

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ЛЬВІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ВЕТЕРИНАРНОЇ
МЕДИЦИНИ ТА БІОТЕХНОЛОГІЙ ІМ. С.З.ГЖИЦЬКОГО**

**ФАКУЛЬТЕТ МЕХАНІКИ, ЕНЕРГЕТИКИ
ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ**

КАФЕДРА ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

другого (магістерського) рівня вищої освіти

**на тему: “Алгоритмічне моделювання та прогнозування грошових
потоків підприємства з використанням методів машинного
навчання”**

Виконав: студент гр. Іт-61

Спеціальності 126 «Інформаційні системи та
технології»

(шифр і назва)

Патала Юрій Богданович
(Прізвище та ініціали)

Керівник: к.т.н., доц. Лиса О.В.
(Прізвище та ініціали)

Рецензенти: д.т.н., проф. Власовець В.М.
(Прізвище та ініціали)

ЛЬВІВ-2025

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ЛЬВІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ВЕТЕРИНАРНОЇ МЕДИЦИНИ
ТА БІОТЕХНОЛОГІЙ ІМ. С.З.ГЖИЦЬКОГО
ФАКУЛЬТЕТ МЕХАНІКИ, ЕНЕРГЕТИКИ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
КАФЕДРА ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Другий (магістерський) рівень вищої освіти
Спеціальність 126 «Інформаційні системи та технології»

“ЗАТВЕРДЖУЮ”

Завідувач кафедри _____
д.т.н., проф. А.М. Тригуба
“ ” _____ 2025 р.

ЗАВДАННЯ

на кваліфікаційну роботу студенту

Патала Юрій Богданович

1. Тема роботи: «Алгоритмічне моделювання та прогнозування грошових потоків підприємства з використанням методів машинного навчання»

Керівник роботи Лиса Ольга Володимирівна, к.т.н., доцент.

Затверджені наказом по університету від 28.02 2025 року № 140 /к-с.

2. Строк подання студентом роботи 05.12.2025 р.

3. Вихідні дані до роботи: фінансові показники IT-компанії аутсорсингового типу, Python 3.11, фреймворк TensorFlow, Scikit-learn — бібліотека класичних методів машинного навчання, Pandas та NumPy — інструменти для опрацювання структурованих даних та числових обчислень, PostgreSQL — система керування базами даних для зберігання фінансових даних підприємства.

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які необхідно розробити)

Вступ.

1. Теоретичні основи моделювання та прогнозування грошових потоків.

2. Розробка алгоритмічної моделі прогнозування грошових потоків.

3. Реалізація програмного рішення та експериментальна перевірка.

4. Охорона праці та безпека у надзвичайних ситуаціях.

5. Визначення ефективності від впровадження інформаційної системи прогнозування грошових потоків підприємства.

Висновки та пропозиції.

Список використаної літератури

5. Перелік ілюстраційного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових слайдів): Логіка роботи системи та взаємозв'язок елементів; Прогноз звіту про рух грошових коштів ІТ-фірми (тис. USD); Динаміка чистого грошового потоку ІТ-фірми (2020-2027рр.); Комбінований графік чистих грошових потоків від видів діяльності ІТ-фірми (2020-2027рр.); Результати експерименту; Грошові потоки (базовий сценарій); Показники ефективності.

6. Консультанти з розділів:

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
1, 2, 3, 5	Лиса О.В., доцент кафедри інформаційних технологій		
4	Городецький І.М., доцент кафедри інженерної механіки		

7. Дата видачі завдання 1 березня 2025р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Написання першого розділу	01.03.25-04.05.25	
2	Виконання другого розділу та аркушів ілюстраційного матеріалу до нього	05.05.25-14.07.25	
3.	Виконання третього розділу та аркушів ілюстраційного матеріалу до нього	15.07.25-24.09.25	
4.	Написання розділу «Охорона праці та безпека у надзвичайних ситуаціях»	25.09.25-10.10.25	
5.	Оцінення ефективності запропонованої системи	11.10.25-31.10.25	
6.	Завершення оформлення розрахунково-пояснювальної записки та презентації	01.11.25-30.11.25	
7.	Завершення роботи в цілому	01.12.25-05.12.25	

Студент _____ Патала Ю.Б.
(підпис)

Керівник роботи _____ Лиса О.В.
(підпис)

УДК 004.852:336.741

Алгоритмічне моделювання та прогнозування грошових потоків підприємства з використанням методів машинного навчання. Патала Ю.Б. Кафедра інформаційних технологій – Львів, ЛНУВМБ ім. С.З.Гжицького, 2025. Кваліфікаційна робота: 68 с. текст. част., 5 рис., 5 табл., 10 арк. ілюстраційного матеріалу, 30 джерел.

У роботі реалізовано алгоритмічну модель прогнозування грошових потоків, проведено експериментальні дослідження та визначено економічну ефективність від впровадження розробленої системи. У вступі обґрунтовано актуальність теми, сформульовано мету, завдання роботи, об'єкт та предмет дослідження. У першому розділі розглянуто теоретичні основи моделювання та прогнозування грошових потоків. Проаналізовано сучасні методи прогнозування, визначено вимоги до моделі, сформульовано критерії точності прогнозу та обґрунтовано вибір моделей для подальшої побудови. У другому розділі побудовано алгоритмічну модель прогнозування грошових потоків, описано застосовані процедури навчання, валідації та оптимізації параметрів. Здійснено оцінку якості моделі за допомогою стандартних метрик регресійного аналізу. У третьому розділі представлено програмну реалізацію побудованої моделі. Визначено вибраний технологічний стек, описано архітектуру системи та інтеграцію алгоритмів прогнозування у програмний модуль. Проведено експериментальні дослідження на реальних фінансових даних підприємства та виконано порівняльний аналіз результатів з традиційними методами прогнозування. У четвертому розділі розглянуто питання охорони праці та безпеки у надзвичайних ситуаціях. У п'ятому розділі оцінено економічну доцільність впровадження інформаційної системи прогнозування грошових потоків. Результати роботи мають практичну цінність для підвищення точності фінансового планування та оптимізації грошових потоків підприємства.

Ключові слова: грошові потоки, прогнозування, машинне навчання, алгоритмічне моделювання, Random Forest, LSTM, регресійні моделі, підготовка даних, оптимізація моделі, метрики якості прогнозу.

ЗМІСТ

ВСТУП	7
1. ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ МОДЕЛЮВАННЯ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ГРОШОВИХ ПОТОКІВ	9
1.1. Основні методи прогнозування грошових потоків у сучасній практиці	9
1.2. Застосування методів машинного навчання у фінансовому аналізі	15
1.3. Аналітичний огляд та формування вимог до моделі	20
1.4. Визначення цілей та критеріїв точності прогнозування	28
1.5. Вибір методів машинного навчання для моделювання грошових потоків	31
2. РОЗРОБКА АЛГОРИТМІЧНОЇ МОДЕЛІ ПРОГНОЗУВАННЯ ГРОШОВИХ ПОТОКІВ	35
2.1. Підготовка даних та вибір і обґрунтування методів машинного навчання	35
2.2. Побудова алгоритмічної моделі прогнозування грошових потоків	37
2.3. Оцінка ефективності моделі за допомогою метрик якості прогнозу	42
3. РЕАЛІЗАЦІЯ ПРОГРАМНОГО РІШЕННЯ ТА ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНА ПЕРЕВІРКА	45
3.1. Вибір технологій та інструментів для реалізації	45
3.2. Архітектура програмного продукту	47
3.3. Реалізація алгоритму прогнозування у вигляді програмного модуля	52
3.4. Проведення експериментів на реальних даних	54
3.5. Аналіз результатів експериментів, порівняння з класичними методами прогнозування	61

