

УДК: 338.2

JEL classification C91

Дар'я ТРАЧОВА

доктор економічних наук, професор

Таврійський державний агротехнологічний університет імені Дмитра Мотрного

<https://orcid.org/0000-0002-4130-3935>

Тетяна ДАВИДЮК

доктор економічних наук, професор

Національний технічний університет "Харківський політехнічний інститут"

<http://orcid.org/0000-0003-3990-5926>

Олена ДЕМЧУК

кандидат економічних наук, доцент

Таврійський державний агротехнологічний університет імені Дмитра Мотрного

<https://orcid.org/0000-0002-9587-3562>

ПЕРСПЕКТИВИ ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ У ФІНАНСОВОМУ ОБЛІКУ

Анотація. Використання можливостей штучного інтелекту в фінансовому обліку підприємств поступово переходить із сфери суто наукових досліджень в практику використання суб'єктами господарювання. Результати самого популярного напрямку використання штучного інтелекту, а саме машинного навчання в питаннях прогнозування, виявлення помилок та шахрайства стає буденною справою та має величезні позитивні результати. Однак в умовах економіки, яка динамічно ривається та змінюється, на яку мають вплив економічні, політичні, геополітичні показники, мають особливу цінність не стандартні, а саме оригінальні, нетипові рішення, які базуються не тільки на відомих алгоритмах, а і на професійному судженні та нестандартному баченні фахівця бухгалтерського обліку. Саме це є перспективним напрямом розвитку використання штучного інтелекту та додає економічну та психологічну складову до технічних та інформаційних процесів.

Ключові слова: бухгалтерський облік, фінансовий облік, штучний інтелект, прогнозування, машинне навчання.

Daria TRACHOVA

Doctor of Economic Sciences, Professor

Dmytro Motornyi Tavria State Agrotechnological University

<https://orcid.org/0000-0002-4130-3935>

Tetiana DAVYDIUK

Doctor of Economic Sciences, Professor

National Technical University "Kharkiv Polytechnic Institute"

<http://orcid.org/0000-0003-3990-5926>

Olena DEMCHUK

PhD, Associate Professor

Dmytro Motornyi Tavria State Agrotechnological University

<https://orcid.org/0000-0002-9587-3562>

PROSPECTS FOR THE USE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN FINANCIAL ACCOUNTING

***Abstract.** The use of artificial intelligence in financial accounting is gradually moving from the realm of purely scientific research to the practice of use by business entities. The results of the most popular area of artificial intelligence, namely machine learning in forecasting, error and fraud detection, are becoming commonplace and have had enormous positive results. However, in a dynamically changing economy, which is influenced by economic, political, and geopolitical indicators, not standard, but rather original, atypical solutions based not only on known algorithms but also on professional judgment and non-standard vision of an accounting specialist are of particular value. This is a promising area for the development of artificial intelligence and adds an economic and psychological component to technical and information processes..*

***Keywords:** accounting, financial accounting, artificial intelligence, forecasting, machine learning..*

Постановка проблеми у загальному вигляді та її зв'язок із важливим науковими чи

практичними завданнями. Цифрові технології призвели до величезних і швидких змін майже в усіх сферах життя. За останні три десятиліття розвиток нанотехнологій прискорив розробку апаратного забезпечення з постійно зростаючою обчислювальною потужністю. Як наслідок, цифрові розробки, такі як Інтернет речей або аналітика великих даних, дедалі ширше застосовуються і використовуються в різних сферах. Однією з найбільш трендових і популяризованих технологій цифрової епохи є штучний інтелект (ШІ). Завдяки вищезгаданим технологічним досягненням, ШІ привернув значну увагу менеджерів та науковців в останні роки.

Сьогодні штучний інтелект використовується в багатьох сферах, включаючи розпізнавання мови та зображень, медичну діагностику та автоматизацію рутинної праці. З огляду на це, не дивно, що натеper штучний інтелект є міждисциплінарною темою, яка має вплив на багато різних дисциплін і галузей. Незважаючи на те, що бухгалтерський облік є традиційною галуззю з давньою історією, останніми роками він зазнає швидких змін, пов'язаних з цифровою епохою. На відміну від фінансів, які зосереджені на управлінні капіталом, бухгалтерський облік формує та акумулює інформацію, яка надає правдиве та справедливе уявлення про активи, фінанси та доходи компаній. У той час як управлінський облік надає інформацію внутрішнім зацікавленим сторонам, фінансовий облік надає інформацію зовнішнім користувачам та контролюючим органам. Однак, оскільки в останні роки спостерігаються зусилля з гармонізації між цими двома підкатегоріями, фінансовий та управлінський облік дедалі більше зближуються. Змінюючи робочі місця та робочі процеси, цифрові технології відкривають нові можливості в бухгалтерській професії, але також вимагають від працівників нових навичок. Хоча бухгалтерський облік завжди зазнавав змін, нинішні події, такі як цифрова трансформація та регуляторні сили, призводять до більш швидких і радикальних змін, ніж раніше. Окрім роботизованої автоматизації процесів, яка вже може допомогти у виконанні рутинних завдань у бухгалтерському обліку, такі технології, як блокчейн, хмарні обчислення та великі дані, мають значний вплив на майбутнє бухгалтерського обліку.

Вважається, що серед усіх цифрових технологій штучний інтелект має найбільший вплив на бухгалтерський облік, оскільки він дозволяє виявляти закономірності у великих обсягах бухгалтерських даних, які можуть допомогти фірмам у прийнятті рішень, а також використовуватися зацікавленими сторонами для проведення фінансового аналізу. Прогнозування в бухгалтерському обліку - це сфера застосування, де алгоритми на основі ШІ вже часто й успішно використовуються. Напрямок автоматизації прогнозування майбутніх бізнес-подій має давні традиції в бухгалтерському обліку і досліджується протягом десятиліть.

У 1990-х роках з'явилися перші ідеї, які пропонували використовувати нейронні мережі, групу методів штучного інтелекту, для задач прогнозування, пов'язаних з бухгалтерським обліком. Наприклад, нейронні мережі використовували для прогнозування квартальних бухгалтерських прибутків, фінансових проблем або банкрутства. З моменту появи цих новаторських робіт у 90-х роках III та його застосування для бухгалтерського прогнозування зазнали величезного зростання досліджень. З'явилися нові, більш досконалі методи штучного інтелекту, зросли обчислювальні потужності, а також обсяги доступних даних. Так само неухильно зростає кількість досліджень, які використовують III для прогнозування в бухгалтерському обліку. Прогнозування на основі штучного інтелекту для задач фінансового обліку - тема, яка все більше досліджується. Незважаючи на зростаючий інтерес, у дослідженнях домінують комп'ютерні науки або управлінські дисципліни. Ці дослідження здебільшого мають технічну точку зору і вивчають конкретні алгоритми штучного інтелекту та їхню точність для вибраних наборів даних, які часто виключають нестандартні ситуації або рішення для досягнення більш точних результатів. Вбачається, що майбутні дослідження можуть розширити та покращити результати прогнозування на основі штучного інтелекту в бухгалтерському обліку саме напрямком пошуку нестандартних рішень.

