



І. Г. Цмоць, Г. Я. Назаркевич

Національний університет "Львівська політехніка", м. Львів, Україна

ПРОГНОЗУВАННЯ ПРИБУТКУ ПІДПРИЄМСТВА НА ПІДСТАВІ АДАПТИВНОГО УПРАВЛІННЯ

Розглянуто способи вирішення завдання щодо прогнозування прибутку підприємства. Прогнозування на підставі часового ряду формують під впливом великої кількості чинників. Також передбачено використання методу адаптивного управління, яке полягає у використанні алгоритмів машинного навчання з фільтрацією даних. Дослідження здійснено на підставі відомого набору даних – Financial Distress, використовуючи показники із більше ста підприємств на підставі близько чотирьох тисяч даних на кожному підприємстві. Цю базу даних доповнено даними з вітчизняних підприємств для формування прогнозу цих підприємств. Проаналізовано типи фінансових даних, які впливають на результати прогнозування, зокрема активи, ринкові дані, аналітичні дані. Дані містять показники зовнішнього середовища, ринкові тренди, поведінку клієнтів, конкурентів і різні фінансові показники. Прогнозований показник прибутку побудовано на підставі створеної бази даних, в якій виділені певні показники діяльності підприємства. Використано статистичні методи, до яких належить регресійний аналіз, що математично дає змогу описувати взаємозв'язок між витратами і обсягами діяльності підприємства. Результати аналізу є більш репрезентативними, оскільки було використано дані спостережень. На підставі фінансових показників підприємства встановлено взаємозв'язок між показниками діяльності підприємства та прибутком. Адаптивне управління полягає у застосуванні фільтра Cusum для якіснішої побудови моделі. Дані опрацьовано на підставі фільтра Cusum, який дав змогу здійснити прогнозування прибутку. Фільтр на підставі кумулятивних сум CUSUM належить до статистичних методів перевірки і дає змогу усунути вплив випадкових даних. На підставі методу опорних векторів здійснено прогнозування прибутку підприємства, що дало змогу оцінити його рентабельність. Встановлено, що прогнозування прибутку підприємства дає можливість істотно скоротити ризики від зовнішніх факторів впливу на нього у майбутньому, показати тенденцію розвитку підприємства, надати менеджерам напрям розвитку підприємства, а також оцінити його рентабельність для інвесторів. Проведено оцінку моделі. З'ясовано, що показники якості моделі становлять 0,98, а це свідчить про високу точність прогнозування, яке рекомендовано до використання.

Ключові слова: машинне навчання; адаптивний менеджмент; великі дані; часові ряди.

Вступ / Introduction

Досвід європейських країн свідчить про те, що прогнозування прибутку в роботі [18], як остаточного показника діяльності підприємства, дає змогу уникати значних прорахунків і пов'язаних з ними втрат. З метою нейтралізації ризику неприбутковості та покращення фінансової діяльності підприємства, такі фінансові показники його роботи, як доходи господарської діяльності, потребують постійного аналізу наявної ситуації та прогнозування майбутньої діяльності. Прогнозування на підставі часового ряду економічних показників належить до одновимірних методів прогнозування, що базуються на екстраполяції даних, тобто продовження на майбутнє тенденції, що спостерігалася в минулому.

За такого підходу передбачено, що прогнозований показник формують під впливом великої кількості факторів, виділити які або неможливо, або щодо яких відсутня інформація. Наразі існує велика кількість типів кривих росту для економічних процесів. Найчастіше

в економіці використовують поліноміальні, експоненціальні і S-подібні криві зростання. Проводять прогнозування чистого прибутку з використанням поліноміальних, експоненціальних і S-подібних кривих зростання з побудовою лінійних, логарифмічних та степеневих трендів. Усі три моделі мають досить високе значення коефіцієнта детермінації. Найкращими в цьому випадку є лінійна та степенева моделі.

Отже, прогнозування прибутку підприємства та управління його діяльністю є актуальним завданням, позаяк дає змогу спрогнозувати подальші його дивіденди та визначити ефективний метод управління.

Об'єкт дослідження – прогнозування прибутку підприємства.

Предмет дослідження – методи і засоби адаптивного управління підприємством, що дасть змогу здійснити прогнозування його прибутку.

Мета роботи – проаналізувати використання методу часових рядів для адаптивного управління підприєм-

Інформація про авторів:

Цмоць Іван Григорович, д-р техн. наук, професор, кафедра автоматизованих систем управління.

Email: ivan.h.tsmots@lpnu.ua; <https://orcid.org/0000-0002-4033-8618>

Назаркевич Ганна Ярославівна, аспірант, кафедра автоматизованих систем управління.

Email: h.nazarkevych@gmail.com; <https://orcid.org/0000-0002-4033-8618>

Цитування за ДСТУ: Цмоць І. Г., Назаркевич Г. Я. Прогнозування прибутку підприємства на підставі адаптивного управління.

Науковий вісник НЛТУ України. 2024, т. 34, № 6. С. 125–131.

