з додатковими змінами, які відбуваються в економічній системі.

Дж. Коклі й Е. Керол (2000) [4] описують нейронні мережі як потужний статистичний інструмент. На їхню думку, нейронні мережі ідентифікують основні функціональні зв'язки в наборі даних і виконують такі завдання, як розпізнавання образів, класифікація, оцінка, моделювання, прогнозування та контроль. Системи, засновані на штучних нейронних мережах, дуже поширені у фінансовому та управлінському обліку.

О. М. Томашевський (2020) [17] порівнює нейронні мережі з обчислювальними структурами, що моделюють прості біологічні процеси, подібні до тих, що відбуваються в людському мозку. Вибір структури нейронної мережі здійснюється відповідно до особливостей поставленого завдання. Для виконання деяких визначених типів завдань використовуються оптимальні конфігурації нейронних мереж. Якщо завдання не може зводитися до типового шаблону, то розробляється новий тип нейронної мережі.

Надзвичайна різноманітність підходів і методів свідчить про постійний розвиток та адаптацію економічного прогнозування до сучасних умов ведення бізнесу. Вибір конкретних методів повинен базуватися на характеристиках конкретного завдання та наявності відповідних облікових даних, забезпечуючи найбільш точний та адекватний результат.

МЕТА ТА ЗАВДАННЯ

Головною метою дослідження є ідентифікація та порівняння практичних можливостей прогнозування облікових показників із використанням сучасного інструментарію Business Intelligence.

Для досягнення поставленої мети необхідним є виконання таких завдань:

- окреслення методів прогнозування, виявлення їхніх характерних особливостей, переваг і недоліків;
- виокремлення облікових показників, які необхідні для реалізації процесу прогнозування;
- оцінка прогнозних значень облікових показників за допомогою різних методів, порівняння побудованих прогнозів між собою та виявлення критеріїв якості побудованих прогнозів.

МЕТОДИ

У дослідженні використано три основні групи методів: загальнонаукові, спеціальні та практичні. Загальнонаукові методи притаманні всім науковим напрямом пізнавальної діяльності. У рамках дослідження використано такі загальнонаукові методи:

- аналіз – розгляд облікової інформації за окремими елементами, виявлення їхніх характерних особливостей та виокремлення взаємозв'язків між ними;

- аналогія – виявлення типових прикладів використання облікових даних, порівняння результатів прогнозування;
- моделювання – формування моделі, яка описує динаміку облікових показників, їх оцінка з позиції впливу зовнішнього середовища;
- системний аналіз – загальна критична оцінка методів прогнозування, їхньої практичної цінності.
- Спеціальні методи використовуються вже в рамках конкретних наукових напрямків. У нашому випадку це пов'язано з економічною діяльністю суб'єктів господарювання України. До спеціальних методів дослідження можна віднести:
 - методи побудови бази даних – формування сукупності облікових даних, яка необхідна для економіко-математичного моделювання та прогнозування;
 - статистичні методи – використання математичного інструментарію для формалізованого опису значень облікових показників та оцінки тенденцій їх розвитку;
 - методи прогнозування – побудова прогнозів облікових показників для подальшого ухвалення управлінських рішень.

Практичні методи дослідження стосуються окремого дисциплінарного напрямку. Вони є елементами методу окремої дисципліни. Інформаційним джерелом для прогнозування облікових показників є фінансова звітність, яка виступає елементом методу бухгалтерського обліку.

Реалізація поставлених методів прогнозування здійснюється з використанням засобів сучасного програмного забезпечення. Для побудови економетричних моделей необхідним є використання програмного пакета EViews, який є досить простим та зручним у використанні. Програмний продукт EViews (Econometric Views) – це середовище для статистичного аналізу, економетричних досліджень, прогнозування та аналізу даних. EViews надає потужні інструменти для виконання різних економетричних аналізів, включаючи регресійний аналіз, аналіз часових рядів та панельних даних, побудову дистрибутивно-лагових моделей тощо.

Моделювання нейронних мереж реалізується за допомогою програмного середовища Loginom Studio. Loginom Studio – це аналітична платформа, яка дозволяє проводити аналіз даних будь-якого рівня складності без знання інтегрованих мов програмування. Програмний пакет Loginom Studio дає всі можливості для потенційного прогнозування будь-яких даних із використанням методів інтелектуального аналізу даних.

РЕЗУЛЬТАТИ

До основних статистичних методів прогнозування слід віднести кореляційно-регресійний аналіз та аналіз часових рядів. Методи кореляційно-регресійного аналізу базуються на розробці моделі множинної лінійної регресії, яка намагається проаналізувати зв'язок між залежною змінною та однією (або кількома) незалежними змінними. Методи часових рядів у частині побудови ARIMA-моделі базуються на дослідженні тенденцій економічних показників у динаміці. Проте розвиток сучасних інформаційних технологій зумовив появу методів інтелектуального аналізу даних, які характеризуються більш високою, порівняно з іншими методами, якістю побудови прогнозів. Характерні особливості методів прогнозування облікових показників представлені в Таблиці 1.

Таблиця 1. Характерні особливості методів прогнозування облікових показників. (Джерело: складено авторами на основі [9, 14, 18])

Метод прогнозування	Характерні риси	Переваги	Недоліки
Модель множинної лінійної регресії	Формується модель залежності облікового показника від певної системи факторних ознак. Оцінка параметрів відбувається за методом найменших квадратів (МНК). На основі побудованої моделі формуються прогнозні значення залежної змінної	Простота розрахунку параметрів моделі, широкі пояснювальні можливості коефіцієнтів моделі	Існує ймовірність отримати хибну регресію у випадку недоотримання вимог побудови моделі; високий рівень похибки прогнозних значень
ARIMA-модель	Відбувається побудова моделі з використанням лагових значень облікового показника та лагових значень збурень моделі. Оцінка параметрів відбувається за допомогою методу максимальної правдоподібності (ММП). На основі побудованої моделі формуються прогнозні значення залежної змінної	Використання внутрішніх складових часового ряду, низький рівень похибки прогнозних значень, широкі можливості використання моделі	Складність оцінки параметрів ARIMA-моделі, наявність / відсутність відповідного програмного забезпечення, складність інтерпретації результатів моделювання
Нейронна мережа	Створюється штучна нейронна мережа, яка має можливість автоматично будувати прогноз облікових показників, а також автоматично його змінювати з урахуванням нової облікової інформації	Можливості обробки великого масиву даних, адаптація мережі до нової інформації, низький рівень похибки прогнозних значень	Складність математичних розрахунків нейронної мережі, наявність / відсутність відповідного програмного забезпечення

Дослідження чистого доходу від реалізації є одним із ключових аспектів стратегічного планування підприємства, оскільки передбачає аналіз не лише внутрішніх факторів суб'єкта господарювання, таких як виробничі процеси, управлінська ефективність та фінансова політика, а й зовнішніх чинників, таких як економічні тенденції, зміни в законодавстві та поведінкові тенденції споживачів. Оптимальне моделювання й прогнозування дозволяють не лише дізнатися, які чинники найбільше впливають на чистий дохід, але й розробити стратегії, спрямовані на його збільшення.