4.	ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА У НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ	63
4.1.	Аналіз небезпечних та шкідливих виробничих чинників під час роботи з комп'ютерною технікою	63
4.2.	Моделювання процесу виникнення травм та аварій	65
4.3.	Розробка заходів щодо безпеки у надзвичайних ситуаціях	67
5.	ВИЗНАЧЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ВІД ВПРОВАДЖЕННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ ГРОШОВИХ ПОТОКІВ ПІДПРИЄМСТВА	70
	ВИСНОВКИ І ПРОПОЗИЦІЇ	73
	СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	75
	ДОДАТКИ	77

ВСТУП

В сучасних умовах високої конкуренції та динамічних змін ринкового середовища ефективне управління фінансовими ресурсами є ключовим фактором стабільного розвитку підприємств. Грошові потоки відображають реальні рухи грошових коштів у підприємстві і є основою для прийняття управлінських рішень, планування інвестицій, оцінки платоспроможності та фінансової стійкості. Традиційні методи прогнозування грошових потоків, засновані на статистичних підходах і експертних оцінках, часто не здатні адекватно відобразити складні нелінійні взаємозв'язки та динаміку фінансових процесів.

В останні роки методи машинного навчання, які дозволяють автоматично виявляти складні патерни в даних, все активніше застосовуються для аналізу фінансової інформації. Вони відкривають нові можливості для підвищення точності прогнозування грошових потоків, що сприяє своєчасному управлінню ліквідністю, мінімізації ризиків дефіциту грошових коштів та оптимізації витрат. Тема алгоритмічного моделювання із застосуванням машинного навчання є надзвичайно актуальною для інформаційних систем підприємств, оскільки дозволяє інтегрувати сучасні ІТ-рішення у фінансовий менеджмент.

Актуальність теми також зумовлена стрімким розвитком цифрових технологій, зростанням доступності інструментів аналітики, а також потребою бізнесу у впровадженні інтелектуальних інформаційних систем для автоматизації фінансового менеджменту. Використання сучасних алгоритмів — від регресійних моделей до глибинних нейронних мереж — відкриває можливість створення високоточних систем моніторингу та прогнозування, які здатні адаптуватися до змін ринкової кон'юнктури в режимі реального часу.

Мета роботи — розробка та апробація алгоритмічної моделі для прогнозування грошових потоків підприємства на основі методів машинного навчання, а також оцінка її ефективності порівняно з традиційними методами.

Для досягнення поставленої мети необхідно розв'язати наступні задачі:

- провести огляд існуючих методів прогнозування грошових потоків та машинного навчання у фінансовій сфері;
- вибрати та адаптувати відповідні алгоритми машинного навчання для побудови моделі;
- реалізувати програмний модуль для автоматичного прогнозування грошових потоків;
- провести експериментальне дослідження точності і надійності моделі на прикладі реальних даних;
- надати рекомендації щодо впровадження розробленої системи в інформаційні процеси підприємства.

Об'єкт дослідження – процес управління грошовими потоками підприємства в умовах невизначеності фінансового середовища.

Предмет дослідження – алгоритмічне моделювання та методи прогнозування грошових потоків з використанням машинного навчання.

Наукова новизна полягає у комплексному підході до побудови алгоритмічної моделі прогнозування грошових потоків із врахуванням специфіки фінансової діяльності підприємств і використанні сучасних методів машинного навчання. Вперше запропоновано поєднання обраних алгоритмів із системою автоматичної обробки фінансових даних, що підвищує точність і адаптивність прогнозів.

Практична значимість роботи полягає в розробці програмного рішення, що може бути інтегровано в інформаційні системи підприємств для підвищення ефективності фінансового планування, своєчасного виявлення ризиків ліквідності та оптимізації грошових потоків.

РОЗДІЛ 1.

ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ МОДЕЛЮВАННЯ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ГРОШОВИХ ПОТОКІВ

1.1. Основні методи прогнозування грошових потоків у сучасній практиці

Грошові потоки підприємства — це рух грошових коштів, що відображає надходження та вибуття грошей у межах підприємницької діяльності за певний період. Вони є ключовим елементом фінансового менеджменту, оскільки відображають ліквідність, фінансову стійкість та платоспроможність підприємства.

Класифікація грошових потоків згідно з Міжнародними стандартами фінансової звітності (МСФЗ) здійснюється за видом діяльності:

1. Операційні грошові потоки — кошти, пов'язані з основною діяльністю підприємства (виручка від продажу товарів і послуг, оплата постачальникам, заробітна плата тощо).
2. Інвестиційні грошові потоки — надходження та витрати, пов'язані з придбанням чи продажем основних засобів, інвестицій, нематеріальних активів.
3. Фінансові грошові потоки — грошові операції з джерелами фінансування (кредити, емісія акцій, виплата дивідендів).

Особливості грошових потоків включають високу волатильність, сезонність, вплив зовнішніх економічних факторів і внутрішніх стратегічних рішень. Це обумовлює потребу у застосуванні сучасних інструментів для моделювання та аналізу грошових потоків.

Прогнозування грошових потоків — це процес кількісної оцінки майбутніх надходжень і виплат грошових коштів підприємства з метою забезпечення ліквідності, планування платежів, управління запасами й кредитними лініями. У практиці використовують широкий набір методів — від класичних статистичних підходів до експертних та імітаційних методик. Нижче наведено детальний опис

основних підходів, їх технічної суті, практичних застосувань, обмежень і рекомендацій щодо використання.

Методи часових рядів аналізують історичну послідовність значень грошових потоків для виявлення трендів, сезонності, циклів і випадкових компонентів. Підходи цього класу особливо корисні, коли доступний тривалий історичний ряд і при відносно стабільній структурі діяльності.

1. Експоненціальне згладжування (Exponential Smoothing) — простий і надійний набір методів для коротко- та середньострокового прогнозування. В основі методу лежить зважене середнє попередніх спостережень з експоненціально зменшуваними вагами.

Базова форма (одноекспоненціальне):

$$\hat{y}_{t+1} = \alpha y_t + (1 - \alpha) \hat{y}_t, \quad (1.1)$$

де $0 < \alpha \leq 1$ — коефіцієнт згладжування.

Розширення: Holt (тренд), Holt–Winters (тренд + сезонність). Holt–Winters використовують три параметри згладжування (рівень, тренд, сезонність) і підходять для сезонних грошових потоків (наприклад, роздрібна торгівля).

2. Авторегресійні моделі (ARIMA / SARIMA / ARIMAX)

ARIMA(p,d,q) комбінує авторегресію (AR), інтегрування (I) та ковзне середнє (MA)

$$\phi(B)(1 - B)^d y_t = \theta(B) \varepsilon_t, \quad (1.2)$$

де B — оператор зсуву, ε_t — випадкова похибка.

SARIMA (сезонна ARIMA) вводить сезонні компоненти для кращої моделі сезонних рядів.

ARIMAX/ SARIMAX дозволяє врахувати зовнішні регресори (наприклад, курс валюти, ціни на сировину), що робить ці моделі придатними для економічних потоків, залежних від зовнішніх факторів. Перевага - дає чітку статистичну інтерпретацію, дозволяє будувати довірчі інтервали; недолік — потребує стаціонарності ряду (або трансформацій).