Citation APA: Tsmots, I. H., & Nazarkevych, H. Ya. (2024). Profit forecasting for the enterprise based on adaptive management.

Scientific Bulletin of UNFU, 34(6), 125–131. <https://doi.org/10.36930/40340617>

ством, що дасть змогу спрогнозувати подальший розвиток підприємства, а також вибрати найефективніший спосіб управління його діяльністю.

Для досягнення зазначеної мети визначено такі основні завдання дослідження:

1. Проаналізувати типи фінансових даних, які впливають на прибуток підприємства, спрогнозувати динаміку прибутку на підставі створеної бази даних, у якій виділені певні показники його діяльності.
2. Використати метод адаптивного управління діяльністю підприємства, який полягає у використанні алгоритмів машинного навчання з фільтрацією даних.
3. Дослідження фінансових показників підприємства потрібно провести на підставі відомого набору даних Financial Distress, а також цю базу даних доповнити вітчизняними підприємствами для формування прогнозу їхньої діяльності.
4. Оцінити отриману модель та показати як можна істотно скоротити ризики від зовнішніх чинників впливу на підприємство у його майбутню діяльність.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Інформаційна технологія адаптивного управління підприємством [16] з використанням слабких сигналів полягає в тому, щоб зібрати та обробити велику кількість даних про різні особливості діяльності підприємства, враховуючи зовнішнє середовище, ринкові тренди, поведінку клієнтів і конкурентів.

За допомогою аналізу даних та з використанням інтелектуальних алгоритмів, система може виявляти слабкі сигнали – малі зміни, які можуть вказувати на проблеми чи можливості в майбутньому. Наприклад, це може бути падіння попиту на певний продукт, зміни у поведінці покупців, зміни в законодавстві, що можуть вплинути на бізнес тощо [8]. Після виявлення слабого сигналу, система може повідомити про це відповідні відділи та пропонувати різні варіанти дій, які можуть бути вжиті для реагування на зміни [15].

Окрім цього, використання інформаційної технології адаптивного управління підприємством з використанням слабких сигналів може допомогти підприємству бути ефективнішим у своїй діяльності, зменшити ризики та підвищити конкурентоспроможність на ринку.

Прогнозування прибутковості підприємства за межами вибірки даних є важливим кроком у фундаментальному аналізі, де складні регресійні моделі не генерують прогнозів, які є випадковими. У роботі [6] використовують метод випадкових лісів з деревами класифікації, метод машинного навчання поза вибіркою даних п'яти показників прибутковості, таких як: рентабельність капіталу, рентабельність активів, рентабельність чистих операційних активів, грошові кошти потоку від операцій і вільний грошовий потік.

Можна спостерігати кращі показники грошових потоків, ніж традиційних показників прибутковості заходів. Окрім цього, у роботі [2] нарахування демонструють сильну додаткову здатність передбачати майбутні грошові потоки.

У роботі [9] запропоновано методологію, яка поєднує вибір маркетингових функцій, сегментацію клієнтів за допомогою побудови дерева рішень і альтернативних витрат, пов'язаних з аналізом різних сценаріїв.

Відомими є статистичні методи, до яких належить регресійний аналіз, що математично описує взаємозв'язок між витратами й обсягами діяльності підприємства. Ця модель забезпечує прогноз рейтингів, які є різнови-

дом інформації, більш корисною для економічних аналітиків, ніж прогнозоване членство в класі, яке забезпечують традиційні методи машинного навчання [3].

Основні типи фінансових даних [7] – це фундаментальні дані, базові дані, дані ринку та альтернативні дані. Фінансові дані надходять у різних формах та видах.

Матеріали та методи дослідження. Для розроблення методу управління підприємством використано методи аналізу даних, зокрема регресійний аналіз даних і метод опорних векторів, фільтр CUSUM, технології баз даних, фінансові показники, а також методи візуалізації даних та їх оцінення.

Результати дослідження та їх обговорення / Research results and their discussion

До **фундаментальних даних** належать [7]:

- **активи:** обов'язки, продажі, чисті доходи, макровеличини;
- **ринкові:** ціна, об'єм, дивіденди (купони), відкриті позиції, котування, або ж відміна, сторона агресора;
- **аналітичні:** рекомендації аналітиків, кредитні рейтинги, очікування чистих доходів;
- **альтернативні:** супутникові, зображення із вебкамер, пошук у Google, метадані.

Базові дані. Фундаментальні дані охоплюють інформацію [7], яку можна знайти у нормативних документах та бізнес-аналітиці. Здебільшого це щоквартальні бухгалтерські дані. Дані надаються із запізненням. Тут потрібно точно підтвердити дату та час випуску кожної точки даних, щоб ця інформація використовувалася у вашому аналізі тільки після того, як стала загальнодоступною. Поширеною помилкою новачка є припущення, що ці дані було опубліковано наприкінці звітної періоду.

Також дані часто заповнюють попередньою датою або відновлюють. Заповнення заднім числом означає, що відсутнім даним призначається значення, навіть якщо ці значення були невідомі. Відновлене значення – це виправлене значення, яке коригує неправильну початкову публікацію даних. Компанія може випустити кілька виправлень у результатах за останній квартал через тривалий час після виходу першої публікації, а постачальники даних можуть переписувати вихідні значення своїми виправленнями.

