

ПРОГНОЗУВАННЯ БАНКРУТСТВА НА ОСНОВІ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Прогнозування банкрутства є однією з ключових задач для сучасного бізнесу, банківської сфери та інвесторів. Своєчасне виявлення компаній, які перебувають у зоні ризику, дає змогу зменшити фінансові втрати, оптимізувати управління кредитними портфелями та покращити стабільність фінансових систем [1]. Традиційні підходи, такі як фінансовий аналіз за коефіцієнтами, модель Альтмана або логістичний регресійний аналіз, мають певні обмеження. Вони часто вимагають спрощення структури даних і не здатні виявити приховані закономірності або складні нелінійні взаємозв'язки між змінними [2]. Такі дослідження підтверджують, що традиційні методи не завжди справляються із завданням ефективного прогнозування, особливо в умовах сучасної фінансової нестабільності.

Ці недоліки спонукають до впровадження сучасних технологій, таких як машинне навчання, які здатні значно підвищити точність прогнозів. Машинне навчання дозволяє будувати моделі, що адаптуються до великих обсягів інформації та аналізують дані у реальному часі [3]. Завдяки застосуванню потужних алгоритмів, таких як дерева рішень, метод опорних векторів, ансамблеві методи та нейронні мережі, можна враховувати складну природу фінансових даних [4]. Висока точність таких моделей підтверджується результатами досліджень, які показують значну ефективність алгоритмів машинного навчання у фінансовій сфері, порівняно з традиційними методами.

Аналіз даних у фінансових системах потребує інтеграції не тільки структурованої інформації, але й неструктурованих даних, таких як новини та публікації в соціальних мережах. Це дає можливість відслідковувати зміни в настроях на ринку, що може вказувати на ймовірність банкрутства компаній [5]. Відповідно, машинне навчання відкриває нові можливості для створення багатовимірних моделей ризику. Основна перевага використання таких моделей полягає у їх здатності виявляти приховані закономірності, які традиційні методи не здатні помітити, що робить їх надзвичайно ефективними у прогнозуванні фінансових катастроф [2].

Вибір відповідних змінних є важливим етапом у процесі прогнозування банкрутства. Зазвичай це фінансові показники, такі як рентабельність активів, коефіцієнти ліквідності, рівень заборгованості, а також нефінансові фактори, наприклад, показники управлінської ефективності або зміни у макроекономічному середовищі [1]. Згідно з дослідженнями, особлива увага приділяється інтерпретації змінних, які мають найбільший вплив на фінансову

стійкість підприємств. Попередня обробка даних включає очищення, нормалізацію та імпутацію відсутніх значень [3]. Потім застосовуються алгоритми вибору ознак, такі як методи зниження розмірності [4].

Після підготовки даних будується прогнозна модель. Найпростішими та популярними підходами є дерева рішень і ансамблеві методи, які забезпечують високу інтерпретованість результатів [4]. Нейронні мережі, зокрема глибокі нейронні мережі (Deep Neural Networks), демонструють високу точність, але їхня інтерпретація залишається складнішою [3]. Згідно з результатами досліджень, використання моделей на основі ансамблів, таких як Random Forest та XGBoost, часто перевершує за точністю інші методи [4]. Важливим аспектом побудови моделей є уникнення перенавчання, яке може призвести до низької узагальнюючої здатності. Для цього застосовуються методи регуляризації, крос-валідація та балансування навчального набору даних, особливо коли позитивні випадки (банкрутства) є відносно рідкісними [5].

Під час оцінювання моделей важливо використовувати такі метрики, як точність, повнота, F1-міра та площа під ROC-кривою (AUC-ROC) [4]. Висока точність моделі без належного рівня чутливості може бути неефективною, оскільки пропуск компаній із високим ризиком банкрутства може мати серйозні наслідки [3]. Дослідження показують, що кращий баланс між точністю та чутливістю досягається за допомогою комбінованих методів та оптимізації гіперпараметрів [5].