3. Моделі станового простору та Kalman filter представляють часовий ряд через прихований стан та модель спостережень; корисні при динамічній адаптації

прогнозу (online-оновлення). Добре працюють при наявності пропусків у даних або при необхідності фільтрації шуму.

4. Інструменти сучасної практики

Prophet (Facebook/Meta) — зручний абстрактний інструмент для бізнес-аналітиків: враховує тренд, сезонність і свята; простий у застосуванні.

ETS (Error–Trend–Seasonality) — сімейство моделей експоненціального згладжування з різними поєднаннями компонентів.

Вибір горизонту (коротко/середньо/довгостроковий) має вплив на модель; для щоденних/тижневих прогнозів потрібні інші налаштування, ніж для місячних; виявлення і корекція аномалій (разові платежі) обов’язкові.

Регресійні методи встановлюють функціональну залежність грошових потоків від набору пояснювальних змінних (факторів). Підходи варіюються від простої лінійної регресії до складних нелінійних моделей.

1. Лінійна та мультиплікативна регресія (OLS, GLS)

$$y_t = \beta_0 + \sum_i \beta_i x_{i,t} + \varepsilon_t. \quad (1.3)$$

Використовується коли є чіткі фактори (обсяг продажів, середній чек, курс валюти). Легко інтерпретується, але обмежений лінійністю.

2. Регресія з часовими лагами (Distributed Lag Models)

Враховує відтермінований вплив факторів (наприклад, маркетингові витрати впливають на грошові надходження з затримкою).

$$y_t = \sum_{k=0}^K \beta_k x_{t-k} + \varepsilon_t. \quad (1.4)$$

3. Регресія з зовнішніми змінними у ARIMAX— комбінується часовий ряд та регресори; дозволяє одночасно моделювати авто-кореляцію та вплив зовнішніх факторів.

4. Нелінійні моделі та трансформації - поліноміальна регресія, лог-трансформації, взаємодії факторів — застосовуються, коли залежності складніші за лінійні. Необхідний ретельний відбір змінних (кореляційний аналіз, VIF для мультиколінеарності); часто корисно поєднувати регресію з часовими підходами (ARIMAX).

Методи експертних оцінок

Коли історичних даних недостатньо або ринок підданий структурним змінам, застосовують якісні підходи.

1. Дельфійський метод (Delphi) — опитування групи експертів у кілька раундів з анонімним зворотним зв'язком; дозволяє об'єднати розрізнені думки у консенсусний прогноз.

2. Інтерв'ю та мозкові штурми — використовуються фінансовими аналітиками для врахування інформації про майбутні контракти, переговори з клієнтами, кейси тощо.

3. Експертні сценарії — формування сценаріїв («оптимістичний», «базовий», «песимістичний») з прив'язкою до ймовірностей.

Експертні методи дають змогу врахувати знання, яких немає в даних, але вони суб'єктивні і схильні до упереджень (overconfidence, anchoring). Рекомендується комбінувати з кількісними моделями.

Бюджетування грошових потоків та операційне планування

Бюджетування — це процес формування очікуваних надходжень і виплат на підставі планів продажів, закупівель, інвестицій і фінансування.

1. Статичне річне бюджетування — план на рік розбивається по місяцях; традиційно використовується в багатьох компаніях.

2. Rolling forecast (плаваюче прогнозування) — постійне оновлення прогнозу (наприклад, 12-місячний прогноз, який кожного місяця зсувається на один місяць). Це сучасна практика, яка забезпечує більшу гнучкість.

3. Driver-based forecasting — прогноз будується не по рахунках, а через драйвери бізнесу (кількість проектів, середній тариф, utilisation rate) — зручний для ІТ-компаній і сервісного бізнесу.

Бюджетування корисне для планування капітальних витрат і політики дивідендів; rolling forecast краще відображає змінну реальність і дає змогу швидко реагувати.

Імітаційні та стохастичні методи. Для оцінки ризиків і розподілу невизначеності використовують імітаційні підходи.

1. Монте-Карло симуляції — прогнози змінні задаються як випадкові розподіли (наприклад, виручка — нормальний/лог-нормальний розподіл), генерується багато сценаріїв, отримується розподіл можливих грошових потоків. Дає інтервали довіри та ймовірності дефіциту.

2. Bootstrapping — генерація реалістичних варіантів шляхом повторної вибірки історичних спостережень; корисно при обмежених даних.

Симуляції дають уявлення про ризики (Value at Risk для cash flow), але потребують коректної постановки розподілів та значних обчислювальних ресурсів.

Гібридні підходи та сучасні тренди

Сучасна практика все частіше поєднує кілька методів для підвищення стабільності та точності:

- ARIMA + Neural Network (hybrid) — ARIMA моделює лінійну частину, нейромережа — нелінійні залишки.
- Ensemble-методи (stacking, blending) — комбінування прогнозів різних моделей (лінійних, дерев, нейронних) для зниження ризику помилки окремої моделі.
- Machine Learning (Random Forest, XGBoost, GBM) та Deep Learning (LSTM, GRU, Transformer) — застосовуються для виявлення складних нелінійних патернів у багатовимірних наборах даних; можуть враховувати зовнішні фактори та велику кількість ознак.

Традиційні методи прогнозування фінансових показників мають низку обмежень і ризиків, які ускладнюють отримання достовірних результатів у сучасних умовах динамічного ринку. Одним із основних недоліків є припущення лінійності — більшість класичних моделей ґрунтуються на ідеї, що зв'язки між змінними залишаються сталими та пропорційними. Проте у реальних фінансових потоках часто спостерігаються нелінійні взаємозалежності, спричинені ринковими коливаннями, змінами споживчої поведінки чи зовнішніми економічними чинниками.

Ще одним обмеженням є фіксованість параметрів, коли моделі не здатні швидко адаптуватися до структурних зрушень, наприклад, під час економічних

криз або змін бізнес-моделі компанії. Це знижує точність прогнозів і може призводити до помилкових управлінських рішень. Також слід враховувати чутливість моделей до аномалій і разових подій: великі разові платежі або нетипові транзакції здатні суттєво спотворити параметри моделі та змістити прогноз у хибному напрямі.

Недостатня кількість історичних даних — ще один вагомий ризик, який знижує можливість виявлення сезонних коливань і довгострокових трендів. Короткі часові ряди або відсутність стабільної статистики можуть призвести до низької надійності прогнозу. Додатково, класичні часові методи часто ігнорують зовнішні фактори, такі як макроекономічна ситуація, дії конкурентів чи поведінка контрагентів, що істотно впливають на фінансові результати.

У свою чергу, складні моделі машинного навчання, хоча й мають високу гнучкість, можуть стикатися з проблемою перенавчання, особливо за умов обмеженої вибірки. У таких випадках модель демонструє гарні результати на тренувальних даних, але погано узагальнює нові сценарії, що робить її непридатною для практичного використання. Усе це підкреслює необхідність комбінування традиційних статистичних підходів із сучасними адаптивними алгоритмами, здатними враховувати нелінійні ефекти, зовнішні впливи та обмеженість даних.

У практиці фінансового прогнозування доцільно дотримуватися низки перевірених підходів, які підвищують точність, стабільність і практичну корисність результатів. Ефективним рішенням є поєднання кількох методів — створення гібридних або ансамблевих моделей дозволяє порівнювати прогнози різних алгоритмів і вибирати ті, що демонструють найвищу стійкість до змін у даних. Не менш важливо приділяти увагу попередній обробці інформації: виділення та коригування аномальних значень, таких як разові великі платежі чи непередбачені надходження, допомагає уникнути спотворень у параметрах моделі й підвищує її узагальнювальну здатність.