ПрАТ «КиївХліб» є однією з найбільших хлібопекарських компаній в Україні. Ця компанія спеціалізується на виробництві хлібобулочних виробів та продуктів із борошна й має значний вплив на харчову промисловість країни. Чистий дохід ПрАТ «КиївХліб» є критичним показником для оцінки фінансової та економічної продуктивності суб'єкта господарювання (Рис. 1). Оцінка цього показника допомагає визначити сильні та слабкі сторони бізнесу, а також проробити інформовані рішення щодо подальшого інвестування.

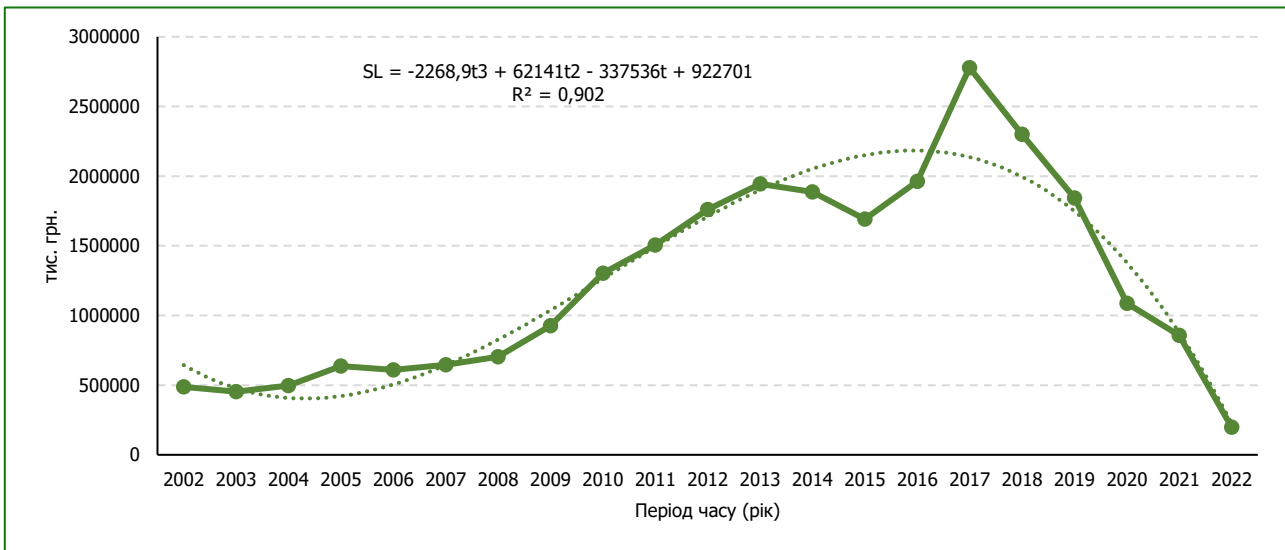


Рис. 1. Динаміка чистого доходу від реалізації ПрАТ «КиївХліб» та поліноміального тренду третього порядку за період 2002-2022 рр.

Інформація про базу даних економічних показників, які необхідні для моделювання та прогнозування чистого доходу від реалізації товарів, робіт, послуг, представлена в Таблиці 2.

Таблиця 2. Інформація про базу даних економічних показників, які необхідні для моделювання та прогнозування чистого доходу ПрАТ «КиївХліб».

Тип змінної	Позначення	Характеристика	Одиниця вимірювання
Залежна змінна (регресант)	SL	Чистий дохід від реалізації продукції (товарів, робіт, послуг)	тис. грн
Незалежна змінна (фактор, регресор)	EBIT	Прибуток до сплати відсотків і податків	тис. грн
	OC	Операційні витрати	тис. грн
	AS	Середній розмір активів	тис. грн
Підприємство: ПрАТ «КиївХліб»			
Період дослідження: 2002-2022 рр.			
Періодичність: річна			
Кількість спостережень: 21 рівень часових рядів			

Лістинг облікових даних для моделювання й прогнозування чистого доходу від реалізації ПрАТ «КиївХліб» наведений у Таблиці 3.

Таблиця 3. Лістинг облікових даних для моделювання й прогнозування чистого доходу від реалізації ПрАТ «КиївХліб». (Джерело: складено авторами на основі [15, 16])

Період (рік)	SL	ЕБІТ	ОС	АС
2002	488 660	20 630	470 586	141 014
2003	453 964	20 870	434 260	169 488
2004	497 510	17 351	481 298	191 862
2005	638 122	15 606	628 039	195 732
2006	609 761	12 966	603 283	233 686
2007	646 367	11 880	650 148	276 980
2008	703 410	-8 978	732 319	299 832
2009	926 828	6 318	936 417	339 508
2010	1 303 427	21 982	1 023 092	399 714
2011	1 504 680	45 789	1 128 007	455 377
2012	1 759 695	54 302	1 313 189	461 857
2013	1 943 467	51 825	1 396 756	423 610
2014	1 886 481	64 150	1 307 963	405 256
2015	1 692 699	-7 182	1 358 870	562 257
2016	1 962 714	-6 155	1 783 469	676 726
2017	2 778 867	59 488	1 927 031	707 128
2018	2 300 698	27 010	1 766 893	766 597
2019	1 842 323	14 480	1 489 743	752 871
2020	1 086 813	-30 835	957 094	703 108
2021	857 309	4 143	500 267	557 042
2022	198 083	76 995	88 017	492 461

Базовим показником для аналізу лінійного взаємозв'язку між двома ознаками виступає лінійний коефіцієнт кореляції Пірсона, який має вигляд:

$$R_{XY} = \frac{\overline{XY} - \bar{X} \cdot \bar{Y}}{\sigma_X \sigma_Y}, \quad (1)$$

де \overline{XY} – середнє значення від добутку змінних X та Y , \bar{X} – середнє значення змінної X , \bar{Y} – середнє значення змінної Y , σ_X – стандартне відхилення (абсолютна міра варіації) змінної X , σ_Y – стандартне відхилення змінної Y .