Дані ринку. Ринкові дані містять всю торгіву діяльність, що відбувається на біржі. В ідеалі ваш постачальник даних надав вам потік з різноманітною неструктурованою інформацією, які дають змогу повністю відновити торгіву книгу. Кожен учасник ринку залишає характерний слід у торговій історії, можна знайти спосіб передбачити наступний крок конкурента. Наприклад, алгоритми середньозваженої за часом ціни залишають певний слід, який використовується хижачькими алгоритмами для випередження їхньої діяльності.

Аналітичні дані. Можна представити аналітику як похідні дані, яка може бути фундаментальною, ринковою, альтернативною або навіть сукупністю даних іншої аналітики. Аналітика характеризується не вмістом інформації, а тим, що вона недоступна із першоджерела і вона була оброблена для користувачів. Аналітичне дослідження збирання даних полягає у перетворенні даних фінансового плану, даних ринку та особистих даних підприємства.

Альтернативні дані. До альтернативних даних належать ті, коли первинна інформація не потрапила в інші джерела. Особливостями альтернативних даних є їх-

ня вартість та конфіденційність. Є різниця між альтернативними даними, виробленими фізичними особами, тобто соціальними медіа, новинами, результатами веб-пошуку та бізнес-процесами, тобто угодами, корпоративними даними, урядовими органами та давачами, зокрема супутниками, геолокацією. Альтернативні дані [17] дають змогу працювати з унікальними, важкооброблюваними даними. Дані, які важко зберігати, якими важко маніпулювати та з якими важко працювати, завжди є найперспективнішими. Буває, що дані можуть бути корисними, якщо вони дратують команду інфраструктури даних. Можливо, ваші конкуренти не намагалися використовувати їх з логістичних причин, або непереварливо їх обробляли.

Робота з мультипродуктовими рядами. Мультипродуктові компанії [3] (фірми, які успішно реалізують кілька продуктів) зайняли чільне місце на ринку. Такі підприємства виготовляють один чи кілька видів продукту і розповсюджують його на ринку. Завдяки взаємодії з онлайн-споживачами, вебсайти електронної комерції можуть збирати дані, що відображають уподобання споживачів. Такі дані дають змогу значно збільшити дохід підприємства. Роблячи успіхи в реалізації одного продукту, вивчивши часові проміжки технологічних операцій для виготовлення цього продукту, можна перенести ці "напрацювання" на інший продукт, створюючи суміщення технологічних операцій, спільне чи відокремлене використання ресурсів, використання устаткування на підприємстві, що називатимемо *мультипродуктовими рядами*.

У багатопродуктовому ціноутворенні, враховуючи вимоги та витрати на виробництво, проблема полягає у визначенні призначення ціни на продукти, що максимізує загальний дохід або прибуток. У разі зіткнення між декількома взаємозамінними продуктами, між якими споживачі можуть бути байдужими, можна замінити один продукт іншим. Моделювання, взаємозамінність між продуктами та визначення оптимальної ціни в цьому контексті залишається складною та відкритою проблемою в цій галузі досліджень. Як зазначено в роботі [1], щоб моделювати часові ряди, ваги необхідно створити механізми, які динамічно можна змінювати в часі. Непараметричний підхід використовує велику кількість споживчих даних, щоб зменшити залежність від жорстких параметричних моделей, де отримані споживчі дані з інтернет-сайтів. Припускаючи, що кожний споживач купує тільки один продукт, мета полягає в тому, щоб встановити ціни на продукт так, щоб максимізувати дохід. В інших випадках повинні мати справу з продуктами, які виплачують нерегулярні купони або дивіденди або які піддаються корпоративним діям. Події, які змінюють характер досліджуваних часових рядів, потрібно розглядати належно, інакше внесемо структурне зрушення, яке дезорієнтує наші дослідницькі зусилля. Ці проблеми виникають, коли моделюємо ваги, що змінюються, або цінні папери, в які необхідно реінвестувати дивіденди. Програмний код завжди може виходити з того, що торгуємо тільки фактичними продуктами, або грошовими інструментами без терміну дії, незалежно від складності ряду.

Адаптивне управління для прогнозування прибутку. Суть методу адаптивного управління полягає у гнучкій зміні даних фінансових показників. Кожен день диктує нам зміни від продажу продукту, кількості про-

даних продуктів, зміна фінансового стану країни, і вироблення стратегії прогнозування прибутку полягає в адаптивному управлінні. Зокрема досліджуємо подію, яка відбулася, а потім відбувається інша подія, наприклад, структурний зсув. Вилучаємо сигнали, на підставі яких виникають мікроструктурні явища.

Організація збирання фінансових статистичних даних підприємства. У процесі функціонування всередині підприємства збирається і ведеться документація по підрозділах, департаментах, відділах. Це статистичні дані стосовно продажів, рахунки, звіти, договори з підрядчиками, оренди, послуг тощо. Для ефективної роботи підприємства необхідно планувати її дії та виконувати спрямований оптимальний розподіл ресурсів. Приклад задачі прогнозування продажів на наступні періоди.