Додаткову точність можна забезпечити шляхом включення до моделі зовнішніх регресорів — наприклад, валютного курсу, сезонних індикаторів,

планових контрактів або макроекономічних показників. Такі змінні роблять прогноз більш реалістичним і чутливим до реальних бізнес-процесів. Серед сучасних підходів варто впроваджувати принцип rolling forecast — тобто регулярне оновлення моделі на основі нових даних, що дозволяє підтримувати її актуальність і зменшує ризик «старіння» параметрів.

Особливу увагу потрібно приділяти оцінці невизначеності: замість єдиного прогнозного значення варто надавати інтервали довіри або сценарні оцінки, які враховують можливі коливання. Це підвищує практичну цінність результатів для прийняття управлінських рішень. Також слід застосовувати різні метрики оцінювання якості — MAE, RMSE, MAPE, R^2 , а також проводити перевірку залишків і backtesting на «відкладених» періодах, що забезпечує об'єктивність оцінки.

На завершення важливо інтегрувати процес побудови прогнозів у загальну інформаційну систему підприємства — зокрема, у бухгалтерські або ERP-системи, що дасть своєчасне оновлення даних, автоматизацію рутинних процедур і підвищить ефективність прийняття фінансових рішень у реальному часі.

Методи часових рядів, регресійні підходи, експертні оцінки та бюджетування — основа традиційної практики прогнозування грошових потоків. Однак у сучасному динамічному бізнес-середовищі найкращі результати досягаються за рахунок комбінування класичних статистичних методів з сучасними ML-підходами, імітаційними техніками та експертною інформацією, при цьому обов'язково застосовуючи процедури валідації, контролю якості даних і регулярного перенавчання моделей.

1.2. Застосування методів машинного навчання у фінансовому аналізі

Машинне навчання — це область штучного інтелекту, яка займається розробкою алгоритмів, що дозволяють комп'ютерним системам виявляти закономірності в даних і робити прогнози без прямого програмування.

Машинне навчання є одним із ключових напрямів сучасного штучного інтелекту, який дозволяє системам автоматично виявляти закономірності в даних і приймати рішення без прямого програмування. У центрі цього процесу лежать дані — це вхідна інформація, що відображає спостережувані явища або процеси. Саме якість, повнота та репрезентативність даних визначають, наскільки ефективною буде модель. Модель у машинному навчанні — це математична або алгоритмічна структура, яка встановлює зв'язок між вхідними змінними (ознаками) та вихідними результатами.

Процес навчання моделі полягає в поступовому налаштуванні її параметрів на основі тренувальної вибірки з метою мінімізації функції втрат — спеціальної метрики, що показує, наскільки прогноз моделі відрізняється від реальних значень. Після етапу навчання важливо перевірити здатність моделі узагальнювати інформацію, тобто оцінити її ефективність на нових, невідомих раніше даних. Цей процес називається валідацією і є критичним для запобігання перенавчанню — ситуації, коли модель добре відтворює тренувальні приклади, але погано працює на реальних даних.

Існує кілька основних підходів до навчання моделей. Контрольоване навчання (supervised learning) базується на використанні мічених даних — тобто таких, де для кожного прикладу відомо правильне значення вихідної змінної. Цей підхід застосовується у задачах регресії (прогнозування числових показників, наприклад, грошових потоків) і класифікації (визначення категорій або станів). Неконтрольоване навчання (unsupervised learning), навпаки, не використовує мічених результатів і зосереджується на пошуку прихованих структур у даних — таких як кластери або латентні зв'язки між змінними. Прикладами є алгоритми кластеризації (K-means, DBSCAN) та методи зниження розмірності (PCA, t-SNE).

Окремий напрям становить підкріплене навчання (reinforcement learning), де модель або агент взаємодіє із середовищем, отримуючи винагороду за правильні дії й покарання за помилки. Такий підхід особливо ефективний у задачах керування, оптимізації або прийняття рішень у реальному часі.

У контексті прогнозування грошових потоків ключову роль відіграє саме контрольоване навчання, зокрема методи регресії — лінійної, поліноміальної, а також моделі машинного навчання, такі як Random Forest, Gradient Boosting, або нейронні мережі. Вони дозволяють точно відтворювати складні нелінійні залежності між різними економічними показниками, обсягами продажів, витратами, сезонними факторами та іншими фінансовими змінними.

Важливо також враховувати, що сучасна практика машинного навчання передбачає не лише побудову моделей, а й повний цикл обробки даних: підготовку, очищення, нормалізацію, вибір ознак, тестування, інтерпретацію результатів і безперервне оновлення моделей. Саме така комплексність забезпечує їхню високу адаптивність і практичну цінність для бізнес-аналітики та фінансового прогнозування.

Методи машинного навчання сьогодні займають ключове місце у фінансовій аналітиці, забезпечуючи якісно новий рівень точності, швидкості та гнучкості прийняття рішень. Їхнє застосування охоплює практично всі аспекти фінансової діяльності підприємств, банків та інвестиційних фондів. Завдяки здатності моделей машинного навчання виявляти приховані закономірності у великих масивах даних, фінансові установи отримують можливість не лише прогнозувати майбутні події, а й запобігати ризикам і оптимізувати свої стратегії.

Одним із найбільш поширених напрямів використання машинного навчання є прогнозування цін фінансових інструментів — акцій, облігацій, валют, криптовалют. Алгоритми аналізують історичні котирування, макроекономічні показники та навіть новинні потоки, щоб визначати короткострокові та довгострокові тенденції. У банківській сфері ці методи активно використовуються для оцінки кредитного ризику та скорингу клієнтів, де моделі прогнозують ймовірність дефолту позичальника на основі історичних даних, поведінкових характеристик і макроекономічних факторів.

Іншим важливим напрямом є виявлення шахрайських операцій — системи аналізують транзакції в реальному часі, виділяючи аномальні патерни, які можуть свідчити про підозрілі дії. Такі алгоритми самонавчаються, адаптуючись до нових

типів шахрайства, і значно підвищують рівень безпеки фінансових операцій. Крім того, машинне навчання застосовується для оптимізації інвестиційних портфелів, де моделі враховують ризик, прибутковість, кореляцію активів і прогнозують очікувану дохідність у різних сценаріях ринку.

Окреме місце посідає прогнозування фінансових показників, зокрема грошових потоків (cash flow). Для цього використовуються різні алгоритми, що дають змогу моделювати складні залежності між надходженнями, видатками грошових коштів, сезонними коливаннями та зовнішніми економічними умовами. Серед найпоширеніших підходів — лінійна та поліноміальна регресія, що дозволяють встановлювати прямі залежності між змінними, забезпечуючи швидке й інтерпретоване прогнозування. Проте для складніших завдань усе частіше застосовують дерева рішень і ансамблеві методи, такі як Random Forest або Gradient Boosting, які об'єднують результати багатьох моделей, підвищуючи точність прогнозів і зменшуючи вплив шуму в даних.

Ще більш потужним інструментом стають штучні нейронні мережі, особливо рекурентні нейронні мережі (RNN) та їхні модифікації, як-от LSTM (Long Short-Term Memory), які спеціально розроблені для аналізу часових рядів. Вони здатні запам'ятовувати довгострокові залежності між подіями, що робить їх ідеальними для фінансових прогнозів, де поведінка системи залежить від історичних тенденцій.