Значення лінійного коефіцієнта кореляції Пірсона може варіюватися в межах від -1 до $+1$. Значення, близьке до $+1$, вказує на позитивний лінійний зв'язок у випадку, коли змінні прямо пропорційні. Значення, близьке до -1 , вказує на негативний лінійний зв'язок, коли змінні є обернено пропорційними. Значення, близьке до нуля, вказує на відсутність лінійного зв'язку, проте не є свідченням відсутності взаємозв'язку (зв'язок між ознаками може бути нелінійним).

У випадку, коли кількість змінних є більшою, ніж два, використовують кореляційну матрицю змінних, яка містить коефіцієнти кореляції між кожною парою змінних. Кожний рядок і стовпчик у матриці відповідає одній змінній, а значення в кожній комірці показує коефіцієнт кореляції між відповідними змінними. Кореляційна матриця змінних, яка необхідна для моделювання чистого доходу ПрАТ «КиївХліб», представлена в Таблиці 4.

Таблиця 4. Кореляційна матриця показників ПрАТ «КиївХліб».

Показник	SL	ЕВІТ	ОС	АС
SL	1	0,7081	0,9731	0,7267
ЕВІТ	0,7081	1	0,0855	-0,0185
ОС	0,9731	0,0855	1	0,2447
АС	0,7267	-0,0185	0,2447	1

Кореляційна матриця показників є симетричною відносно головної діагоналі, тому можна скористатися її нижньою або верхньою частиною. Основою для успішного моделювання залежної змінної є висока кореляція між чистим доходом та набором факторних ознак (найбільш тісний взаємозв'язок характерний для пари «операційні витрати – чистий дохід» – на рівні 97,31%). Інші показники матриці можуть використовуватися для ідентифікації мультиколінеарності (залежності між факторними ознаками) в моделі. Низькі значення коефіцієнта кореляції між факторами можуть виступати необхідною (але не достатньою) умовою відсутності мультиколінерності.

Якщо кореляційний аналіз лише ідентифікує лінійний взаємозв'язок між показниками, то регресійний аналіз може надати аналітичної форми для інтерпретації цього взаємозв'язку.

Реалізація регресійного аналізу базується на використанні моделі множинної лінійної регресії, яка характеризує взаємозв'язок між залежною змінною та набором факторних ознак у формі лінійної функції багатьох змінних. Модель множинної лінійної регресії має такий вигляд:

$$Y_t = \alpha + \beta_1 X_{1t} + \beta_2 X_{2t} + \dots + \beta_n X_{nt} + \varepsilon_t = \alpha + \sum_{i=1}^n \beta_i X_{it} + \varepsilon_t, \quad (2)$$

де Y_t – залежна змінна, α – вільний член регресії, $X_{it}, i = \overline{1, n}$ – незалежні змінні, $\beta_i, i = \overline{1, n}$ – коефіцієнти регресії, ε_t – залишки (збурення) моделі.

Одним із ключових елементів моделі множинної лінійної регресії є збурення, які характеризують випадковий компонент та повинні відповідати класичним вимогам, що гарантують якість регресії:

- нульове математичне сподівання;
- постійна дисперсія (гомоскедастичність);
- незалежність залишків між собою;
- незалежність залишків та факторних ознак;
- відповідність нормальному закону розподілу.

За теоремою Гауса-Маркова, виконання класичних вимог щодо залишків моделі зумовлює формування BLUE-оцінок для коефіцієнтів регресійної моделі. BLUE-оцінки (Best Linear Unbiased Estimators) є найкращими лінійними незміщеними оцінками з найменшою дисперсією.

Якщо класичні вимоги щодо залишків моделі не виконуються, необхідно змінювати метод оцінки коефіцієнтів моделі множинної лінійної регресії.

Виходячи із завдань моделювання, модифікація моделі множинної лінійної регресії для чистого доходу ПрАТ «КиївХліб» матиме вигляд:

$$SL_t = \alpha + \beta_1 EBIT_t + \beta_2 OC_t + \beta_3 AS_t + \varepsilon_t, \quad (3)$$

де α – вільний член регресії, $\beta_i, i = \overline{1, 3}$ – коефіцієнти регресії, ε_t – залишки (збурення) моделі.

Результати оцінювання моделі чистого доходу ПрАТ «КиївХліб» за допомогою методу найменших квадратів представлені в Таблиці 5.

Таблиця 5. Результати оцінювання моделі множинної лінійної регресії для чистого доходу ПрАТ «КиївХліб».

Залежна змінна: SL				
Оцінка моделі: метод найменших квадратів (OLS)				
Вибірка: 2002-2022				
Кількість спостережень: 21				
Назва змінної	Оцінка коефіцієнта	Стандартна похибка оцінки	Значення статистики Стьюдента	Значення ймовірності для статистики Стьюдента
C	-260599,434	65942,54	-3,9519	0,0010
EBIT	4,4849	0,9456	4,7428	0,0002
OC	1,2430	0,0716	17,3630	0,0000
AS	0,3648	0,1805	2,0209	0,0593
Коефіцієнт детермінації	0,9784	Вибіркове середнє залежної змінної		1241994
Скоригований коефіцієнт детермінації	0,9746	Стандартне відхилення залежної змінної		718580,1
Стандартна похибка регресії	114628,6	Інформаційний критерій Акайке		26,30643
Сума квадратів залишків (RSS)	2,23E+11	Інформаційний критерій Шварца		26,50538
Логарифм функції максимальної правдоподібності	-272,2175	Інформаційний критерій Ханна – Квіна		26,3496
Значення статистики Фішера	256,3164	Статистика Дарбіна – Уотсона		2,5346
Значення ймовірності для статистики Фішера	0,0000			

Регресійна функція моделі чистого доходу ПрАТ «КиївХліб» має такий вигляд:

$$\widehat{SL}_t = -260599,434 + 4,485EBIT_t + 1,243OC_t + 0,365AS_t. \quad (4)$$

Оцінки параметрів регресійної функції характеризують граничний приріст чистого доходу ПрАТ «КиївХліб», залежного від приросту кожного фактора (прибутку до сплати відсотків і податків, операційних витрат або середньої величини активів) при елімінаванні дії інших факторів. Константа моделі вказує на мінімально можливий рівень залежної змінної. Також регресійна функція моделі може використовуватися як інструмент побудови прогнозів чистого доходу ПрАТ «КиївХліб».