Нехай компанія з іноземним капіталом збирає статистику щодо рівня вторинних продажів кожного тижня та місяця по окремих регіонах, дистриб'юторах та видах товарів. Необхідно встановити ймовірність зростання продажів і спрогнозувати обсяг продажів у наступні періоди, а також оцінити, наскільки охоплений конкретний регіон продажами і чи добре працює дистриб'ютор у цьому регіоні. Задача описується такими змінними: назва регіону, дистриб'ютора або ключового клієнта, що працює в регіоні, тип (категорія) продукту, який продається, результат прогнозу – збільшення чи зменшення продажів у наступному місяці. Тому якісне прогнозування обсягів продажів у наступні періоди дає змогу правильно організувати логістику, тобто вчасне завезення товару в необхідних обсягах задля того, щоб увесь товар реалізувався і не було потреби його десь зберігати.

Для розроблення моделі фінансових даних було використано вільні у доступі набори даних Financial Distress. Його наповнення містить близько чотирьох тисяч даних для кожного підприємства і має фінансові дані 83 підприємств. Розглянемо будову цього набору даних, який доповнюємо даними з вітчизняних підприємств для формування прогнозу.



Рис. 1. Архітектура інформаційної системи підприємства для прогнозування прибутку / Architecture of the enterprise information system for profit forecasting

Перший стовпець – ідентифікатор підприємства у вказаному наборі даних. Другий стовпець показує різні періоди часу, до яких належать дані. Довжина часового ряду змінюється від 1 до 14 кожного підприємства. У третьому стовпці є цільова змінна, яка позначається як "Фінансова криза", якщо вона більша за -0,5, то компанію треба вважати рентабельною (0). В іншому випадку