До тем, пов'язаних зі штучним інтелектом, які поки що не досліджені в бухгалтерському обліку, належать, наприклад, взаємодія користувачів із системами штучного інтелекту, інтеграція штучного інтелекту з організаційними стратегіями або ситуативний штучний інтелект.

Аналіз останніх досліджень та публікацій, в яких започатковано розв'язання даної проблеми і на які спирається автор, виділення не вирішених раніше частин загальної проблеми, котрим присвячується означена стаття. Загроза неплатоспроможності або надмірної заборгованості часто розглядається як основна, особливо для інвесторів, які формують капітал компанії. У випадку корпоративного банкрутства вони можуть втратити свій інвестований капітал, оскільки ліквідатор задовольняє їхні вимоги в порядку черговості. Щоб уникнути цього, інвестори намагаються спрогнозувати майбутню ліквідність та фінансовий стан компанії. Найбільш ранній підхід, що використовує III для прогнозування корпоративних банкрутств, був запропонований Вілсоном і Шардою [1]. Автори порівнювали точність прогнозування нейронних мереж з точністю багатовимірного дискримінантного аналізу. Обидві моделі прогнозування базуються на методі машинного навчання, який дозволяє виявляти закономірності в тестовій базі даних, що можуть бути використані для прогнозування майбутньої ліквідності компанії. Результати показують, що нейронні мережі прогнозують значно точніше, ніж багатовимірний дискримінантний аналіз. Подібні висновки

були отримані Лахером та ін. [2], які проаналізували ті ж самі моделі прогнозування для більших наборів даних з більш тривалим часовим інтервалом.

На відміну від попередніх досліджень, використання так званих мереж Кохонена, як методів неконтрольованого навчання, також допомагає надійно відрізнити платоспроможні компанії від неплатоспроможних. В іншому дослідженні Кіма банкрутство компаній передбачалося за допомогою більшої кількості нейронів на шар [3]. Однак цей підхід не зміг забезпечити вищу точність прогнозування, ніж попередні дослідження. Прорив зробили Цай і Ву [4], які змогли більш точно передбачити банкрутство австралійських, німецьких і японських компаній. На відміну від попередніх досліджень, було використано більше етерацій навчання та глибші нейронні мережі. Окрім розміру нейронних мереж, Хуанг та ін. [5,6] змогли показати, що точність нейронних мереж можна підвищити, обчислюючи коефіцієнти на основі вхідних даних. Інший варіант оптимізації запропонували Ши та ін. [7], показавши, що пакування як метод машинного навчання також може підвищити точність прогнозування банкрутства компанії. На основі цього Лу та ін. [8] показують, що гібридні алгоритми, такі як використання машини опорних векторів у поєднанні з оптимізацією сукупності частинок, також можуть суттєво підвищити точність і надійність прогнозування банкрутства. Прогностичну здатність машин на основі опорних векторів також оцінювали Антонс та ін. [9], порівнюючи їх з логістичною регресією та гауссовими процесами, і в результаті виявили, що гауссові процеси ефективно покращують результати прогнозування. Той факт, що машини на основі опорних векторів можуть робити точніші прогнози банкрутства, ніж нейронні мережі, дерева рішень та логістичні регресії, також підтвердився в дослідженні Райнарлі [10]. Вищу прогностичну здатність машин на основі опорних векторів також продемонстрували в дослідженні Сегал та ін. [11], які порівняли її з нейронними мережами та логістичною регресією. Ще одним алгоритмом для прогнозування банкрутства компанії є випадковий масив, який генерується з великої кількості дерев рішень, і його прогностична придатність була перевірена Костопулосом та ін. [12], в результаті чого випадковий масив показав навіть кращі результати, ніж модель опорних векторів.

Подальшим розвитком моделей прогнозування на основі дерев є сучасні алгоритми градієнтного бустингу. Одним з них є алгоритм TreeNet, який додає ще одне дерево для виправлення прогнозованої помилки після кожної ітерації. У своєму дослідженні Джонс і Ванг [13] показали, що алгоритм TreeNet забезпечує значно точніші прогнози банкрутства, ніж традиційні моделі, такі як логістична регресія. Окрім сукупних та деревоподібних методів, алгоритм оптимізації мурашиних колоній є ще одним способом реалізації ройового інтелекту.

Особливо в оптимізаційних задачах вона є корисною для пошуку найпростішого рішення (зокрема зменшення складності правил).

Наприклад, дослідження Ютайакумар та ін. [14] показало, що алгоритм оптимізації мурашиних колоній дає кращі прогнози банкрутства, ніж логістична регресія або випадковий масив, які часто показували дуже хороші результати в попередніх дослідженнях.

Подальші технологічні інновації, такі як розпаралелювання та розподілене зберігання даних, дозволили нейронним мережам стати більшими та глибшими. Так, Александропулос та ін. [15] виявили, що глибокі нейронні мережі можуть прогнозувати точніше, ніж логістична регресія та наївний підхід Байєса. Аналогічні висновки були зроблені в дослідженні Сао та ін. [16], які виявили вищу прогностичну здатність глибоких нейронних мереж порівняно з машинами опорних векторів та байєсівськими мережами.

Останніми розробками в галузі глибокого навчання є довготривалі короткочасні нейронні мережі, які імітують короткочасну пам'ять, запам'ятовуючи попередні очікування. У дослідженні Янг та ін. [17] було показано, що довгострокові короткострокові нейронні мережі можуть надавати дуже надійні прогнози банкрутства, якщо вони отримують макроекономічні та галузеві дані на додаток до фінансових даних компанії. Для кращої класифікації даних компанії часто корисним є порівняння з групою компаній-аналогів. Дінг та ін. [18] представляють кластеризацію за К-медіанами - метод, який може передбачити банкрутство компаній та викривлення на основі кластерного аналізу групи компаній-аналогів.

Окрім кластеризації за К-медіанами, ще одним методом неконтрольованого навчання є стековий автокодер. Дослідження Соуї та ін. [19] довело, що стековий автокодер можна використовувати для вилучення ознак, щоб підвищити якість вхідних даних. Крім того, попередня обробка даних значно підвищила точність прогнозування моделей. На додаток до порівняльних даних компаній-аналогів та ефективного вилучення ознак, можна припустити, що текстове розкриття інформації можна використовувати як додаткові вхідні дані для моделей прогнозування. Маї та ін. [20] використовували текстові дані з річних звітів компаній разом із традиційними фінансовими коефіцієнтами та ринковими змінними. Включення текстових даних призводить до значного покращення точності прогнозування нейронних мереж, які, таким чином, надають більш точні прогнози, ніж випадковий масив або логістична регресія.