Застосування таких методів дає змогу враховувати нелінійність, сезонність і взаємозв'язки між численними змінними, які часто ігноруються класичними статистичними підходами. Завдяки цьому підвищується якість прогнозів, знижується рівень фінансових ризиків і забезпечується більш обґрунтована підтримка управлінських рішень. У результаті машинне навчання стає не просто інструментом аналізу, а стратегічним елементом фінансового менеджменту, що формує основу для цифрової трансформації бізнесу.

Наведемо приклади наукових досліджень і практичних кейсів застосування машинного навчання у прогнозуванні грошових потоків.

Сучасні наукові дослідження та практичні розробки демонструють високу ефективність методів машинного навчання для прогнозування фінансових показників, зокрема грошових потоків підприємств. Їх застосування дозволяє не лише підвищити точність прогнозів, але й враховувати нелінійні взаємозв'язки, сезонні коливання, зовнішні фактори впливу та структурні зміни у бізнес-середовищі. Нижче наведено кілька типових прикладів, що відображають сучасні тенденції у цій сфері.

У роботі Zhang, Y., Jiang, S., Li, C. (2021) «*Forecasting Corporate Cash Flow Using Machine Learning Models: Random Forest and XGBoost Approaches*» досліджено використання ансамблевих методів машинного навчання — Random Forest та XGBoost — для прогнозування операційних грошових потоків підприємств промислового сектору. Автори порівнювали результати цих моделей із класичними регресійними підходами і дійшли висновку, що ансамблеві методи забезпечують підвищення точності прогнозів у середньому на 15–20%. Особливо ефективними вони виявились у випадках великої кількості вхідних факторів і складних нелінійних взаємозв'язків.

Дослідження Hassan, M. R., Mahmood, A. (2020) «*LSTM Neural Networks for Forecasting Financial Time Series: A Case Study of Retail Cash Flow Prediction*» присвячене застосуванню рекурентних нейронних мереж типу LSTM для прогнозування грошових потоків у роздрібній торгівлі. Модель показала здатність ефективно враховувати довготривалі часові залежності та сезонні коливання, що притаманні фінансовим даним у сфері роздрібного бізнесу. У результаті точність прогнозу перевищила показники традиційних методів часових рядів, таких як ARIMA або експоненційне згладжування, що доводить перевагу глибоких моделей у динамічних середовищах.

Компанія IBM Corporation (2022) представила практичний кейс «*Enhancing Liquidity Management with AI-Powered Cash Flow Forecasting at a Leading Logistics Firm*», де було реалізовано систему прогнозування грошових потоків на базі штучного інтелекту для великого підприємства логістичної галузі. Розроблене рішення дозволило автоматизувати процес управління ліквідністю, оперативно

відстежувати майбутні касові розриви та підвищити ефективність планування фінансових ресурсів. У результаті впровадження AI-рішення вдалося суттєво знизити ризики фінансової нестабільності та покращити якість прийняття управлінських рішень.

1.3. Аналітичний огляд та формування вимог до моделі

Аутсорсингові IT-компанія отримує більшість виручки з контрактів із закордонними клієнтами (переважно зі США та Європи). Відомо, що близько 100 компаній із списку Fortune є клієнтами українських IT-фірм economyandsociety.in.ua, а SoftServe, N-iX та PЕMІT входять до топ-провайдерів аутсорсингових послуг у світі. Застосовуються різні моделі ціноутворення: Time & Materials (оплата за витрачений час і ресурси) та Fixed Price (фіксована вартість проекту) є найпоширенішими для програмної розробки outsourceaccelerator.com. Також використовуються схеми з виділеною командою (dedicated team) або гібридні моделі (напр. оплата за результат + бонуси). Клієнт сплачує щомісячні або погодинні ставки фахівців, а компанія покриває інфраструктуру – робочі місця, інструменти, технологічні ліцензії тощо.

Приклади цінових моделей: для T&M контракту оголошують погодинну ставку розробника outsourceaccelerator.com, у фіксованому проєкті узгоджується кінцева вартість («пакетна» ціна) та терміни outsourceaccelerator.com.

Джерелом виручки також можуть бути консультаційні послуги, відновлення/підтримка систем, а в окремих випадках – внутрішні продукти (SoftServe Business System) чи ліцензії, якщо компанія розробляє власні рішення en.wikipedia.org.

Найбільша стаття витрат аутсорсингової компанії – оплата праці IT-фахівців. Витрати на заробітну плату та соціальні внески часто складають понад 60–70% загальних витрат. Зокрема, нарахування ЄСВ (22% від ФОП) та ПДФО (18% від зарплати, плюс військовий збір 1,5%) значно збільшують сумарне навантаження на фонд оплати праці legalaidd.ua. Як відзначає аналітика, в технологічному секторі

саме зарплати працівників є домінуючими витратами, випереджаючи навіть витрати на офіс cbre.com.

Інші ключові витратні статті:

- Оренда офісів і інфраструктура. У великих містах України (Львів, Київ, Харків та ін.) офісні площі під ІТ-компанії значні. Також аутсорсери утримують офіси за кордоном (місцеві представництва). CBRE зазначає, що після заробітної плати найбільшою витратною статтею є саме оренда та офісні витрати cbre.com.

- Тренінги та розвиток персоналу. Компанії інвестують у підвищення кваліфікації співробітників, курси сертифікації, участь у конференціях тощо. Наприклад, SoftServe у 2006 році заснувала «SoftServe University» – власний корпоративний навчальний центр для перепідготовки та сертифікації розробників en.wikipedia.org.

- R&D і внутрішні проекти. Частина коштів спрямовується на дослідження та розвиток: розробку внутрішніх продуктів і прототипів. SoftServe має підрозділ SoftServe Business System, що випускає власні продукти (зокрема для місцевого ринку) і співпрацює з технологічними партнерами (AWS, Google Cloud, Microsoft тощо) en.wikipedia.org. Це потребує додаткових інвестицій.

- Маркетинг, рекрутинг, юридичні та інші операційні витрати. Закордонні поїздки, участь у виставках, реклама послуг клієнтам, а також забезпечення ІТ-обладнання (комп'ютери, ліцензії) включаються до операційних витрат компанії.

Отже, основні витрати – це фонд оплати праці разом з податками (найбільша стаття) cbre.com/legalaid.ua, потім – оренда та утримання офісів, далі – витрати на розвиток персоналу, R&D та інфраструктуру.

Опишемо грошові потоки в розрізі видів діяльності.

Операційні потоки - надходження від клієнтів і виплати витрат (ЗП, бонуси, податки, оренда тощо). Платежі клієнтів у валюті конвертуються у гривні, тому грошовий потік залежить від курсу. Затримки платежів та терміни погашення рахунків (Accounts Receivable) безпосередньо впливають на ліквідність. Якщо клієнти сплачують з відставанням, у компанії можуть виникнути касові розриви

(збої виплат зарплати або постачальникам). Наприклад, у ІТ-аутсорсингу будь-яка затримка оплати може викликати труднощі з виплатою зарплати та призвести до втрати довіри підрядника transfi.com.