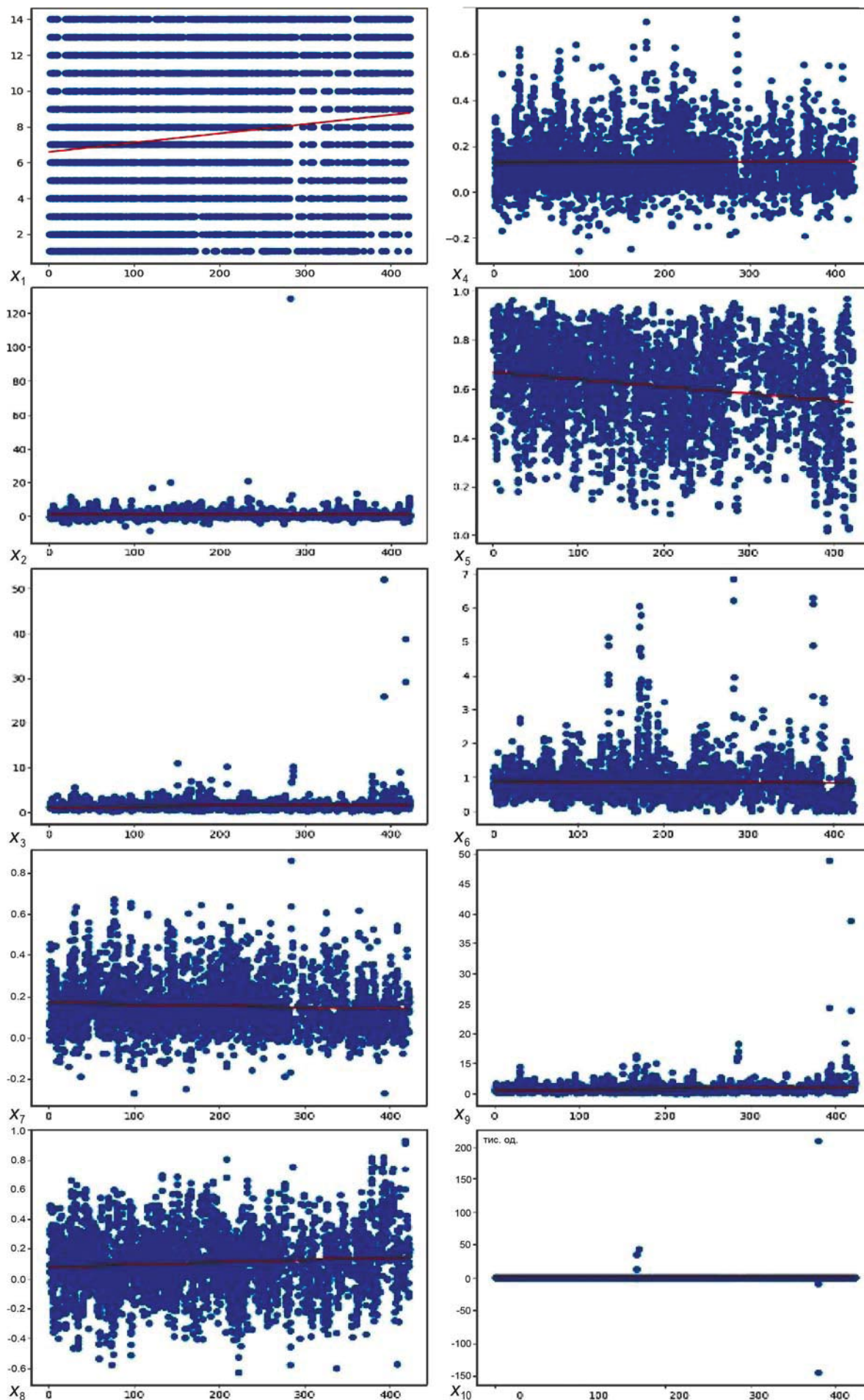


Рис. 2. Застосування лінійної регресії для фінансових даних підприємств $x_j, \forall j \in 10$ / Application of linear regression for financial data of enterprises $x_j, \forall j \in 10$

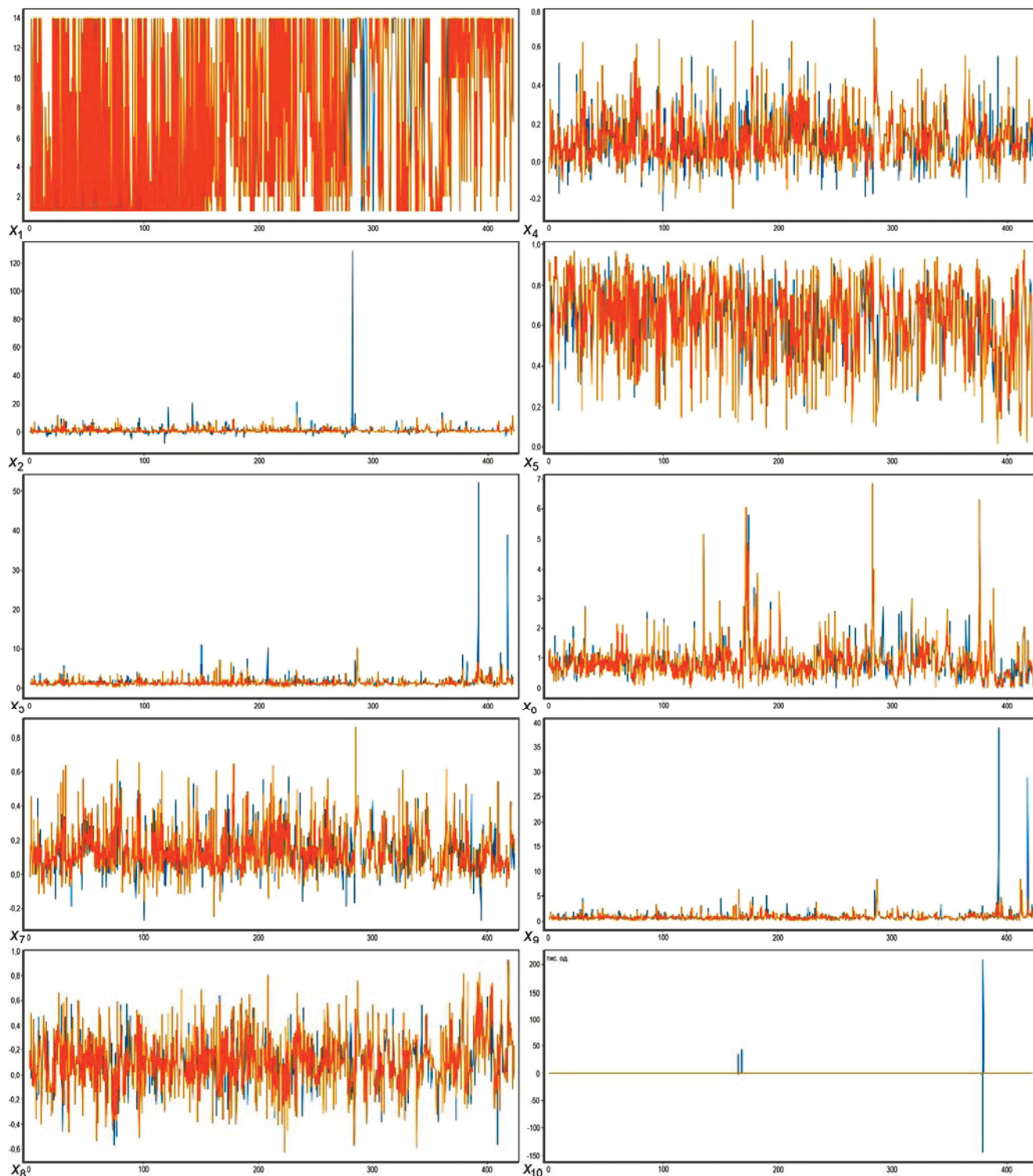


Рис. 3. Застосування методу support vector machines для фінансових даних підприємств $x_j, \forall j \in 10$ / Application of the support vector machines method for financial data of enterprises $x_j, \forall j \in 10$

він був би розцінений як фінансово невдалий (1). Від четвертого до останнього стовпця: характеристики, позначені від x_1 до x_8 , є фінансові та нефінансові характеристики відібраних компаній. Ці характеристики відносять до попереднього періоду часу, який слід використовувати для прогнозування того, чи буде компанія відчувати фінансові труднощі.