Для оцінки якості побудованої регресійної моделі використовуються коефіцієнт детермінації (для простої та множинної лінійної регресії) і скоригований коефіцієнт детермінації (для множинної лінійної регресії). Коефіцієнт детермінації є частиною дисперсії залежної змінної, яка пояснюється за рахунок детермінованої компоненти моделі (або завдяки мінливості набору факторних ознак).

Для моделі чистого доходу ПрАТ «КиївХліб» коефіцієнт детермінації та скоригований коефіцієнт детермінації становлять 0,9784 і 0,9746 відповідно. Тому можна стверджувати, що 97,84% (або 97,46%) динаміки чистого доходу ПрАТ «КиївХліб» пояснюються за рахунок факторних ознак, які є структурними елементами моделі, тобто побудовану модель можна вважати цілком вдалою. Залишки моделі повністю відповідають усім зазначеними класичним вимогам, тому наведені у формулі (4) коефіцієнти регресії є BLUE-оцінками, які гарантують точність побудови прогнозів чистого доходу ПрАТ «КиївХліб». Результати прогнозування чистого доходу ПрАТ «КиївХліб» за моделлю множинної лінійної регресії представлені в Таблиці 5.

Моделі часових рядів – це клас статистичних моделей аналізу даних, які використовують для моделювання та прогнозування змін у часових даних. Наведені моделі ідентифікують трендовий, сезонний і циклічний компонент у структурі часових рядів (процес декомпозиції), а також дозволяють виділити істотні залежності від випадкових коливань.

Однією з ключових моделей часових рядів виступає модель Бокса – Дженкінса (ARIMA-модель). Модель Бокса – Дженкінса комбінує авторегресійний і ковзний середній підхід для моделювання можливих часових взаємозв'язків у динамічних рядах. Інтегрована модель авторегресійного ковзного середнього (ARIMA – Autoregressive Integrated Moving Average) має такий вигляд:

$$Y_{dt} = \alpha + \sum_{i=1}^k \beta_i X_{it} + \sum_{j=1}^p \gamma_j Y_{t-j} + \sum_{h=1}^q \delta_h \varepsilon_{t-h} + \varepsilon_t, \quad (5)$$

де Y_{dt} – d -та різниця залежної змінної, α – константа моделі, $X_{it}, i = \overline{1, k}$ – факторні ознаки моделі, $\beta_i, i = \overline{1, k}$ – коефіцієнти моделі при факторних ознаках, $Y_{t-j}, j = \overline{1, p}$ – лагові (попередні) значення залежної змінної, $\gamma_j, j = \overline{1, p}$ – коефіцієнти моделі при лагових значеннях залежної змінної, $\varepsilon_{t-h}, h = \overline{1, q}$ – лагові значення залишків, $\delta_h, h = \overline{1, q}$ – коефіцієнти моделі при лагових значеннях залишків, ε_t – збурення ARIMA-моделі.

Виходячи зі структури моделі, початковим етапом побудови ARIMA-моделі є її ідентифікація (специфікація), тобто визначення її параметрів:

- параметр p – порядок авторегресії (відставання), тобто кількість попередніх значень часового ряду, що використовуються для прогнозу наступного значення;
- параметр d – порядок інтегрування залежної змінної, тобто кількість разів, коли часовий ряд залежної змінної диференціюється для забезпечення стаціонарності (стабільності статистичних властивостей ряду);
- параметр q – порядок ковзного середнього, що вказує на кількість попередніх збурень, які використовуються для прогнозу.

В ARIMA-моделі рівень часового ряду визначається як зважена сума попередніх його значень і значень залишків – поточних і попередніх. Тренд включається в ARIMA-модель за допомогою оператора кінцевих різниць часового ряду. Результати оцінки параметрів ARIMA-моделі чистого доходу ПрАТ «КиївХліб» представлені в Таблиці 6.

Таблиця 6. Оцінка параметрів ARIMA-моделі чистого доходу ПрАТ «КиївХліб».
Автоматичний підбір ARIMA-моделі
Обрана залежна змінна: SL
Вибірка: 2002 2022
Кількість спостережень: 21
Горизонт прогнозу: 0
Кількість оцінених ARMA-моделей: 25
Кількість незбіжних оцінок: 0
Вибрана ARMA-модель: (2,1)(0,0)
Значення критерію Акайке: 28,5179

За результатами специфікації ARIMA-моделі чистого доходу ПрАТ «КиївХліб» можна стверджувати, що порядок інтегрування є нульовим, порядок авторегресії дорівнює 2, а порядок ковзного середнього дорівнює 1. Виходячи з цього, ARIMA-модель чистого доходу ПрАТ «КиївХліб» має такий вигляд:

$$SL_t = \alpha + \beta_1 EBIT_t + \beta_2 OC_t + \beta_3 AS_t + \gamma_1 SL_{t-1} + \gamma_2 SL_{t-2} + \delta_1 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t. \quad (6)$$

Оцінка ARIMA-моделі здійснюється за допомогою методу максимальної правдоподібності (MLE – Maximum Likelihood Estimation), сутність якого полягає в максимізації функції правдоподібності, яка описує ступінь узгодженості статистичної моделі з вибірковими даними при заданих значеннях невідомих параметрів.

Процес оцінки параметрів ARIMA-моделі методом максимальної правдоподібності включає ітераційний підхід. Починаючи з певних початкових значень параметрів, метод формує нові значення параметрів, які покращують максимізацію функції правдоподібності. Цей процес продовжується до моменту виявлення оптимальних значень параметрів моделі або максимальної кількості ітерацій.

Результати оцінювання ARIMA-моделі чистого доходу ПрАТ «КиївХліб» за допомогою методу максимальної правдоподібності представлено в Таблиці 7.

Таблиця 7. ARIMA-модель чистого доходу ПрАТ «КиївХліб», отримана за допомогою методу максимальної правдоподібності.