Фінансовий аналіз полягає у вивченні кількісних та якісних даних бухгалтерської звітності для визначення поточного та майбутнього економічного стану компаній. Для цього річна фінансова звітність аналізується внутрішніми та зовнішніми аналітиками, які проводять свій аналіз з різних (особистих) мотивів. Окрім інвестора, який вирішує, чи

інвестувати/дезінвестувати, та банку, який вирішує, чи надавати кредит, все більше неурядових організацій також аналізують фінансову звітність, щоб, наприклад, зробити висновок про стійкість компаній [21]. Окрім інвесторів, банків та кредитних організацій, постачальники також зацікавлені в надійному фінансовому аналізі. З одного боку, щоб краще оцінити ймовірність виконання контракту замовником, а з іншого - щоб мати основу для планування розвитку ділових відносин на найближчі роки.

Таким чином, автоматизований фінансовий аналіз допоможе багатьом зацікавленим сторонам отримати краще уявлення про компанії. Прогнозування майбутніх витрат є фундаментальним компонентом фінансового аналізу, оскільки це безпосередньо впливає на майбутні чисті активи, фінансовий стан і результати діяльності компанії. Перше дослідження, присвячене прогнозуванню майбутніх витрат, було проведено Буссабейном та Кака [22]. За аналогією з дослідженнями щодо прогнозування банкрутства, для прогнозування майбутніх витрат були використані нейронні мережі. Фактичні та прогнозовані криві витрат будівельних проектів показали лише невелику різницю.

Перевага нейронних мереж над іншими методами для прогнозування витрат на будівництво була також підтверджена в дослідженні Караса та ін. [23]. Ще одне дослідження Кузей та ін. [24] визначило майбутні фактори, що впливатимуть на функціональність системи управління витратами з використанням МН-моделей. Зокрема, процес управління даними про витрати (тобто збір, зберігання та використання) був визначений як ключовий фактор для ефективної системи управління витратами. Окрім прогнозування майбутніх витрат компаній, фінансовий аналіз часто проводиться для прогнозування майбутніх доходів акціонерів [25].

Прогнозування доходів акціонерів та прибутковості акцій критично обговорюється в академічних колах протягом десятиліть. Відповідно, вже існує велика кількість досліджень, які використовують традиційні статистичні методи для оцінки важливості попередньо відібраних фінансових коефіцієнтів для прогнозування доходів акціонерів та доходності акцій [26]. Барнс і Лі [27] були першими, хто дослідив потенціал ШІ для аналізу того, які фінансові коефіцієнти є основними рушіями майбутнього багатства акціонерів. Ця модель прогнозування базувалася на нейронних мережах, які найкраще працювали, коли використовували п'ять вхідних параметрів - рентабельність капіталу, ціну акцій, економічну додану вартість, прибуток на акцію та виручку. В іншому дослідженні Кремер і Фройнд [28] використовують алгоритми бустінгу та деревоподібні алгоритми для прогнозування того, чи є компанія переоціненою або недооціненою на ринку капіталу, а також визначають нелінійні взаємозв'язки в бухгалтерських даних.

Як міру оцінки компанії на ринку капіталу було застосовано коефіцієнт Тобіна. Фінансовий коефіцієнт розраховується як частка від ділення ринкової вартості компанії на відновлювальну вартість її активів. Результати дослідження показують, що випадковий масив може найточніше передбачити коефіцієнт Тобіна. Доходи акціонерів також залежать від того, на якій стадії життєвого циклу перебуває компанія в даний момент. У дослідженні Лі та ін. [29] зроблено висновок, що систему опорних векторів можна використовувати для прогнозування фази життєвого циклу для більшості компаній.

Іншою важливою частиною оцінки майбутніх результатів діяльності компаній є фінансова ліквідність. У дослідженні Ченг і Рой [30] проаналізовано, якою мірою методи прогнозування на основі ШІ допомагають передбачити майбутні грошові потоки. Вони виявили, що гібридна модель, яка складається з системи опорних векторів, нечітких логічних моделей і швидких алгоритмів, дає надійні прогнози і працює краще, ніж окремі моделі прогнозування.

Важливою частиною управління грошовими потоками є також прогноз неоплачених рахунків. Дослідження Бахрамі та ін. [31] показує, що логістична регресія перевершує системи опорних векторів або алгоритм OneR у прогнозуванні дат оплати клієнтами. Окрім затримки платежів, неплатежі також можуть суттєво вплинути на компанію, яка планувала певних розмір дебіторської заборгованості.

Окрім грошових потоків, прогноз майбутніх доходів також є ключовим показником результативності компаній. У дослідженні Саї Вінет та ін. [32] порівнюються кілька моделей машинного навчання, щоб визначити найточнішу модель для прогнозування майбутніх продажів. Результати показують, що точність прогнозу можна підвищити до 10%, якщо враховувати ринкові ціни (включаючи ціни конкурентів).

Однак тут слід зазначити, що не було використано жодних альтернативних алгоритмів. До цього часу попередні дослідження виключали людський фактор. Вперше дослідження Янга та ін. [33] пропонує основу для того, як люди можуть бути інтегровані в процес прогнозування, коли прогнозування проводиться за допомогою ШІ. У їхньому дослідженні процес прогнозування розглядається як цикл, в якому беруть участь люди, від вивчення даних до налаштування моделей прогнозування. Моделі прогнозування тестуються ітеративно, поки не будуть досягнуті задовільні результати. Основна проблема полягає в тому, щоб забезпечити достатній рівень знань людей про дані і моделі прогнозування. Без цих знань неможливо отримати оптимальні результати відповідно до поточного стану технологій.

У подальшому дослідженні Чоай та ін. [34] визначено вимоги до застосування моделей прогнозування на основі ШІ в бухгалтерському обліку. Згідно з їхнім дослідженням, усі

джерела інформації повинні бути доступними, а бізнес-процеси - чітко визначеними. Крім того, вхідні дані повинні мати логічний зв'язок з бажаним результатом, кожен процес повинен бути пов'язаний з часовою міткою події, а дані повинні мати певний масштаб для забезпечення ефективного впровадження.

Ще одним напрямом використання ШІ у фінансовому обліку є прогнозування або виявлення шахрайства та помилок. Як уже зазначалося, помилки та шахрайство можуть завдати величезних економічних збитків. Згідно з МСБО, помилки - це, як правило, пропуски або викривлення, спричинені незастосуванням або неправильним застосуванням стандартів бухгалтерського обліку. На відміну від них, шахрайські дії - це навмисні викривлення з метою представити фінансовий стан компанії, як правило, кращим, ніж він є насправді.