Програму завантажують внаслідок дії (див. рис. 4):

```
import pandas as pd
df = pd.read_csv('F:\**\Financial Distress.csv')
df.head
```

Фільтрація Cusum. Проведемо дані зі вказаного набору даних через фільтр на підставі кумулятивних сум

(кумулятивна сума, CUSUM), що є статистичним методом перевірки якості, призначений для виявлення зсуву в середньому значенні виміряного числа в бік від цільового значення. Розглядаємо однаково розподілені взаємозалежні спостереження $\{y_i\}_{i=1}^n$ виникають із локального стаціонарного процесу. Було визначено накопичувальні суми як

$$S = \max \{0, S_{t-1} + y_t - E_{t-1}[y_t]\},$$

граничною умовою є $S_0 = 0$. Ця процедура буде рекомендована при першому t , що задовольняє $S_t \geq h$ для якогось порогу h (розмір фільтра). Зауважимо, що $S_t = 0$ всякий раз, коли $y_t \leq E_{t-1}[y_t] - S_{t-1}$. Ця нульова нижня гра-

ниця означає, що пропустимо деякі знижені відхилення, які в протилежному випадку зробили S_t негативним.

Причина в тому, що цей фільтр побудований для визначення послідовності підвищення дивергенцій від будь-якого нуля рівня зкидування. Зокрема, поріг спрацює, коли

$$S_t \geq h \leftrightarrow \exists t \in [1, t].$$

У такий спосіб сформуємо симетричний фільтр CUSUM

$$S_t^+ = \max\{0, S_{t-1}^+ + y_t - E_{t-1}[y_t]\}, S_0^+ = 0;$$

$$S_t^- = \max\{0, S_{t-1}^- + y_t - E_{t-1}[y_t]\}, S_0^- = 0;$$

$$S_t = \max\{S_t^+, S_t^-\}.$$

Використання методу лінійної регресії для прогнозування прибутку підприємства наведено на рис. 2. Синім кольором показано дані підприємств, а червоним – криву прогнозування. Результати використання методу support vector machines показано на рис. 3. Дані попередньо відфільтровані фільтром Cusum, що дало змогу отримати більш однорідні дані.

Company	Time	Financial Distress	x1	x2	x3	x4
0	1	1	0.010636	1.28100	0.022934	0.87454
1	1	2	-0.455970	1.27000	0.006454	0.82067
2	1	3	-0.325390	1.05290	-0.059379	0.92242
3	1	4	-0.566570	1.11310	-0.015229	0.85888
4	2	1	1.357300	1.06230	0.107020	0.81460
5	2	2	0.007188	1.05580	0.081916	0.87949
6	2	3	1.200200	0.97059	0.076064	0.90677
7	2	4	2.234800	1.05900	0.130200	0.81811
8	2	5	1.340500	1.12450	0.147840	0.75871
9	2	6	2.047400	1.59980	0.262460	0.54615
10	2	7	2.345900	1.57560	0.262100	0.56448
11	2	8	2.249900	1.54430	0.240910	0.59073
12	2	9	2.282600	1.72170	0.215250	0.55229
13	2	10	1.798200	1.72320	0.208630	0.53398
14	2	11	2.827700	1.63070	0.186230	0.54772
15	2	12	2.941300	2.17230	0.319450	0.44139
16	2	13	2.659800	2.09240	0.303480	0.43822
17	2	14	2.232000	2.22630	0.325880	0.40651
18	3	1	-1.659900	0.87440	-0.034676	0.79350
19	4	1	0.022750	0.83537	0.064310	0.61430
20	4	2	0.003775	0.93286	0.042339	0.61528
21	4	3	0.000183	0.93575	0.051198	0.64823
22	4	4	0.222530	0.92927	0.044282	0.65810
23	4	5	0.446620	1.08600	0.080419	0.57018
24	4	6	1.239400	1.19000	0.122380	0.56630
25	4	7	1.774100	1.82670	0.267580	0.35965
26	4	8	0.726550	1.72630	0.194110	0.38380
27	4	9	0.855900	1.54470	0.194380	0.37819
28	4	10	1.416300	2.12970	0.121510	0.33460

Рис. 4. Вигляд бази даних Financial Distress.csv / View of the Financial Distress.csv

Під час оцінювання моделі фінансових даних застосуємо confusion matrix.

Confusion Matrix:

[[156 4]. [1 169]].

Classification Report:

precision recall f1-score support

0 0,99 0,97 0,98 160

1 0,98 0,99 0,99 170

accuracy 0,98 330

macro avg 0,99 0,98 0,98 330

weighted avg 0,99 0,98 0,98 330

Accuracy: 0,9848484848484849

Як бачимо, якість моделі становить 0,98, що вказує на високу точність прогнозування. Отриманий результат accuracy в межах 0,98 дає змогу стверджувати, що отримана модель є достатньо точна.