Інвестиційні потоки - це вкладення у довгострокові активи: будівництво/ремонт і обладнання нових офісів, закупівля серверів і ПЗ, а також інвестиції в R&D чи купівля інших фірм. SoftServe протягом росту викупував інші компанії – наприклад, у 2014 році купив голландську Initium і UGE UkrGermanEnterprise en.wikipedia.org, а в 2017-му – польський Coders Center en.wikipedia.org, що відобразилося в інвестиційних грошових потоках. Також розвиток внутрішніх продуктів (SoftServe Business System) потребує капітальних витрат на дослідження та розробку en.wikipedia.org.

Фінансові потоки: якщо компанія залучала кредити або інвестиції, то це відобразиться у фінансовій діяльності. SoftServe і N-iX переважно залишаються приватними, тому значні нові кредити чи публічний випуск акцій мало ймовірні. Зазвичай залучення фінансування відбувається лише для великих проектів або купівлі, а повернення коштів (погашення боргу) – заздалегідь узгоджені. Від виплат дивідендів теж залежить фінансовий потік, але приватні ІТ-компанії в Україні часто реінвестують прибуток.

ІТ-аутсорсинг не має різких піків або провалів, як, наприклад, у роздрібній торгівлі, проте певні сезонні коливання спостерігаються. Зазвичай весна і початок осені (коли клієнти формують та виконують нові бюджети) – досить активні періоди для старту проектів. Літо (серпень) та новорічні свята часто супроводжуються уповільненням: багато європейських клієнтів йдуть у відпустки, що затримує прийняття рішень і початок нових контрактів. Також під кінець року деякі компанії прагнуть «використати залишок бюджету», стимулюючи завершення проектів в грудні. Такий помірний сезонний ритм змін незначно відрізняється від року до року, але враховується при плануванні навантаження.

Фінансові ризики

Валютний ризик. Переважна виручка виводиться у валюті, а витрати – в гривні. Тому коливання курсу гривні суттєво впливають на дохідність. При

девальвації гривні (усього за останні роки курс був під тиском) виручка в гривнях зростає, а при зміцненні – падає proremont.tech. НБУ та МВФ часто дискутують про курс гривні: слабша гривня вигідна експортерам (зокрема ІТ-компаніям), але ризики інфляції високі proremont.tech. Таким чином, компанія постійно застраховується від валютних коливань (наприклад, валютними свопами або хеджуванням).

Залежність від клієнтів. Концентрація великих контрактів – ще один ризик. Якщо один замовник дає, скажімо, 20–30% виручки, то втрата цього контракту через конкуренцію чи скорочення бюджету раптово обвалить значну частину доходу. Фахівці бізнес-оцінки попереджають: залежність від кількох великих клієнтів робить майбутній грошовий потік непередбачуваним easmea.com. Втрата такого контракту може миттєво зменшити дохід компанії на значну частину (критично для грошового потоку) easmea.com.

Затримка платежів. У міжнародній інвойсинговій практиці не рідкість, коли оплата заборгованостей надходить із запізненням (через затримки SWIFT, регуляторні перевірки, вихідні/святкові дні тощо). Такі затримки «зушують» операційний грошовий потік: наприклад, якщо кошти на зарплати приходять пізніше, компанія може тимчасово недоплатити працівникам або постачальникам. За даними практиків ІТ-аутсорсингу, кожен зрив графіка платежу з боку клієнта призводить до порушення касового циклу: у крайніх випадках це ставить під удар своєчасну виплату зарплат і бонусів transfi.com.

Геополітичні та нормативні ризики. Непередбачувані події (наприклад, війна чи пандемія) можуть знижувати попит або ускладнювати логістику. Так, повномасштабна війна в Україні внесла корективи: частина офісів і персоналу була переведена в безпечніші локації, відкладені деякі витрати, але великі клієнти ІТ-аутсорсерів залишилися. Також на бізнес впливають зміни в оподаткуванні чи вимоги GDPR у ЄС, кіберзагрози тощо.

Виручка аутсорсерських компаній частково реінвестується у розширення бізнесу:

- Розширення офісів. Для забезпечення зростання кадрів потрібні нові робочі площі. SoftServe, наприклад, відкриває офіси не лише в Україні, а й у США та Європі. У 2014 році компанія перенесла свій американський хедквартир у Остін (Техас) і відкрила філії в Лондоні, Амстердамі, Софії, Вроцлаві та Стокгольмі en.wikipedia.org. N-iX також має центри розробки в Україні (Львів, Київ, Харків, Івано-Франківськ) і філії в Польщі та Румунії.

- Злиття і поглинання (M&A). Компанії періодично купують інші ІТ-фірми для виходу на нові ринки або отримання експертизи. Так, SoftServe придбала відразу кілька невеликих європейських компаній (Initium, UGE у 2014, Coders Center у 2017) en.wikipedia.org. Це вимагало значних інвестицій, але розширювало клієнтську базу і компетенції.

- Власні продукти та R&D. Частину прибутку вкладають у внутрішні розробки. Наприклад, SoftServe Business System випускає продукти для локального ринку, а також інвестує в R&D (штучний інтелект, хмарні сервіси тощо). Подібні продукти в майбутньому можуть стати додатковим джерелом доходу en.wikipedia.org.

- Стратегічні партнерства. ІТ-аутсорсери встановлюють партнерські стосунки з лідерами галузі (AWS, Google, Microsoft, Salesforce тощо) en.wikipedia.org. Часто разом з такими союзами йдуть спільні інвестиції в сертифікацію кадрів і маркетинг – наприклад, створення офіційних навчальних центрів або участь у великих технологічних проєктах.

Отже, фінансова модель великих аутсорсингових ІТ-компаній побудована на гнучких контрактах з іноземними замовниками, де дохід залежить від кількості «людських годин» за проєктом. Найважливішими витратами є зарплати і пов'язані податки cbre.com/legalaid.ua, а також офіс та розвиток персоналу. Грошовий потік формується переважно операційною діяльністю (оплата контрактів), а інвестиції спрямовуються на експансію – зростання штату, офісну мережу і купівлю комплементарних бізнесів en.wikipedia.org. При цьому компанії опікуються мінімізацією фінансових ризиків: валютний захистом, диверсифікацією клієнтів та контролем дебіторської заборгованості proremont.techeasmea.comtransfi.com.

Побудова ефективної моделі прогнозування грошових потоків для ІТ-компаній потребує глибокого аналізу джерел даних, їх структури, якості та доступності. Для компаній аутсорсингового типу грошові потоки формуються переважно за рахунок операційної діяльності — надходжень від клієнтів за надані послуги, виплат заробітної плати, сплати податків, оренди офісів тощо. Тому важливо визначити, які саме дані впливають на прогностичну здатність моделей і як їх можна інтегрувати у єдину аналітичну систему.

1. Внутрішні фінансові дані компанії

Основним джерелом для моделювання є бухгалтерська та управлінська звітність, що містить історичні показники руху коштів. Ці дані, як правило, формуються у корпоративній ERP або фінансовій системі (наприклад, SAP, Oracle, Microsoft Dynamics, Odoo). Основні таблиці включають:

- Звіт про рух грошових коштів (Cash Flow Statement) — деталізація операційних, інвестиційних і фінансових потоків у розрізі місяців або тижнів.
- Звіт про фінансові результати (Income Statement) — дані про дохід, собівартість, валовий і чистий прибуток, що дозволяють виявити зв'язки між прибутковістю та ліквідністю.
- Баланс (Balance Sheet) — показники активів, дебіторської і кредиторської заборгованості, резервів, капіталу, що впливають на оборотність коштів.
- Відомості про оплату праці — динаміка нарахувань заробітної плати, податків та соціальних внесків, що становлять значну частину операційних витрат ІТ-компаній.
- Дані про витрати на оренду, ліцензії, інфраструктуру та навчання персоналу — важливі змінні для прогнозування сезонних коливань відтоку коштів.