Результати використання машинного навчання в прогнозуванні банкрутства демонструють значний прогрес порівняно з традиційними методами. Наприклад, дослідження показують, що моделі на основі XGBoost або Random Forest мають високу точність і стабільність у прогнозах на різних наборах даних [4]. Інтеграція текстових даних, таких як новини чи соціальні сигнали, за допомогою обробки природної мови (NLP), також відкриває нові можливості для створення багатовимірних моделей ризику [5].

Однак використання машинного навчання має певні виклики. Один із них це доступність і якість даних. Часто компанії не мають повного набору релевантних показників або мають дані, що містять шум [1]. Це вимагає створення систем збору та перевірки даних, а також вдосконалення методів імпутації [2]. Крім того, зростає потреба в прозорості моделей машинного навчання [3]. Регуляторні органи та учасники ринку прагнуть до зрозумілих рішень, а моделі, такі як нейронні мережі, не завжди можуть надати пояснення своїм прогнозам [4].

У підсумку, машинне навчання забезпечує значний прогрес у прогнозуванні банкрутства, дозволяючи враховувати складні та різноманітні дані для точних і своєчасних прогнозів [5]. Розвиток цієї галузі сприяє створенню більш стійких фінансових систем і допомагає бізнесу краще управляти своїми ризиками. Подальші дослідження в цьому напрямку можуть бути зосереджені на інтеграції додаткових джерел даних, підвищенні інтерпретованості моделей та вдосконаленні алгоритмів для роботи з незбалансованими вибірками.

Перелік використаної літератури

1. Козак Ю. Г., Мацкул В. М. Математичні методи та моделі для магістрів з економіки. Практичні застосування [текст]: навч. посіб. К. : Центр учбової літератури, 2017. С. 254.
2. Терещенко В.М., Бугайов А.Д. Алгоритми машинного навчання у контексті великих даних. Штучний інтелект, 3, 2018. С. 80–86.
3. Кононова К.Ю. Машинне навчання: методи та моделі: підручник для бакалаврів, магістрів та докторів філософії спеціальності 051 «Економіка». ХНУ імені В. Н. Каразіна, 2020. 301 с.
4. Твердохліб А.О., Коротін Д.С. Ефективність функціонування комп'ютерних систем при використанні технології блокчейн і баз даних. Таврійський науковий вісник. Серія: Технічні науки, 2022. №. 6.
5. Цвик О.С. Аналіз і особливості програмного забезпечення для контролю трафіку. Вісник Хмельницького національного університету. Серія: Технічні науки, 2023. № 1.

Бондар Н. О.¹ Семенихіна О. А.²

¹ старший викладач кафедри менеджменту та бізнес-адміністрування,
Національний аерокосмічний університет ім. М. Є. Жуковського
«Харківський авіаційний інститут», м. Харків, Україна

² здобувачка першого (бакалаврського) рівня вищої освіти, спец. 072 Фінанси,
банківська справа та страхування, Національний аерокосмічний університет
ім. М. Є. Жуковського «Харківський авіаційний інститут», м. Харків, Україна

НЕДЕРЖАВНЕ ПЕНСІЙНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ЯК ЗАСІБ УПРАВЛІННЯ СОЦІАЛЬНИМИ РИЗИКАМИ: ДОСВІД КРАЇН ЄС ТА ПЕРСПЕКТИВИ ДЛЯ УКРАЇНИ

В умовах економічної нестабільності й глобальних перетворень суттєво підвищується ймовірність ризиків настання непередбачуваних подій, що можуть призвести до значної матеріальної й фізичної шкоди як окремим представникам суспільства, так і діяльності суб'єктів господарювання. Страхування є одним з дієвих засобів управління ризиками в різних сферах економічної діяльності та життєдіяльності населення країни, у тому числі у соціальній сфері.

Сучасні демографічні тенденції, зокрема старіння населення та зменшення співвідношення працюючих до пенсіонерів, створюють значне навантаження на державні пенсійні системи у всьому світі. За даними Світового банку до 2050 року частка населення віком понад 60 років у розвинених країнах перевищить 30% [1]. Саме тому, розвиток недержавного пенсійного забезпечення (НПЗ) стає критично важливим елементом соціального захисту населення.

Досвід країн Європейського Союзу демонструє ефективність багаторівневої пенсійної системи, з достатнім рівнем пенсійних виплат. Згідно з Законом