Обговорення результатів дослідження. Розглянувши автори результати в роботі [11] для прогнозування прибутку підприємства показують, що застосування часових рядів є ефективним для моделювання прибутку підприємства та його розвитку. Наші результати це підтверджують, а також доповнюють з допомогою використання фільтра cusum.

У роботі [12] показано методи короткострокового прогнозування у системах бізнес-управління за допомогою машинного навчання та аналізу даних. Проаналізовано вплив вибору методу на точність прогнозування та показано, що регресійний аналіз дає кращий ефект, який і проаналізовано в цій роботі.

У роботі [14] продемонстровано застосування методу часових рядів з використанням нечітких множин та онтологічних характеристик для процесу прийняття рішень. Показано важливість використання внутрішніх показників, отриманих на підприємстві.

У роботі [5] показано методи прогнозування фінансової кризи з допомогою Grey-Markov моделі. Результати показують можливість використання невеликих обсягів даних для ефективного прогнозування інвестиційної привабливості підприємства.

У роботі [9] показано, що використання методології машинного навчання та застосування фінансових показників дає змогу показати вплив факторів на прибуток підприємства досить ефективно.

Технічна реалізація методу управління підприємством є не менш важлива, ніж метод прогнозування [4]. У роботі показано як реалізація з допомогою сервісів Azure, Power BI, Cortana дає змогу зробити систему управління підприємством більш захищеною від кібератак та бути ефективним інструментом для фінансових спеціалістів.

Отже, за результатами виконаної роботи можна сформулювати такі наукову новизну та практичну значущість результатів дослідження.

Наукова новизна отриманих результатів дослідження – удосконалено метод прогнозування прибутку підприємства, який, на відміну від наявних методів, дає змогу визначати ефективне управління підприємством і спрогнозувати подальший його розвиток.

Практична значущість результатів дослідження – результати дослідження можна застосовувати для підвищення ефективності прогнозування прибутку підприємства, визначення тренду його розвитку, а також покращення ефективності процесу управління.

Висновки / Conclusions

Проаналізовано особливості використання методу часових рядів для адаптивного управління підприємством, що дало змогу спрогнозувати подальший розвиток підприємства, а також вибрати найбільш ефективний спосіб управління його діяльністю. За результатами проведеного дослідження можна зробити такі основні висновки.

1. Здійснено аналіз методу часових рядів для адаптивного управління підприємством, що дало змогу оцінити вплив історичних факторів на підприємство.
2. Проаналізовано типи фінансових даних, які впливають на прибуток, це уможливило створити прогноз показників прибутку на підставі створеної бази даних, що дало можливість показати вплив різних чинників на підприємство.
3. За допомогою методу адаптивного управління, який полягає у використанні алгоритмів машинного навчання з фільтрацією даних, створено новий алгоритм управління підприємством, що забезпечило ефективне управління підприємством.
4. Досліджено набір даних Financial Distress для завдання прогнозування прибутку діяльності підприємства, а також цю базу даних доповнено вітчизняними підприємствами, що уможливило проаналізувати розроблений метод, а також протестувати його.

5. Дані перетворили фільтром Cusum, який є статистичним методом перевірки якості, призначений для виявлення зсуву в середньому значенні вимірюваного числа в бік від цільового значення. Якість моделі показала, що знаходиться в межах 0,98, що вказує на високу точність моделі.