На практиці, однак, відрізнити шахрайство від помилки часто буває складно. Інвестори особливо страждають від шахрайства та помилок, оскільки вони втрачають вкладений капітал через субординований характер своїх вимог. Прогнозування майбутніх шахрайств і помилок компаній допоможе інвесторам уникнути неправильних інвестицій. Загалом, існує кілька методів виявлення шахрайства та помилок у масивах даних. Вони варіюються від традиційних статистичних методів до штучних імунних систем, машинного навчання та методів метанавчання. У всіх дослідженнях використовуються алгоритми машинного навчання, які навчаються за допомогою контрольованого навчання. У дослідженні Рахуль та ін. [35] порівнюється придатність методів керованого навчання з методами некерованого навчання для виявлення фінансового шахрайства. Результати показують, що гаусівський розподіл, який належить до неконтрольованого навчання, має вищу точність прогнозування, ніж випадковий масив або інші методи бустінгу. Дослідження Бао та ін. [36], показує, що для навчання моделей прогнозування можна також розглядати необроблені бухгалтерські дані (на відміну використання лише фінансових коефіцієнтів у якості вхідних даних). В іншому дослідженні Браун та ін. [37] показано, що текстові показники тематичного змісту фінансової звітності є корисними для виявлення недостовірної звітності. Моделі прогнозування, які виявляють і кількісно оцінюють тематичний зміст фінансової звітності, перевершили моделі, які використовують виключно фінансові або необроблені текстові дані.

Формулювання цілей статті (постановка завдання). Метою статті є вивчення поточного стану досліджень у галузі прогнозування на основі штучного інтелекту у фінансовому обліку та надання систематичного огляду літератури в цій новій галузі досліджень.

Виклад основного матеріалу дослідження з повним обґрунтуванням отриманих наукових результатів. Вперше з'явившись у 1956 році, штучний інтелект є однією з

найновіших галузей досліджень у науці та інженерії. Однак ШІ - це не лише комп'ютерні науки та математика, а й міждисциплінарна галузь, що має значний внесок з інших дисциплін, таких як економіка, нейронауки та психологія. Серл був першим, хто розмежував дві різні форми ШІ: сильний і слабкий ШІ. Сильний ШІ, який також називають штучним загальним інтелектом, може розуміти, що відбувається, і навіть може мати емоції та почуття. Сильний ШІ має на меті наділити машини можливостями та інтелектом, подібними до людських. Однак сильний ШІ ще не реалізований. Натомість сучасні методи та програми ШІ є прикладами слабого ШІ. Слабкі системи ШІ, як правило, не є інтелектуальними і не мають емоцій, почуттів або свідомого розуму. Натомість програми зі слабким ШІ зосереджені на виконанні окремих завдань. Сьогодні штучний інтелект - це широкий термін, що охоплює багато різних технологій і підходів, які використовуються для вирішення найрізноманітніших завдань. Машинне навчання (МН) - це група методів ШІ, які є одними з найпопулярніших. Ефективність МН покращується з кожним дослідженням і має на меті вирішення проблем, використовуючи історичні дані або попередні приклади.

Залежно від способу навчання методи машинного навчання можна умовно поділити на дві категорії: Контрольовані та неконтрольовані методи навчання. Хоча існують й інші типи навчання, наприклад, напівконтрольоване навчання або онлайн-навчання, контрольоване та неконтрольоване навчання є найбільш використовуваними та популярними. Різниця між контрольованим і неконтрольованим навчанням полягає в наявності міток у навчальних даних. При контрольованому навчанні система отримує приклади з мітками та вхідні дані як навчальні дані. У загальних рисах МН можна визначити як обчислювальні методи, які використовують досвід для покращення своєї ефективності або більш точних прогнозів.

Інструмент МН генерує свій досвід з електронних даних, які доступні системі для аналізу. Однак алгоритми МН і AI настільки правдиві, наскільки достовірні їхні навчальні дані. Тому якість і обсяг даних, які використовуються для навчання системи, є важливими факторами. Таким чином, ШІ-системи стають власним вчителем і не потребують даних, вказівок чи знань, які надає людина.

Нейронні мережі - одна з найпоширеніших технологій ШІ. Нейронні мережі натхненні структурою людського мозку і складаються з невеликих одиниць, які з'єднані між собою, так званих штучних нейронів. Ці штучні нейрони є невеликими процесорами, які з'єднані між собою і генерують вихідні дані на основі правил навчання та отриманих вхідних даних. Таким чином, нейронні мережі мають на меті імітувати мозок людини або інших біологічних організмів. У цьому контексті глибоке навчання - це термін, який використовується для опису різних типів складних нейронних мереж. Завдяки наявності великих масивів даних і значним

обчислювальним потужностям глибинне навчання значно зросло за останні роки. Архітектура глибокого навчання складається з різних модулів або штучних нейронів, які розташовані в декілька шарів. Кожен з цих шарів може перетворювати вхідні дані і здатний навчатися. Глибоке навчання значно покращило багато сфер, включаючи розпізнавання мови, візуальне розпізнавання об'єктів і виявлення об'єктів.

Оскільки бухгалтерські дані зазвичай базуються на правилах і добре структуровані, вони добре підходять для автоматизованої оцінки за допомогою моделей штучного інтелекту. Особливо фінансові ключові показники корисні для розпізнавання образів, оскільки вони часто пов'язані між собою. Крім того, через велику кількість змінних, відображених у балансі, звіті про прибутки і збитки та звіті про рух грошових коштів, розпізнати всі кореляції без оцінок на основі машин практично неможливо. Таким чином, цілком можливо, що негативний довгостроковий розвиток (наприклад, збільшення вартості матеріалів) буде компенсований одноразовим позитивним ефектом (наприклад, продажем основних засобів). Відповідно, прибуток сам по собі не є хорошим показником для прогнозування майбутнього розвитку компанії.

Проте рішення на основі штучного інтелекту може бути придатним для виявлення складних взаємозв'язків у бухгалтерських даних і розрізнення короткострокових і довгострокових подій. Прогнозування - один із варіантів використання ШІ та методів машинного навчання. Приклади прогнозування включають, серед іншого, прогнозування змінних прибутків і збитків або змінних грошових потоків. Для задач прогнозування можна використовувати різні підходи, а саме алгоритми класифікації, регресії, ранжування та кластеризації. При класифікаційному підході проблема полягає у визначенні категорій для досліджуваних об'єктів. Завдання ранжування спрямовані на впорядкування об'єктів на основі одного або декількох критеріїв. Натомість кластеризація передбачає поділ множини елементів на однорідні підмножини. Нарешті, на відміну від попередніх підходів, регресія дає неперервне значення, яке можна порівняти з іншими спостереженнями. Більшість статей, які увійшли до нашого огляду літератури, використовують методи ШІ та МН, що базуються на керуваному навчанні. Існує лише кілька досліджень, які застосовують алгоритми, що належать до неконтрольованого навчання.

Після вивчення моделей прогнозування, використаних у попередніх дослідженнях, та їхньої точності для конкретних додатків, ми проаналізували, чи використовуються подібні моделі прогнозування в різних додатках. Стає очевидним, що машини опорних векторів, логістична регресія, нейронні мережі та деревоподібні методи, такі як випадкові масиви та дерева рішень, часто використовуються для задач прогнозування у фінансовому обліку. Однак

помітно, що багато досліджень розглядають лише обмежені алгоритми на наборах даних, які не були досліджені іншими дослідженнями раніше. Таким чином, все ще мало відомо про те, наскільки один алгоритм перевершує інший з точки зору точності прогнозування.