Залежна змінна: SL				
Оцінка моделі: метод максимальної правдоподібності (MML)				
Вибірка: 2002 2022				
Кількість спостережень: 21				
Не вдалося покращити ненульові градієнти після 69 ітерацій				
Коваріаційна матриця, обчислена за допомогою зовнішнього добутку градієнтів				
Назва змінної	Оцінка коефіцієнта	Стандартна похибка оцінки	Значення статистики Стьюдента	Значення ймовірності для статистики Стьюдента
C	-307596,1	18844,91	-16,3225	0,0000
EBIT	5,863623	1,159014	5,059148	0,0002
OC	1,198703	0,068521	17,49401	0,0000
AS	0,503771	0,121718	4,138847	0,0012
AR(1)	-0,099766	0,649131	-0,153691	0,8802
AR(2)	-0,241657	0,65645	-0,368127	0,7187
MA(1)	-0,999982	11119,3	-8,99E-05	0,9999
SIGMASQ	5,23E+09	6,16E+12	0,000849	0,9993
Коефіцієнт детермінації	0,989362	Вибіркове середнє залежної змінної		1241994
Скоригований коефіцієнт детермінації	0,983633	Стандартне відхилення залежної змінної		718580,1
Стандартна похибка регресії	91930,19	Інформаційний критерій Акайке		26,1571
Сума квадратів залишків (RSS)	1,10E+11	Інформаційний критерій Шварца		26,5550
Логарифм функції максимальної правдоподібності	-266,649	Інформаційний критерій Ханна – Квіна		26,2434
Значення статистики Фішера	172,7114	Статистика Дарбіна – Уотсона		1,9912
Значення ймовірності для статистики Фішера	0,0000			

Оцінка ARIMA-моделі чистого доходу ПрАТ «КиївХліб» має таку форму:

$$\widehat{SL}_t = -307596,1051 + 5.8634EBIT_t + 1,1987OC_t + 0,5038AS_t - 0,0998SL_{t-1} - 0,2417SL_{t-2} - \varepsilon_{t-1}. \quad (7)$$

Аналогічно до моделі множинної лінійної регресії, оцінка якості ARIMA-моделі може здійснюватися за допомогою коефіцієнта детермінації та скоригованого коефіцієнта детермінації. 98,94% (або 98,36%) динаміки чистого доходу ПрАТ «КиївХліб» пояснюються за рахунок факторних ознак та лагових значень збурень і залежної змінної, тому побудована ARIMA-модель може використовуватися для подальшого прогнозування. Результати прогнозування чистого доходу ПрАТ «КиївХліб» за ARIMA-моделлю представлено в Таблиці 5.

Кореляційно-регресійний аналіз та побудова моделей часових рядів є потужним інструментарієм Business Intelligence, які використовують для реалізації механізму прогнозування облікових показників. Проте генезис сучасних інформаційних технологій зумовив появу новітніх методів прогнозування, одним із яких виступає інтелектуальний аналіз даних. Для формування якісних прогнозів оптимальною є побудова та навчання нейронних мереж.

Метод нейронних мереж є підходом інтелектуального аналізу даних, який моделює взаємозв'язки між обліковими даними шляхом імітації нейронних з'єднань у мозку людини. Під час використання нейронних мереж для прогнозування важливо враховувати наявність достатньої кількості якісних облікових даних, правильний вибір архітектури мережі, а також оптимізацію моделі для досягнення належної точності та ефективності прогнозних значень.

Першим етапом побудови нейронної мережі є формування її архітектури. Нейронна мережа будується на основі трьох базових рівнів (шарів): вхідний, прихований та вихідний. Ядро нейрона здійснює обробку сигналів із кожного шару мережі за допомогою активаційної функції.

Для прогнозування чистого доходу від реалізації ПрАТ «КиївХліб» необхідно побудувати нейронну мережу, яка має 3 вхідні шари (кількість незалежних змінних), 2 приховані шари (перший із яких містить 2 нейрони, а другий – 3

нейрони) та 1 вихідний шар (залежна змінна, для якої необхідно побудувати прогноз). Активаційною функцією нейронної мережі є сигмоїд, який має такий вигляд:

$$F(S) = \frac{1}{1+e^{-0,5S}}, \quad (8)$$

де S – стан нейрона.

Нейронна мережа, яка використовується для прогнозування чистого доходу від реалізації ПрАТ «КиївХліб», представлена на Рис. 2.

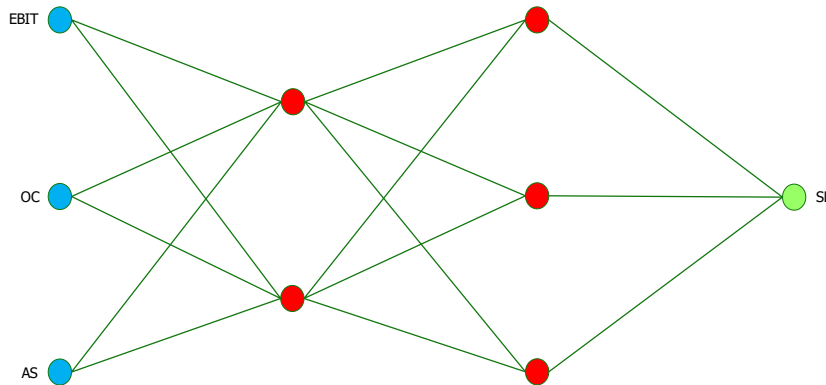


Рис. 2. Архітектура нейронної мережі для прогнозування чистого доходу від реалізації ПрАТ «КиївХліб».

Наступним етапом побудови нейронної мережі є вибір алгоритму навчання та його параметрів: крок спуску (descent) та крок підйому (lifting). Одним із алгоритмів навчання нейронної мережі є Resilient Propagation (RPROP), який здійснює процес корекції ваг мережі після наведення всіх облікових даних.

Результат навчання нейронної мережі, яка необхідна для прогнозування чистого доходу від реалізації ПрАТ «КиївХліб», представлено в Таблиці 8.

Таблиця 8. Комплексні результати побудови нейронної мережі. (Джерело: скріншот із програмного продукту Loginom Studio)

Показник		Значення
Загальна кількість вибірок		21
Кількість обраних вибірок		21
Кількість спостережень у навчальній вибірці		19
Середньоквадратична помилка навчальної вибірки (RMSE)		135914,39
Середня абсолютна похибка навчальної вибірки (MAE)		111788,96
Середня відносна похибка навчальної вибірки (MRE)		0,16333
Кількість тестових вибірок		2
Середньоквадратична помилка тестової вибірки (RMSE)		206102,30
Середня абсолютна похибка тестової вибірки (MAE)		203029,63
Середня відносна похибка тестової вибірки (MRE)		0,24777
Назва змінної	Показник	Значення
EBIT	G-критерій	32,23956
	Кількість степенів свободи	81
	Значення ймовірності для G-критерію	1,00000
	Теоретичне значення G-критерію	2,22519
OC	G-критерій	39,13883
	Кількість степенів свободи	81
	Значення ймовірності для G-критерію	0,99998
	Теоретичне значення G-критерію	2,70138
AS	G-критерій	39,13883
	Кількість степенів свободи	81
	Значення ймовірності для G-критерію	0,99998
	Теоретичне значення G-критерію	2,70138

За результатами побудови нейронної мережі формується статистика для навчальної та тестової множини: середня абсолютна похибка, абсолютна похибка RMSE (Root Mean Square Error) та відносна похибка MRE (Mean Relative Error). Отже, навчальна множина включає 19 періодів, відносна похибка мережі для неї становить 17%. При цьому тестова множина включає тільки 2 спостереження при відносній похибці мережі 26%.