У більшості ІТ-фірм ці дані збираються щомісяця або щотижня і можуть бути агреговані у форматі таблиць (Excel, CSV) або отримані через API корпоративної ERP. Також важливим є аналіз кореляції між показниками виручки, дебіторської заборгованості та витрат, що дозволяє побудувати математичну модель прогнозу ліквідності.

2. Дані про клієнтів і контракти

Другий важливий блок — CRM-дані (Customer Relationship Management). Для аутсорсингових ІТ-компаній виручка формується за контрактами з клієнтами, тому структура цих договорів наряду визначає грошові надходження.

Зокрема, у CRM (наприклад, Salesforce, HubSpot, Zoho CRM) зберігаються:

- Тип контракту (Time & Materials, Fixed Price, Dedicated Team);
- Ставки оплати (hourly rate, monthly retainer);
- Термін виконання контракту і план платежів;
- Дата виставлення рахунків (invoice) та фактичні надходження (payment date);
- Історія клієнтських затримок і коефіцієнт надійності клієнта.

Ці дані дозволяють моделювати грошові надходження у часі (inflows) і прогнозувати, коли та скільки коштів реально надійде на рахунок. Затримки в оплатах або дострокові платежі створюють варіацію грошового потоку, що необхідно враховувати у моделі.

3. Операційні та кадрові дані

В ІТ-бізнесі людські ресурси — головний актив, тому кадрові показники безпосередньо впливають на фінансові потоки. До релевантних джерел належать:

- HRM-системи (BambooHR, Workday, 1С:Зарплата та кадри), які містять дані про кількість співробітників, їх ставки, рівень зайнятості, премії та відпустки;
- Проектні системи управління (Jira, Asana, Trello), де можна оцінити завантаження розробників, кількість активних проєктів і використані години — важливо для оцінки потенційної виручки за T&M контрактами;
- Календарні дані (свята, відпустки, лікарняні), які можуть впливати на зниження обсягу виконаних годин, а відповідно і надходжень.

Інтеграція HR- та фінансових даних дозволяє створити динамічні моделі витрат на персонал, що враховують як сезонність, так і кадрові коливання (звільнення, найм, ротації між проєктами).

4. Макроекономічні та ринкові показники. На грошові потоки ІТ-компаній значний вплив мають зовнішні фактори, особливо валютний курс і світова

кон'юнктура на ринку IT-послуг. Тому для підвищення точності прогнозів у моделі доцільно включати такі змінні:

- Курс валют (USD/UAH, EUR/UAH) — більшість доходів надходить у валюті, а витрати здійснюються у гривні, тому коливання курсу суттєво змінює реальну ліквідність. Дані можна отримати з офіційних джерел (НБУ API, Investing.com, Yahoo Finance).
- Індекси інфляції, облікова ставка НБУ — впливають на вартість кредитних ресурсів і купівельну спроможність.
- Динаміка IT-ринку (Software Export Index, Global IT Outsourcing Reports) — допомагає врахувати тренди попиту на послуги.
- Індекси ділової активності та споживчих очікувань (PMI, Business Climate Index) — індикатори майбутніх змін у замовленнях.

Ці макродані часто беруть із відкритих джерел: World Bank Data, OECD, Trading Economics, IT Ukraine Association Reports. Їх можна додати як зовнішні регресори у моделі типу LSTM або XGBoost для поліпшення прогностичної точності.

5. Аналітичні та зовнішні бази даних

Крім власних джерел, IT-компанії можуть використовувати публічні аналітичні ресурси, які дозволяють порівняти власні показники з середньоринковими. Наприклад:

- Clutch.co, DOU, Glassdoor, LinkedIn Insights — дають дані про середні зарплати, кількість відкритих вакансій, тенденції ринку праці;
- Crunchbase, Dealroom, PitchBook — містять інформацію про інвестиції, фінансові показники і партнерства у галузі;
- Open Financial Data (SEC, EDGAR) — для міжнародних аналогів (EPAM, Globant), що дозволяє порівняти фінансові метрики.

Ці джерела корисні для створення референсних моделей і тестування гіпотез — наприклад, як зміна кількості відкритих вакансій у компанії корелює з ростом витрат і майбутнім прибутком.

6. Якість та попередня обробка даних

Моделювання грошових потоків неможливе без якісної підготовки даних.

Типові проблеми, з якими стикаються ІТ-компанії:

- неповні записи в бухгалтерських системах (наприклад, відсутність частини даних про дебіторську заборгованість);
- відмінності у форматах даних між ERP, CRM та HRM системами;
- затримки в оновленні звітності (наприклад, реальні платежі відображаються із запізненням).

Тому етап ETL (Extract, Transform, Load) є обов'язковим: очищення, стандартизація та узгодження форматів часу, валют і одиниць виміру. Для побудови моделей зазвичай формують інтегровану базу, де поєднуються фінансові, клієнтські, кадрові та макроекономічні показники за певний період (щомісячно або щотижнево).

Отже, джерела даних для моделювання грошових потоків ІТ-компаній охоплюють як внутрішні системи (ERP, CRM, HRM), так і зовнішні інформаційні ресурси (макродані, ринкова аналітика). Найбільшу прогностичну вагу мають операційні фінансові показники, дебіторська заборгованість, кадрові витрати і курс валют. Інтеграція цих джерел у єдину аналітичну платформу дозволяє побудувати більш точну модель, яка враховує сезонність, валютні ризики, зміну проєктного навантаження і структуру клієнтів.

Для підвищення надійності прогнозів доцільно застосовувати гібридний підхід — поєднання внутрішніх даних (реальні грошові потоки, контракти) з зовнішніми факторами (валюта, ринок, макроекономіка), що дозволяє моделі не лише відтворювати минулі тенденції, а й реагувати на глобальні економічні зміни.

1.4. Визначення цілей та критеріїв точності прогнозування

Основна мета прогнозування — отримання достовірних і своєчасних прогнозів грошових потоків для підтримки управлінських рішень і планування ліквідності. Основні цілі: мінімізація ризику дефіциту грошових коштів;

оптимізація грошових резервів і кредитних ліній; підвищення ефективності інвестиційного планування; автоматизація процесів фінансового контролю.

Оцінка якості моделі прогнозування є ключовим етапом, що дозволяє визначити, наскільки точно і надійно модель відображає реальні процеси руху грошових потоків і наскільки її результати можна використовувати в управлінських рішеннях. Для цього застосовують кілька основних метрик, які дають змогу кількісно порівнювати прогнози моделі з фактичними даними.

Mean Absolute Error (MAE) — середня абсолютна похибка. Ця метрика обчислює середнє значення абсолютних різниць між прогнозованими значеннями і фактичними спостереженнями. Вона відображає, наскільки в середньому прогноз відхиляється від реальних даних у тих же одиницях виміру. MAE є інтуїтивно зрозумілою і стійкою до впливу окремих великих помилок, адже не квадратифікує похибки.

Root Mean Squared Error (RMSE) — корінь середньоквадратичної помилки. На відміну від MAE, RMSE більш чутливий до великих відхилень, оскільки похибки підносяться до квадрату перед усередненням. Це означає, що великі помилки суттєво підвищують значення RMSE, що робить цю метрику корисною для виявлення і контролю екстремальних похибок. RMSE вимірюється в тих же одиницях, що й прогнозована величина, що полегшує інтерпретацію.