Можливим способом вирішення цієї проблеми було б оцінити, за яких умов (наприклад, структура даних, розподіл і розмір виборки) модель прогнозування працює краще за інші з точки зору точності та робастності. Крім того, можна помітити, що останні дослідження використовують різні метрики для оцінки подібних завдань прогнозування. Залежно від того, яка метрика використовується, придатність певних моделей прогнозування може відрізнятись. Тому потрібні більш узагальнені знання про те, як слід будувати і використовувати моделі ШІ. Щоб вирішити цю проблему, майбутнім дослідникам слід створити вимоги до дизайну і принципи проектування, які можна адаптувати до різних поширених проблем прогнозування, з якими стикаються практики і дослідники.

Відкриті дані - це ще одна концепція, яка може допомогти підтримати і просунути дослідження прогнозування на основі штучного інтелекту у фінансовому обліку. Дані, до яких є вільний і легкий доступ, дозволяють краще порівнювати різні алгоритми штучного інтелекту, застосовані до одного й того ж набору даних різними дослідницькими групами. Тому наявність відкритих масивів бухгалтерських даних була б дуже корисною для майбутніх досліджень у галузі прогнозування на основі ШІ, щоб з'ясувати, які алгоритми ШІ найкраще підходять для конкретного завдання.

Існуючі дослідження зосереджені переважно на технічних аспектах базових систем штучного інтелекту. Таким чином, дослідники накопичили знання про певні ІТ-артефакти, про те, як вони працюють, і про їхню точність. Однак знань, які також враховують соціальні чи організаційні аспекти, все ще бракує.

Ключовою проблемою впровадження прогнозів ШІ в бухгалтерському обліку є також людський фактор. По-перше, важливо враховувати готовність працівників використовувати ці моделі. Згідно з поточними опитуваннями, готовність працівників використовувати додатки зі штучним інтелектом залежить від чіткості розподілу ролей між користувачем і штучним інтелектом, а також від довіри до систем штучного інтелекту [34]. Однак, наскільки нам відомо, досі не було проведено жодного дослідження, яке б вивчало сприйняття працівниками прогнозів на основі штучного інтелекту, зроблених фахівцями з бухгалтерського обліку, а також їхню роль і коло завдань у рамках циклу прогнозування. Цю прогалину в дослідженнях можна заповнити, застосувавши модель прийняття технологій, таку як уніфікована теорія прийняття та використання технологій, щоб пояснити, чи будуть працівники використовувати прогнози на основі штучного інтелекту в бухгалтерському обліку і як саме [38].

Інший аспект, який також може підвищити рівень сприйняття, - це висока пояснюваність використовуваних методів ШІ. Дослідницька сфера зрозумілого ШІ набуває все більшого значення і включає в себе напрямки досліджень, які використовуються в інших дослідженнях [39]. Наприклад, коли працівники повинні приймати важливі бізнес-рішення на основі прогнозів, зрозумілість прогнозу є важливим фактором. Однак правила прийняття рішень у складних моделях прогнозування часто важко зрозуміти, особливо людям без спеціальних технічних знань. Для вирішення цієї проблеми можна розробити і оцінити артефакти інформаційних систем, які мають на меті підвищити зрозумілість моделей ШІ. Крім прийняття працівниками, майбутні дослідження повинні також дослідити, на яких етапах працівники можуть брати участь у процесі прогнозування.

Завдяки цим розробкам ШІ буде здатний виконувати все більше завдань, які раніше вимагали людського інтелекту та участі [40]. Тому професія та завдання людини- бухгалтера в майбутньому будуть підлягати у безперервному розвитку. Слід зазначити, що в попередніх дослідженнях прогнозування не було оцінено, через який період прогнозні моделі потрібно перенавчати, щоб вони продовжували робити надійні прогнози. Це також може бути причиною того, що прогнози ШІ все ще часто є пілотними проектами, які в довгостроковій перспективі виявляються неуспішними і тому припиняються. Цю проблему можна вирішити шляхом збору довгострокових спостережень за подібними проблемами прогнозування, щоб надати рекомендації, коли моделі прогнозування потребують перенавчання.

Крім того, слід зазначити, що нинішні сфери застосування прогнозування у фінансовому обліку зосереджені на кількох варіантах використання. Особливо у фінансовому аналізі є кілька потенційних варіантів використання, які ще не були детально досліджені. З огляду на те, що більшість досліджень з прогнозування на основі ШІ зосереджені на прибутках і збитках або грошових потоках, прогнозування майбутніх показників балансу є серйозною прогалиною в дослідженнях. Крім того, корисність інших технологій, таких як роботизована автоматизація процесів, для цілей автоматизованого прогнозування на основі ШІ досліджена недостатньо [41].

Висновки з даного дослідження і перспективи подальших розвідок у даному напрямі. Підсумовуючи, можна сказати, що сфера прогнозування на основі ШІ в бухгалтерському обліку може значно виграти від подальших досліджень, які в основному стосуються питань впровадження в бухгалтерському обліку. Попередні дослідження пропонували переважно технічні рішення, ізольовані одне від одного. Таким чином, майбутні дослідження можуть об'єднати результати попередніх досліджень для створення узагальнених знань, які можуть слугувати вирішенням групи проблем, пов'язаних із прогнозуванням на

основі ШІ в бухгалтерському обліку. Це допоможе майбутнім дослідникам і практикам полегшити і скоротити процес пошуку та впровадження найточнішої моделі прогнозування. За останні роки штучний інтелект дозволив шукати закономірності все більшої складності. Виявлені закономірності можна використовувати для прогнозування розвитку компаній. Особливо в бухгалтерському обліку можна помітити, що дослідження прогнозування з часом все частіше містять більші розміри вибірки, а моделі дають точніші прогнози.

Наразі існує три основні сфери застосування прогнозів на основі штучного інтелекту у фінансовому обліку. Сфери застосування варіюються від прогнозування банкрутства до фінансового аналізу, а також виявлення шахрайства та помилок. Особливо ці прогнози можуть бути корисними для існуючих і майбутніх інвесторів, оскільки знання про майбутній розвиток бізнесу допомагає уникнути невдалих інвестицій. Попередні дослідження показують, що машини опорних векторів, нейронні мережі та випадкові ліси забезпечують точні та надійні прогнози для всіх трьох сфер застосування. Однак існує мало доказів того, що одна модель прогнозування дає значно точніші прогнози, ніж інші. Особливо у фінансовому аналізі важко отримати узагальнені знання, оскільки прогнозуються різні фінансові змінні (наприклад, доходи, грошові потоки та прибутки).

Майбутні дослідження повинні оцінити прогностичну ефективність моделей на різних наборах даних зі спільними властивостями, щоб вирішити це дослідницьке питання. Крім того, більшість досліджень не розглядають питання, пов'язані з впровадженням та підтримкою моделей прогнозування.