References

- Aggarwal, G., Feder, T., Motwani, R., & Zhu, A. (2004). Algorithms for multi-product pricing. In *Automata, Languages and Programming: 31st International Colloquium, ICALP 2004*, Turku, Finland, July 12–16, 2004. Proceedings 31, 72–83. Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-540-27836-8_9
- Anand, V., Brunner, R., Ikegawa, K., & Sougiannis, T. (2019). Predicting Profitability Using Machine Learning. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3466478>
- Ausat, A. M. A., Al Bana, T., & Gadzali, S. S. (2023). Basic Capital of Creative Economy: The Role of Intellectual, Social, Cultural, and Institutional Capital. *Apollo: Journal of Tourism and Business*, 1(2), 42–54. <https://doi.org/10.58905/apollo.v1i2.21>
- Barker, J., Gajewar, A., Golyaev, K., Bansal, G., & Connors, M. (2018). Secure and automated enterprise revenue forecasting. In *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 32(1), 123–134. <https://doi.org/10.1609/aaai.v32i1.11385>
- Chen, L. H., & Guo, T. Y. (2011). Forecasting financial crises for an enterprise by using the Grey Markov forecasting model. *Quality & Quantity*, 45(4), 911–922. <https://doi.org/10.1007/s11135-010-9403-z>
- Cucari, N., Cristofaro, M., & Santoro, G. (2023). Strategic Management in the new normal: Investigating practical approaches for an adapting governance. *Corporate Governance AND Research & Development Studies*, (2023/1). <https://doi.org/10.3280/grds1-2023oa16134>
- de Andrés, J., Lorca, P., Bahamonde, A., & del Coz, J. J. (2004). The use of machine learning algorithms for the study of business profitability: A new approach based on preferences. *The International Journal of Digital Accounting Research*, 4(8), 99–124. https://doi.org/10.4192/1577-8517-v4_4
- Eng, T. Y., Mohsen, K., & Wu, L. C. (2023). Wireless information technology competency and transformational leadership in supply chain management: implications for innovative capability. *Information Technology & People*, 36(3), 969–995. <https://doi.org/10.1108/ITP-06-2021-0489>
- Florez-Lopez, R., & Ramon-Jeronimo, J. M. (2009). Marketing segmentation through machine learning models: An approach based on customer relationship management and customer profitability accounting. *Social Science Computer Review*, 27(1), 96–117. <https://doi.org/10.1177/0894439308321592>
- Hrytsiuk, Y. I., & Mukha, T. O. (2020). Methods of determination of quality of software. *Scientific Bulletin of UNFU*, 30(1), 158–167. <https://doi.org/10.36930/40300127>
- Pivtorak, M., & Muzichenko, O. (2021). Methods of forecasting the net profit of the enterprise. *Ekonomika ta derzhava*, 1, 124–129. <https://doi.org/10.32702/2306-6806.2021.1.124>
- Powers, R., Goldszmidt, M., & Cohen, I. (2005). Short term performance forecasting in enterprise systems. In *Proceedings of the eleventh ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery in data mining*, 801–807. <https://doi.org/10.1145/1081870.1081976>
- Punin, Y. O. (2018). Internet marketing strategy and tactics of distributor companies on the B2B market. *Marketing and digital technologies*, 2(4), 44–56. <https://doi.org/10.15276/mdt.2.4.2018.3>
- Romanov, A., Yarushkina, N., & Filippov, A. (2020). Application of time series analysis and forecasting methods for enterprise decision-management. In *International Conference on Artificial Intelligence and Soft Computing*, 326–337. Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-61401-0_31
- Taherdoost, H. (2023). An overview of trends in information systems: emerging technologies that transform the information technology industry. *Cloud Computing and Data Science*, 1–16. <https://doi.org/10.37256/ccds.4120231653>
- Tuunainen, T., Salo, M., & Li, F. (2023). Modular service design of information technology-enabled services. *Journal of Service Research*, 26(2), 270–282. <https://doi.org/10.1177/10946705221082775>
- Wu, J., Lin, K., Lin, D., Zheng, Z., Huang, H., & Zheng, Z. (2023). Financial Crimes in Web3-empowered Metaverse: Taxonomy, Countermeasures, and Opportunities. *IEEE Open Journal of the Computer Society*, 4, 37–49. <https://doi.org/10.1109/OJCS.2023.3245801>
- Yudianto, F., Herlambang, T., Anshori, M. Y., Adinugroho, M., Rulyansah, A., & Yuliana, L. (2023). Innovation in Company Profit Management: Socialization of Numerical Calculation for Efficiency Improvement at PT AJISAKA. *Indonesian Journal of Cultural and Community Development*, 14(2). <https://doi.org/10.21070/ijccd.v14i2.890>

I. H. Tsmots, H. Ya. Nazarkevych

Lviv Polytechnic National University, Lviv, Ukraine

PROFIT FORECASTING FOR THE ENTERPRISE BASED ON ADAPTIVE MANAGEMENT

The paper presents the methods to solve the problem of forecasting the company's profit. In the course of research, forecasting based on time series providing the influence of many factors is considered. It is also provided for the use of the adaptive control method, which consists of the use of machine learning algorithms with data filtering. The research was conducted based on the well-known dataset Financial Distress indicators from more than one hundred enterprises considering about four thousand features of each enterprise. This database was supplemented with Ukrainian enterprises to form a forecast of national enterprises. The types of financial data that affect forecasting results are analyzed, including assets, market data, and analytical data. The data includes indicators of the external environment, market trends, behaviour of customers, competitors and various financial indicators. The forecasted profit indicator is built on the basis of a created database, in which certain indicators of the enterprise are selected. Statistical methods were used, which include regression analysis that allows us to mathematically describe the relationship between the costs and the volume of the enterprise's activities. The observational data were used, and consequently, a representative result of the study was obtained. Moreover, a logistic regression curve was constructed on the basis of the company's financial indicators. Adaptive control consists of applying the Cusum filter for better model construction. The data was processed on the basis of the Cusum filter, which enabled profit forecasting. The CUSUM filter based on cumulative sums belongs to the statistical verification methods and removes the influence of random data. Profit forecasting was carried out based on support vector machines. It is a supervised model with associated learning algorithms that analyze data for classification and regression analysis. Profit forecasting allows significant reducing of risks from external factors influencing the enterprise in the future. The model was evaluated using modern data analysis methods. The quality indicators of the model are 0.98, which indicates high forecasting accuracy. Thus, this model is recommended for use to improve the firm profit forecasting and getting the trend of its development.

Keywords: machine learning; adaptive management; big data; time series.