Для кожного вхідного показника нейронної мережі здійснюється перевірка значущості у формі G-тесту: наводиться практичне значення критерію, кількість ступенів свободи та значення P-value. Висновок про необхідність використання вхідного показника здійснюється на основі значення P-value. Якщо значення P-value для G-тесту відповідного показника є більшим за прийнятний рівень значущості, то вхідний показник мережі можна вважати значущим. З 95%-им рівнем імовірності можна стверджувати, що всі вхідні показники, які включені в структуру нейронної мережі чистого доходу від реалізації ПрАТ «КиївХліб», є значущими з погляду її навчання. Результати моделювання динаміки чистого доходу ПрАТ «КиївХліб» за допомогою нейронної мережі наведені на Рис. 3.

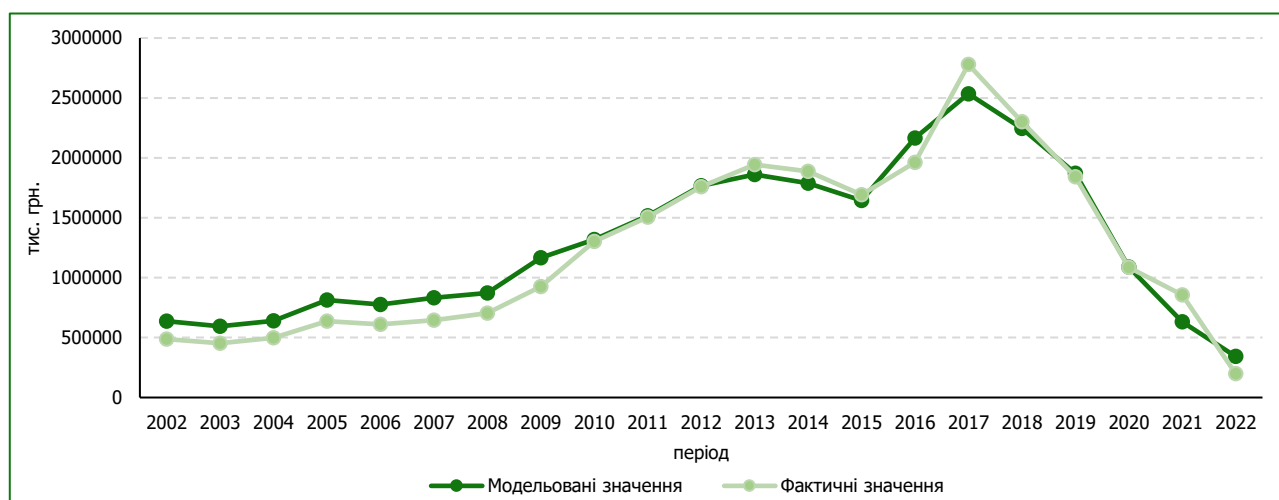


Рис. 3. Результати моделювання динаміки чистого доходу ПрАТ «КиївХліб» за допомогою нейронної мережі. [скріншот програмного продукту Loginom Studio]

Графічний аналіз динаміки чистого доходу ПрАТ «КиївХліб», описаний за допомогою нейронної мережі, досить точно характеризує фактичні значення, а це дозволяє побудувати якісний прогноз для залежної змінної. Результати прогнозування чистого доходу ПрАТ «КиївХліб» за допомогою нейронної мережі представлені в Таблиці 9.

Таблиця 9. Результати прогнозування чистого доходу ПрАТ «КиївХліб».

Прогнозний період (рік)	Метод прогнозування		
	Множинна лінійна регресія	ARIMA-модель	Нейронна мережа
2023	401871,69	399528,83	580384,43
2024	405196,78	399879,85	576156,50
2025	430289,51	428018,20	588593,25
2026	463700,81	463084,77	602785,09

Кожен із методів прогнозування ідентифікує позитивну динаміку зміни чистого доходу від реалізації ПрАТ «КиївХліб». Модель множинної лінійної регресії та ARIMA-моделі будують майже схожі прогнози чистого доходу. Чистий дохід ПрАТ «КиївХліб» відповідно до моделі множинної лінійної регресії за 2023 рік повинен збільшитися у 2,029 раза порівняно з 2022 роком. Прогноз за ARIMA-моделлю є аналогічним: зростання у 2,017 раза порівняно з 2022 роком. За моделлю множинної лінійної регресії чистий дохід ПрАТ «КиївХліб» у 2023-2026 рр. буде поступово зростати на 3,64% щорічно, а за ARIMA-моделлю – на 3,75%.

Нейронна мережа формує оптимальний сценарій зміни чистого доходу ПрАТ «КиївХліб». У 2023 році він повинен збільшитися у 2,93 раза (до рівня 580384,43 тис. грн), але темп приросту чистого доходу протягом 2024-2026 рр. (0,95% щорічного зростання) є значно меншим порівняно з іншими методами. Також слід зауважити, що доповнення нейронної мережі новими обліковими даними може змінити результати прогнозування.

Кінцевим етапом прогнозування є вибір критерію для оцінки якості прогнозів. Одним із таких критеріїв є похибка прогнозування, яка вимірює різницю між прогнозними значеннями й фактичними даними. Чим меншою є похибка, тим вища якість побудованих прогнозних значень для ключових показників.

Для оцінки прогнозних значень чистого доходу від реалізації ПрАТ «КиївХліб» можна запропонувати такі критерії оцінки якості:

- похибка MAPE (середня абсолютна похибка, яка виражена у відсотках):

$$MAPE = \frac{100}{N} \sum_{t=1}^N \left| \frac{SL_t - \widehat{SL}_t}{SL_t} \right|; \quad (9)$$

- похибка RMSPE (корінь із середньоквадратичної похибки, яка виражена у відсотках від фактичних значень):

$$RMSPE = 100 \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \left(\frac{SL_t - \widehat{SL}_t}{SL_t} \right)^2}; \quad (10)$$

- коефіцієнт Тейла (коефіцієнт відповідності прогнозних значень):

$$K_v = \sqrt{\frac{\sum (SL_t - \widehat{SL}_t)^2}{\sum SL_t^2}}; \quad (11)$$

де N – горизонт прогнозування, SL_t – фактичне значення чистого доходу за прогнозний період, \widehat{SL}_t – прогнозне значення чистого доходу.