Таким чином, роль людини в процесі прогнозування здебільшого залишається поза увагою попередніх досліджень. Майбутні дослідження можуть зробити значний внесок у заповнення цих прогалів і тісніше пов'язати обчислювальну науку з бухгалтерськими дослідженнями.

Список літератури

1. Wilson, R.L. and Sharda, R. (1994), "Bankruptcy prediction using neural networks", *Decision Support Systems*, Vol. 11 No. 5, pp. 545-557.
2. Lacher, R.C., Coats, P.K., Sharma, S.C. and Fant, L. (1995), "A neural network for classifying the financial health of a firm", *European Journal of Operational Research*, Vol. 85 No. 1, pp. 53-65.
3. Kim, K.S. (2005), "Examining corporate bankruptcy: an artificial intelligence approach", *International Journal of Business Performance Management*, Vol. 7 No. 3, p. 241.
4. Zhai, W., Wu, G., Bao, W. and Niu, L. (2021), "Big data analysis of accounting forecasting

based on machine learning”, 2021 6th International Conference on Intelligent Computing and Signal Processing (ICSP), Xi’an, China, 09.04.2021-11.04.2021, IEEE, pp. 399-402.

5. Huang, S.-M., Tsai, C.-F., Yen, D.C. and Cheng, Y.-L. (2008), “A hybrid financial analysis model for business failure prediction”, *Expert Systems with Applications*, Vol. 35 No. 3, pp. 1034-1040.

6. Hung, D.N., Ha, H.T.V. and Binh, D.T. (2017), “Application of F-score in predicting fraud, errors: experimental research in vietnam”, *International Journal of Accounting and Financial Reporting*, Vol. 7 No. 2, pp. 303-322.

7. Shi, L., Xi, L., Ma, X. and Hu, X. (2009), “Bagging of artificial neural networks for bankruptcy prediction”, *Proc. of the Int. Conf. on Information and Financial Engineering*, Singapore, Singapore, 17.04.2009-20.04.2009, IEEE, pp. 154-156.

8. Lu, Y., Zeng, N., Liu, X. and Yi, S. (2015), “A new hybrid algorithm for bankruptcy prediction using switching particle swarm optimization and support vector machines”, *Discrete Dynamics in Nature and Society*, Vol. 2015, pp. 1-7.

9. Antunes, F., Ribeiro, B. and Pereira, F. (2017), “Probabilistic modeling and visualization for bankruptcy prediction”, *Applied Soft Computing*, Vol. 60, pp. 831-843.

10. Rainarli, E. (2019), “The comparison of machine learning model to predict bankruptcy: Indonesian stock exchange data”, *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, Vol. 662, 52019.

11. Sehgal, S., Mishra, R.K., Deisting, F. and Vashisht, R. (2021), “On the determinants and prediction of corporate financial distress in India”, *Managerial Finance*, Vol. 47 No. 10, pp. 1428-1447.

12. Kostopoulos, G., Karlos, S., Kotsiantis, S. and Tampakas, V. (2017), “Evaluating active learning methods for bankruptcy prediction”, in Frasson, C. and Kostopoulos, G. (Eds), *Brain Function Assessment in Learning*, *Lecture Notes in Computer Science*, Springer International Publishing, Cham, Vol. 10512, pp. 57-66.

13. Jones, S. and Wang, T. (2019), “Predicting private company failure: a multi-class analysis”, *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, Vol. 61, pp. 161-188.

14. Uthayakumar, J., Vengattaraman, T. and Dhavachelvan, P. (2020), “Swarm intelligence based classification rule induction (CRI) framework for qualitative and quantitative approach: an application of bankruptcy prediction and credit risk analysis”, *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, Vol. 32 No. 6, pp. 647-657.

15. Alexandropoulos, S.-A.N., Aridas, C.K., Kotsiantis, S.B. and Vrahatis, M.N. (2019), “A deep dense neural network for bankruptcy prediction”, in Macintyre, J., Iliadis, L., Maglogiannis, I.

And Jayne, C. (Eds), *Engineering Applications of Neural Networks, Communications in Computer and Information Science*, Springer International Publishing, Cham, Vol. 1000, pp. 435-444.

16. Cao, Y., Liu, X., Zhai, J. and Hua, S. (2020), "A two-stage Bayesian network model for corporate bankruptcy prediction", *International Journal of Finance and Economics*, Vol. 27 No. 1, pp. 455-472

17. Jang, Y., Jeong, I. and Cho, Y.K. (2020), "Business failure prediction of construction contractors using a LSTM RNN with accounting, construction market, and macroeconomic variables", *Journal of Management in Engineering*, Vol. 36 No. 2, 4019039.

18. Ding, K., Peng, X. and Wang, Y. (2019), "A machine learning-based peer selection method with financial ratios", *Accounting Horizons*, Vol. 33 No. 3, pp. 75-87

19. Soui, M., Smiti, S., Mkaouer, M.W. and Ejbali, R. (2020), "Bankruptcy prediction using stacked autoencoders", *Applied Artificial Intelligence*, Vol. 34 No. 1, pp. 80-100

20. Mai, F., Tian, S., Lee, C. and Ma, L. (2019), "Deep learning models for bankruptcy prediction using textual disclosures", *European Journal of Operational Research*, Vol. 274 No. 2, pp. 743-758.

21. Sisaye, S. (2021), "The influence of non-governmental organizations (NGOs) on the development of voluntary sustainability accounting reporting rules", *Journal of Business and Socio-Economic Development*, Vol. 1 No. 1, pp. 5-23.

22. Boussabaine, A.H. and Kaka, A.P. (1998), "A neural networks approach for cost flow forecasting", *Construction Management and Economics*, Vol. 16 No. 4, pp. 471-479.

23. Karaca, I., Gransberg, D.D. and Jeong, H.D. (2020), "Improving the accuracy of early cost estimates on transportation infrastructure projects", *Journal of Management in Engineering*, Vol. 36 No. 5, 4020063.

24. Kuzey, C., Uyar, A. and Delen, D. (2019), "An investigation of the factors influencing cost system functionality using decision trees, support vector machines and logistic regression", *International Journal of Accounting and Information Management*, Vol. 27 No. 1, pp. 27-55.

25. Machuga, S.M., Pfeiffer, J.R.J. and Verma, K. (2002), "Economic value added, future accounting earnings, and financial analysts' earnings per share forecasts", *Review of Quantitative Finance and Accounting*, Vol. 18 No. 1, pp. 59-73.

26. Asquith, P. and Mullins, D.W. (1983), "The impact of initiating dividend payments on shareholders' wealth", *The Journal of Business*, Vol. 56 No. 1, pp. 77-96.

27. Barnes, M.B. and Lee, V.C.S. (2007), "Feature selection techniques, company wealth assessment and intra-sectoral firm behaviours", in Huang, D.-S., Heutte, L. and Loog, M. (Eds), *Advanced Intelligent Computing Theories and Applications. With Aspects of Theoretical and*

Methodological Issues, Lecture Notes in Computer Science, Springer, Berlin, Heidelberg, Vol. 4681, pp. 134-146

28. Creamer, G. and Freund, Y. (2010), "Using boosting for financial analysis and performance prediction: application to S&P 500 companies, Latin American ADRs and banks", *Computational Economics*, Vol. 36 No. 2, pp. 133-151

29. Lee, S.Y., Oh, S.Y., Lee, S. and Gim, G.Y. (2021), "The firm life cycle forecasting model using machine learning based on news articles", *International Journal of Networked and Distributed Computing*, Vol. 9 No. 1, p. 1.

30. Cheng, M.-Y. and Roy, A.F. (2011), "Evolutionary fuzzy decision model for cash flow prediction using time-dependent support vector machines", *International Journal of Project Management*, Vol. 29 No. 1, pp. 56-65.

31. Bahrami, M., Bozkaya, B. and Balcisoy, S. (2020), "Using behavioral analytics to predict customer invoice payment", *Big Data*, Vol. 8 No. 1, pp. 25-37

32. Sai Vineeth, V., Kusetogullari, H. and Boone, A. (2020), "Forecasting sales of truck components: a machine learning approach", *Proc. of the 10th Int. Conference on Intelligent Systems (IS)*, Varna, Bulgaria, 28.08.2020-30.08.2020, IEEE, pp. 510-516.

33. Jang, Y., Jeong, I. and Cho, Y.K. (2020), "Business failure prediction of construction contractors using a LSTM RNN with accounting, construction market, and macroeconomic variables", *Journal of Management in Engineering*, Vol. 36 No. 2, 4019039.

34. Choi, Y. (2021), "A study of employee acceptance of artificial intelligence technology", *European Journal of Management and Business Economics*, Vol. 30 No. 3, pp. 318-330.

35. Rahul, K., Seth, N. and Dinesh Kumar, U. (2018), "Spotting earnings manipulation: using machine learning for financial fraud detection", in Bramer, M. and Petridis, M. (Eds), *Artificial Intelligence XXXV, Lecture Notes in Computer Science*, Springer International Publishing, Cham, Vol. 11311, pp. 343-356

36. Bao, Y., Ke, B.I., Li, B.I., Yu, Y.J. and Zhang, J.I. (2020), "Detecting accounting fraud in publicly traded U.S. Firms using a machine learning approach", *Journal of Accounting Research*, Vol. 58 No. 1, pp. 199-235.

37. Brown, N.C., Crowley, R.M. and Elliott, W.B. (2020), "What are you saying? Using topic to detect financial misreporting", *Journal of Accounting Research*, Vol. 58 No. 1, pp. 237-291

38. Venkatesh, V., Thong, J.Y. and Xu, X. (2016), "Unified theory of acceptance and use of technology: a synthesis and the road ahead", *Journal of the Association for Information Systems*, Vol. 17 No. 5, pp. 328-376.

39. Bauer, K., Hinz, O., van der Aalst, W. and Weinhardt, C. (2021), "Expl(AI)n it to me –

explainable AI and information systems research”, *Business and Information Systems Engineering*, Vol. 63 No. 2, pp. 79-82

40. Huttunen, J., Jauhiainen, J., Lehti, L., Nylund, A., Martikainen, M. and Lehner, O. (2019), “Big data, cloud computing and data science applications in finance and accounting”, *ACRN Journal of Finance and Risk Perspectives*, Vol. 8, pp. 16-30, Special Issue Digital Accounting.

41. Onyshchenko, O., Shevchuk, K., Shara, Y., Koval, N. and Demchuk, O. (2022), “Industry 4.0 and accounting: directions, challenges, opportunities”, *Independent Journal of Management & Production*, Vol. 13 No. 3, pp. s161-s195.

References

1. Alexandropoulos, S.-A.N., Aridas, C.K., Kotsiantis, S.B. and Vrahatis, M.N. (2019), “A deep dense neural network for bankruptcy prediction”, in Macintyre, J., Iliadis, L., Maglogiannis, I. And Jayne, C. (Eds), *Engineering Applications of Neural Networks, Communications in Computer and Information Science*, Springer International Publishing, Cham, Vol. 1000, pp. 435-444.

2. Antunes, F., Ribeiro, B. and Pereira, F. (2017), “Probabilistic modeling and visualization for bankruptcy prediction”, *Applied Soft Computing*, Vol. 60, pp. 831-843.

3. Asquith, P. and Mullins, D.W. (1983), “The impact of initiating dividend payments on shareholders’ wealth”, *The Journal of Business*, Vol. 56 No. 1, pp. 77-96.

4. Bahrami, M., Bozkaya, B. and Balcisoy, S. (2020), “Using behavioral analytics to predict customer invoice payment”, *Big Data*, Vol. 8 No. 1, pp. 25-37

5. Bao, Y., Ke, B.I., Li, B.I., Yu, Y.J. and Zhang, J.I. (2020), “Detecting accounting fraud in publicly traded U.S. Firms using a machine learning approach”, *Journal of Accounting Research*, Vol. 58 No. 1, pp. 199-235.

6. Barnes, M.B. and Lee, V.C.S. (2007), “Feature selection techniques, company wealth assessment and intra-sectoral firm behaviours”, in Huang, D.-S., Heutte, L. and Loog, M. (Eds), *Advanced Intelligent Computing Theories and Applications. With Aspects of Theoretical and Methodological Issues*, Lecture Notes in Computer Science, Springer, Berlin, Heidelberg, Vol. 4681, pp. 134-146

7. Bauer, K., Hinz, O., van der Aalst, W. and Weinhardt, C. (2021), “Expl(AI)n it to me – explainable AI and information systems research”, *Business and Information Systems Engineering*, Vol. 63 No. 2, pp. 79-82

8. Boussabaine, A.H. and Kaka, A.P. (1998), “A neural networks approach for cost flow forecasting”, *Construction Management and Economics*, Vol. 16 No. 4, pp. 471-479.