Наведені критерії вимірюються у відносних одиницях, тому можна говорити про певний загальний рівень адекватності моделі на основі їх порівняння. Чим меншою є величина критерію похибки, тим краще побудована модель для прогнозування [19].

У випадку високого значення похибки прогнозування (більше 15%) необхідно є перебудова регресійних моделей та моделей часових рядів з обов'язковим використанням оновлених облікових даних. Для нейронної мережі можливим варіантом розв'язання проблеми високої похибки прогнозування є оновлення бази облікових даних або зміна архітектури.

ДИСКУСІЯ

Прогнозування продажів є одним із найважливіших аспектів управління виробництвом і ланцюгом постачання. Він впливає на планування, стратегію, маркетинг, логістику, складське господарство та управління ресурсами суб'єктів господарювання.

Обговорені в процесі дослідження підходи й праці науковців (С. В. Івахненко, Г. В. Присенко) демонструють значущість облікової інформації в процесі ухвалення управлінських рішень та планування стратегічного розвитку підприємства. Ми погоджуємося з позицією колег (Г. Келлер, О. М. Томашевський, В. Ф. Ситник) щодо того, що розвиток сучасних технологій актуалізує роль Business Intelligence як потужного інструменту для моделювання та прогнозування складних економічних явищ. Business Intelligence стає не тільки аналітичним рішенням, але й потужним інструментом для виявлення шаблонів і передбачення непомітних тенденцій у великих наборах даних.

Інструментарій Business Intelligence є унікальним інструментом для дослідження, прогнозування та стратегічного планування розвитку підприємств. Використання аналітики BI-платформ дозволяє передбачити стан підприємства в майбутньому, що робить його важливою складовою стратегічного та економічного аналізу. Хоча традиційні методи прогнозування на основі кореляційно-регресійного аналізу та побудови часових рядів переважають у більшості досліджень, вони мають кілька обмежень. Традиційні методи часто базуються на припущенні, що колишні тенденції та взаємозв'язки залишаться сталими в майбутньому. Однак існують ситуації зміни продажів компанії під впливом непередбачуваних подій (наприклад, пандемія COVID-19). Традиційні методи можуть не завжди точно передбачити сезонні зміни або інші форми нелінійності в даних. Якщо дані неповні або мають велику кількість пропущених значень, це може ускладнити процес прогнозування.

ВИСНОВКИ

Прогнозування фінансових показників є критичним аспектом управління підприємством і має вирішальний вплив на процес планування, стратегічне управління, маркетинг, логістику й ресурсне управління. Використання різних методів прогнозування та інструментів Business Intelligence стає ключовою складовою успішного ухвалення управлінських рішень. У рамках дослідження було виокремлено методи прогнозування (множинна лінійна регресія, ARIMA-модель, нейронна мережа), проаналізовано їхні переваги та недоліки. На основі показника чистого доходу ПрАТ «КиївХліб» було визначено потенційні можливості кожного з методів прогнозування. Результатом моделювання є побудова прогнозних значень чистого доходу ПрАТ «КиївХліб» на 2023-2026 рр., а також виокремлення критеріїв якості прогнозування (MAPE, RMSPE, коефіцієнт Тейла) для подальшої оцінки ефективності використання моделей. Модель множинної лінійної регресії та ARIMA-модель продемонстрували схожі результати в прогнозуванні чистого доходу, при цьому темп збільшення чистого доходу у випадку використання моделі множинної лінійної регресії є більшим, ніж для ARIMA-моделі. Нейронна мережа також прогнозує зростання чистого доходу у 2023-2026 рр., проте з меншим темпом приросту.

Перспективним напрямом для подальшого моделювання та прогнозування облікових показників є використання генетичних алгоритмів. Одним із обмежень цього методу є те, що він працює лише як індивідуальний інструмент для моделювання та прогнозування продажів на основі доступних даних, тобто якщо суб'єкт господарювання використовує цей метод, необхідно надати достатньо відповідних даних для кожної змінної моделювання. Тому якщо облікові дані для обраної змінної відсутні, практична цінність і якість моделі може знизитися. Порівняння традиційних методів прогнозування чистого доходу (моделі множинної лінійної регресії та ARIMA-моделі) з методами на основі штучного інтелекту (методи прогнозування на основі штучних нейронних мереж) можуть надати глибокі уявлення про слабкі та сильні сторони кожного з цих методів. Це призводить до розробки гібридних інструментів прогнозування, які усувають обмеження, притаманні кожному з методів.

ДОДАТКОВА ІНФОРМАЦІЯ

ВНЕСОК АВТОРІВ

Розробка концепції: Засадний Б., Кириллов О.

Супровід даних: Кириллов О.

Формальний аналіз: Засадний Б., Кириллов О.

Методологія: Засадний Б., Михальська О., Кириллов О.

Програмне забезпечення: Кириллов О.

Джерела: Засадний Б., Михальська О., Кириллов О.

Контроль: Засадний Б., Михальська О.

Перевірка: Засадний Б., Михальська О.

Дослідження: Засадний Б., Михальська О., Кириллов О.

Візуалізація: Кириллов О.

Управління проектом: Засадний Б., Михальська О., Кириллов О.

Залучення фінансування: Засадний Б., Михальська О., Кириллов О.

Написання – рецензування та редагування: Засадний Б., Михальська О.

Написання - оригінальний рукопис: Засадний Б., Михальська О., Кириллов О.

ФІНАНСУВАННЯ

Автори не отримували фінансування для цієї статті.

КОНФЛІКТ ІНТЕРЕСІВ

Автори заявляють про відсутність конфлікту інтересів.