9. Brown, N.C., Crowley, R.M. and Elliott, W.B. (2020), “What are you saying? Using topic to detect financial misreporting”, *Journal of Accounting Research*, Vol. 58 No. 1, pp. 237-291
10. Cao, Y., Liu, X., Zhai, J. and Hua, S. (2020), “A two-stage Bayesian network model for corporate bankruptcy prediction”, *International Journal of Finance and Economics*, Vol. 27 No. 1, pp. 455-472
11. Cheng, M.-Y. and Roy, A.F. (2011), “Evolutionary fuzzy decision model for cash flow prediction using time-dependent support vector machines”, *International Journal of Project Management*, Vol. 29 No. 1, pp. 56-65.
12. Choi, Y. (2021), “A study of employee acceptance of artificial intelligence technology”, *European Journal of Management and Business Economics*, Vol. 30 No. 3, pp. 318-330.
13. Creamer, G. and Freund, Y. (2010), “Using boosting for financial analysis and performance prediction: application to S&P 500 companies, Latin American ADRs and banks”, *Computational Economics*, Vol. 36 No. 2, pp. 133-151
14. Ding, K., Peng, X. and Wang, Y. (2019), “A machine learning-based peer selection method with financial ratios”, *Accounting Horizons*, Vol. 33 No. 3, pp. 75-87
15. Huang, S.-M., Tsai, C.-F., Yen, D.C. and Cheng, Y.-L. (2008), “A hybrid financial analysis model for business failure prediction”, *Expert Systems with Applications*, Vol. 35 No. 3, pp. 1034-1040.
16. Hung, D.N., Ha, H.T.V. and Binh, D.T. (2017), “Application of F-score in predicting fraud, errors: experimental research in vietnam”, *International Journal of Accounting and Financial Reporting*, Vol. 7 No. 2, pp. 303-322.
17. Huttunen, J., Jauhiainen, J., Lehti, L., Nylund, A., Martikainen, M. and Lehner, O. (2019), “Big data, cloud computing and data science applications in finance and accounting”, *ACRN Journal of Finance and Risk Perspectives*, Vol. 8, pp. 16-30, Special Issue Digital Accounting.
18. Jang, Y., Jeong, I. and Cho, Y.K. (2020), “Business failure prediction of construction contractors using a LSTM RNN with accounting, construction market, and macroeconomic variables”, *Journal of Management in Engineering*, Vol. 36 No. 2, 4019039.
19. Jang, Y., Jeong, I. and Cho, Y.K. (2020), “Business failure prediction of construction contractors using a LSTM RNN with accounting, construction market, and macroeconomic variables”, *Journal of Management in Engineering*, Vol. 36 No. 2, 4019039.
20. Jones, S. and Wang, T. (2019), “Predicting private company failure: a multi-class analysis”, *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, Vol. 61, pp. 161-188.

21. Karaca, I., Gransberg, D.D. and Jeong, H.D. (2020), "Improving the accuracy of early cost estimates on transportation infrastructure projects", *Journal of Management in Engineering*, Vol. 36 No. 5, 4020063.
22. Kim, K.S. (2005), "Examining corporate bankruptcy: an artificial intelligence approach", *International Journal of Business Performance Management*, Vol. 7 No. 3, p. 241.
23. Kostopoulos, G., Karlos, S., Kotsiantis, S. and Tampakas, V. (2017), "Evaluating active learning methods for bankruptcy prediction", in Frasson, C. and Kostopoulos, G. (Eds), *Brain Function Assessment in Learning, Lecture Notes in Computer Science*, Springer International Publishing, Cham, Vol. 10512, pp. 57-66.
24. Kuzey, C., Uyar, A. and Delen, D. (2019), "An investigation of the factors influencing cost system functionality using decision trees, support vector machines and logistic regression", *International Journal of Accounting and Information Management*, Vol. 27 No. 1, pp. 27-55.
25. Lacher, R.C., Coats, P.K., Sharma, S.C. and Fant, L. (1995), "A neural network for classifying the financial health of a firm", *European Journal of Operational Research*, Vol. 85 No. 1, pp. 53-65.
26. Lee, S.Y., Oh, S.Y., Lee, S. and Gim, G.Y. (2021), "The firm life cycle forecasting model using machine learning based on news articles", *International Journal of Networked and Distributed Computing*, Vol. 9 No. 1, p. 1.
27. Lu, Y., Zeng, N., Liu, X. and Yi, S. (2015), "A new hybrid algorithm for bankruptcy prediction using switching particle swarm optimization and support vector machines", *Discrete Dynamics in Nature and Society*, Vol. 2015, pp. 1-7.
28. Machuga, S.M., Pfeiffer, J.R.J. and Verma, K. (2002), "Economic value added, future accounting earnings, and financial analysts' earnings per share forecasts", *Review of Quantitative Finance and Accounting*, Vol. 18 No. 1, pp. 59-73.
29. Mai, F., Tian, S., Lee, C. and Ma, L. (2019), "Deep learning models for bankruptcy prediction using textual disclosures", *European Journal of Operational Research*, Vol. 274 No. 2, pp. 743-758.
30. Onyshchenko, O., Shevchuk, K., Shara, Y., Koval, N. and Demchuk, O. (2022), "Industry 4.0 and accounting: directions, challenges, opportunities", *Independent Journal of Management & Production*, Vol. 13 No. 3, pp. s161-s195.
31. Rahul, K., Seth, N. and Dinesh Kumar, U. (2018), "Spotting earnings manipulation: using machine learning for financial fraud detection", in Bramer, M. and Petridis, M. (Eds), *Artificial Intelligence XXXV, Lecture Notes in Computer Science*, Springer International Publishing, Cham, Vol. 11311, pp. 343-356

32. Rainarli, E. (2019), "The comparison of machine learning model to predict bankruptcy: Indonesian stock exchange data", IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, Vol. 662, 52019.
33. Sai Vineeth, V., Kusetogullari, H. and Boone, A. (2020), "Forecasting sales of truck components: a machine learning approach", Proc. of the 10th Int. Conference on Intelligent Systems (IS), Varna, Bulgaria, 28.08.2020-30.08.2020, IEEE, pp. 510-516.
34. Sehgal, S., Mishra, R.K., Deisting, F. and Vashisht, R. (2021), "On the determinants and prediction of corporate financial distress in India", Managerial Finance, Vol. 47 No. 10, pp. 1428-1447.
35. Shi, L., Xi, L., Ma, X. and Hu, X. (2009), "Bagging of artificial neural networks for bankruptcy prediction", Proc. of the Int. Conf. on Information and Financial Engineering, Singapore, Singapore, 17.04.2009-20.04.2009, IEEE, pp. 154-156.
36. Sisaye, S. (2021), "The influence of non-governmental organizations (NGOs) on the development of voluntary sustainability accounting reporting rules", Journal of Business and Socio-Economic Development, Vol. 1 No. 1, pp. 5-23.
37. Soui, M., Smiti, S., Mkaouer, M.W. and Ejbali, R. (2020), "Bankruptcy prediction using stacked autoencoders", Applied Artificial Intelligence, Vol. 34 No. 1, pp. 80-100
38. Uthayakumar, J., Vengattaraman, T. and Dhavachelvan, P. (2020), "Swarm intelligence based classification rule induction (CRI) framework for qualitative and quantitative approach: an application of bankruptcy prediction and credit risk analysis", Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences, Vol. 32 No. 6, pp. 647-657.
39. Venkatesh, V., Thong, J.Y. and Xu, X. (2016), "Unified theory of acceptance and use of technology: a synthesis and the road ahead", Journal of the Association for Information Systems, Vol. 17 No. 5, pp. 328-376.
40. Wilson, R.L. and Sharda, R. (1994), "Bankruptcy prediction using neural networks", Decision Support Systems, Vol. 11 No. 5, pp. 545-557.
41. Zhai, W., Wu, G., Bao, W. and Niu, L. (2021), "Big data analysis of accounting forecasting based on machine learning", 2021 6th International Conference on Intelligent Computing and Signal Processing (ICSP), Xi'an, China, 09.04.2021-11.04.2021, IEEE, pp. 399-402.