REFERENCES / ЛІТЕРАТУРА

1. Catal, C., Akbulut, A. (2019) Benchmarking of Regression Algorithms and Time Series Analysis Techniques for Sales Forecasting. *Balkan Journal of Electrical and Computer Engineering*, 7(1), 20-26. <https://doi.org/10.17694/bajece.494920>

2. Chen, X., Wu, Z., Gao, Z. (2023, 26 May) [Bayesian non-parametric method for decision support: Forecasting online product sales]. *Decision Support Systems*. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2023.114019>
3. Chornous, G. (2012) Business Intelligence Technology: capabilities, application and features in Ukraine. *Bulletin of Taras Shevchenko National University of Kyiv. Economics*, 140, 26-29. http://bulletin-econom.univ.kiev.ua/wp-content/uploads/2015/11/140_7.pdf
4. Coakley, J. R., Carol, E. B. (2000) Artificial Neural Networks in Accounting and Finance: Modeling Issues. *International Journal of Intelligent Systems in Accounting. Finance & Management*, 9, 119-144. [https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/1099-1174\(200006\)9:2%3C119::AID-ISAF182%3E3.0.CO;2-Y](https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/1099-1174(200006)9:2%3C119::AID-ISAF182%3E3.0.CO;2-Y)
5. Ensafi, Y., Amin, S. H., Zhang, G., Shah, B. (2022) Time-series forecasting of seasonal items sales using machine learning – A comparative analysis. *International Journal of Information Management Data Insights*, 2(1), 58-74. <https://doi.org/10.1016/j.ijime.2022.100058>
6. Gustriansyah, R., Ermatita, E., Rini, D. P. (2022, 30 November) [An approach for sales forecasting]. *Expert Systems with Applications*. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.118043>
7. Ignatiuk, A. (2016) Business Intelligence for insurance companies. *Bulletin of Taras Shevchenko National University of Kyiv. Economics*, 6(183), 10-15. <http://dx.doi.org/10.17721/1728-2667.2016/183-6/2>
8. Ivakhnenkov, S. (2020). The development of technology of the continuous control of financial and accounting information. *Scientific Papers NaUKMA. Economics*, 5(1), 55-61.
9. Keller, G. (2022) *Statistics for management and economics*. Cengage Learning. <https://www.stie-66.ac.id/wp-content/uploads/2022/10/Keller-Gerald-Statistics-for-management-and-economics.pdf>
10. Maghsoudi, M., Nezafati, N. (2023) Navigating the acceptance of implementing business intelligence in organizations: A system dynamics approach. *Telematics and Informatics Reports*, 11, 223-231. <https://doi.org/10.1016/j.teler.2023.100070>
11. Prycenko, G. (2015) *Forecasting Socio-Economic Processes*. KNEU.
12. Rikhardsson, P., Yigitbasioglu, O. (2018) Business intelligence & analytics in management accounting research: Status and future focus. *International Journal of Accounting Information Systems*, 29, 37-58. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2018.03.001>
13. Sohrabpour, V., Oghazi, P., Toorajipour, R., Nazarpour, A. (2021) Export sales forecasting using artificial intelligence. *Technological Forecasting and Social Change*, 163, 480-490. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120480>
14. Sytnyk, V. (2007) *Data Mining*. KNEU. https://kneu.edu.ua/ua/depts9/k_informatyky/disciplines_of_masters_degree_level_inform/data_mining/
15. TD «Kyivkhlіb» (2019-2022). Financial Statements of TD «Kyivkhlіb». <https://kyivkhlіb.ua/about/finansova-zvitnist/>
16. TD «Kyivkhlіb» (2002-2020). Database of TD «Kyivkhlіb». Stock market infrastructure development agency of Ukraine (SMIDA). <https://smida.gov.ua/db/prof/00381574>
17. Tomashevskiy, O. (2020) *Information Technology and Business Process Modeling*. Publishing «CUL».
18. Tripathi, M. A., Madhavi, K., Kandi, V. S. P., Nassa, V. K., Malik, B., Chakravarthi, M. K. (2023) Machine learning models for evaluating the benefits of business intelligence systems. *The Journal of High Technology Management Research*, 34(2), 470-475. <https://doi.org/10.1016/j.hitech.2023.100470>
19. Valles-Perez, I., Soria-Olivas, E., Martinez-Sober, M., Serrano-Lopez, A. J., Gomez-Sanchis, J., Mateo, F. (2022, 1 September) [Approaching sales forecasting using recurrent neural networks and transformers]. *Expert Systems with Applications*. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.116993>
20. Watson, M. W., Stock, J. H., Müller, U. K. (2019) An Econometric Model of International Long-run Growth Dynamics for Long-horizon Forecasting. *Review of Economic and Statistics*, 104 (5), 857-876. <https://doi.org/10.3386/w26593>
21. Zhang, B., Tseng, M-L., Guo, Y., Wang, C-H. (2023) A comparative online sales forecasting analysis: Data mining techniques. *A comparative online sales forecasting analysis: Data mining techniques*, 176, 935-942. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2022.108935>
22. Żółtowski, D. (2022) Business Intelligence in Balanced Scorecard: Bibliometric analysis. *Procedia Computer Science*, 207, 4075-4086. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.09.470>

Bohdan Zasadnyi, Olena Mykhalska, Oleksandr Kyryllov

USING BUSINESS INTELLIGENCE TOOLS IN THE PROCESS OF FORECASTING A COMPANY'S FINANCIAL INDICATORS

In the modern global business environment, the importance of effective management and informed strategic decision-making is becoming increasingly critical for the success of enterprises. To achieve these goals, information has become a key resource, and the use of Business Intelligence (BI) tools in the process of enterprise planning has gained significant importance.

The research aims to identify and compare the practical capabilities of forecasting financial indicators using contemporary Business Intelligence tools.

The formation of the net income indicator is a key component of strategic enterprise planning and requires a comprehensive analysis of internal and external factors. Various methods, such as regression analysis, time series models, and neural networks, are used for forecasting financial indicators. In this work, it is demonstrated that the selected forecasting methods have yielded positive results in identifying the dynamics of net income for TD «Kyivkhlіb». The multiple linear regression model and the ARIMA model have shown similar forecasts for net income, predicting an increase by a factor of 2.03 with the first method and 2.017 with the second. A neural network also predicts an increase in net income but with a slower growth rate (2.93 times). The authors emphasize the role of Business Intelligence (BI) tools in the forecasting process of the enterprise's financial indicators. The use of BI platforms is analyzed, providing the ability to predict the company's future state, making BI an important component of strategic and economic analysis. While traditional forecasting methods based on correlation-regression analysis and time series construction are widely used, they have their limitations. They assume that past trends will remain constant in the future, but they may not always account for unforeseen events.

The development of information technology has led to the use of more effective methods for intelligent data analysis in building forecasts. The use of genetic algorithms is a promising direction for modeling and forecasting financial indicators but requires the availability of appropriate data for each modeling variable. Comparing traditional forecasting methods with methods of intelligent data analysis can help understand their strengths and weaknesses and contribute to the development of hybrid forecasting tools that overcome the limitations of each method.

Keywords: accounting information, financial statement, Business Intelligence, forecasting, multiple regression, time-series analysis, neural network

JEL Classification: M20, M40, M49