Coefficient of Determination (R^2) — коефіцієнт детермінації. Цей показник характеризує, яка частина дисперсії фактичних даних пояснюється моделлю. Значення R^2 варіюються від 0 до 1, де 1 означає ідеальне співпадіння прогнозу з реальними даними, а 0 — відсутність будь-якої кореляції. Високий коефіцієнт детермінації свідчить про гарну узгодженість моделі з поведінкою системи, що моделюється.

Окрім якісних показників точності прогнозування, дуже важливим є врахування практичних аспектів: час обчислення та ресурсні витрати. Це особливо актуально, коли модель інтегрується у виробничі чи бізнес-процеси, які вимагають оперативного отримання результатів. Модель повинна працювати швидко і ефективно, не створюючи значних навантажень на обчислювальні ресурси, щоб

забезпечити своєчасне оновлення прогнозів та підтримку прийняття рішень у режимі реального часу або з мінімальними затримками.

Таким чином, комплексна оцінка моделі з урахуванням якості прогнозів (MAE, RMSE, R^2) і технічної ефективності (час роботи, споживання ресурсів) дозволяє вибрати найбільш оптимальний алгоритм для побудови системи прогнозування грошових потоків, що буде максимально корисним та адаптивним для конкретного підприємства.

Розроблювана система прогнозування грошових потоків для ІТ-компанії має забезпечити комплексне, автоматизоване та точне моделювання фінансових процесів із використанням методів машинного навчання. Основна мета полягає у створенні інтелектуального інструменту, який допоможе аналітикам і фінансовим менеджерам прогнозувати майбутні надходження та витрати, оптимізувати управління ліквідністю і знижувати ризики касових розривів.

Система повинна мати низку функціональних можливостей, серед яких — автоматизований збір даних із внутрішніх джерел (ERP, бухгалтерських систем, CRM), очищення та підготовка даних до аналізу, побудова моделей прогнозування за допомогою методів машинного навчання (лінійна регресія, Random Forest, XGBoost, LSTM тощо), а також візуалізація результатів у вигляді графіків, таблиць та інтерактивних панелей. Вона має дозволяти користувачеві обирати період прогнозування, налаштовувати параметри моделей, проводити порівняння прогнозів за різними алгоритмами та формувати звіти у зручних форматах (PDF, Excel). Крім того, важливою функцією є можливість оновлення даних у реальному часі та автоматичного перерахунку прогнозів при зміні вхідних показників.

Серед нефункціональних вимог особлива увага приділяється надійності, точності та масштабованості системи. Прогнозування має бути стійким до шуму у даних, забезпечуючи високу якість результатів навіть при наявності пропусків або нестандартних фінансових операцій. Важливими є вимоги до продуктивності — система повинна швидко обробляти великі обсяги історичних транзакцій і фінансових показників, що особливо актуально для великих аутсорсингових компаній із розгалуженою структурою проектів і клієнтів.

Інтерфейс має бути інтуїтивно зрозумілим, із можливістю налаштування під конкретного користувача — фінансового аналітика, менеджера чи керівника підрозділу. Особливу увагу слід приділити безпеці: доступ до фінансових даних має здійснюватися через систему автентифікації, з обмеженням прав користувачів залежно від їхніх ролей.

Також до нефункціональних вимог належить сумісність із популярними ІТ-середовищами (наприклад, інтеграція з Google Cloud, AWS або Azure), підтримка API для зв'язку з корпоративними системами, гнучкість у розгортанні (локально або в хмарі), а також можливість подальшого розширення — підключення нових алгоритмів, джерел даних і звітних модулів.

У цілому, система має бути не просто аналітичним інструментом, а частиною корпоративної фінансової екосистеми, що сприяє ухваленню стратегічних рішень, підвищенню ефективності управління грошовими потоками й адаптації бізнесу до змін зовнішнього середовища.

1.5. Вибір методів машинного навчання для моделювання грошових потоків

Вибір методів машинного навчання для задачі прогнозування грошових потоків залежить перш за все від особливостей наявних даних, цілей прогнозування, а також вимог до точності і швидкодії моделі. Грошові потоки — це складний часовий ряд, який часто має нелінійні закономірності, сезонність, а також залежність від багатьох зовнішніх і внутрішніх факторів, тому до вибору алгоритмів варто підходити з урахуванням цих нюансів.

Початково варто розглянути лінійні регресійні моделі. Вони прості у реалізації та інтерпретації, добре підходять для первинного аналізу і дають базовий рівень точності. Лінійна регресія ефективна, якщо залежності між факторами і грошовими потоками є приблизно лінійними, або як стартова точка для подальшої роботи. Проте лінійні моделі не завжди можуть адекватно описати складні, нелінійні взаємозв'язки, що властиві фінансовим даним.

Для кращої точності і здатності враховувати нелінійні ефекти рекомендується звернути увагу на дерева рішень та ансамблеві методи, такі як Random Forest, Gradient Boosting і XGBoost. Ці алгоритми формують комплекс з багатьох простих моделей (дерев), що разом дають більш стабільний і точний прогноз. Вони дозволяють ефективно працювати з великим набором ознак, враховують взаємодію між ними і менш схильні до перенавчання. Ансамблеві методи стали стандартом у багатьох фінансових задачах через їхню високу продуктивність.

Особливо важливо враховувати часові залежності і сезонність у грошових потоках, що робить оптимальним застосування рекурентних нейронних мереж (LSTM). Ці мережі спеціально розроблені для роботи з послідовними даними і здатні запам'ятовувати інформацію про минулі стани, що допомагає моделі розпізнавати складні патерни в часі. LSTM моделі добре справляються з довготривалими залежностями, що часто зустрічаються у фінансових часових рядах.

Щоб уникнути перенавчання — ситуації, коли модель добре підганяється під навчальні дані, але погано працює з новими — застосовують методи підвищення стійкості, такі як багатократна крос-валідація та регуляризація. Крос-валідація дозволяє оцінити стабільність і узагальнюючу здатність моделі, розділяючи дані на тренувальні та тестові набори кілька разів. Регуляризація вводить додаткові обмеження на складність моделі, що сприяє її здатності працювати з новими даними без значних помилок.

Загалом, остаточний вибір конкретних алгоритмів і їхніх налаштувань здійснюється експериментальним шляхом — шляхом тестування і порівняння результатів на реальних даних підприємства. Цей процес передбачає підбір найкращого балансу між точністю прогнозу, швидкодією, стійкістю моделі і її здатністю інтерпретуватися для подальшого впровадження у бізнес-процеси. Такий комплексний підхід забезпечує оптимальне рішення для задачі прогнозування грошових потоків.

Розробка системи прогнозування грошових потоків передбачає чітке визначення вимог, які поділяються на функціональні — ті, що описують, що саме система має виконувати, і нефункціональні — які визначають якість і властивості системи.

До функціональних вимог належить, перш за все, здатність системи збирати та опрацьовувати різноманітні вхідні дані. Це можуть бути як структуровані дані з внутрішніх джерел (бухгалтерські документи, ERP-системи), так і зовнішні фактори (макроекономічні показники, сезонні зміни). Важливо, щоб система мала механізми для очищення, нормалізації та трансформації даних — адже коректна підготовка даних є основою для точних прогнозів.

Наступним критичним функціоналом є процес навчання і налаштування моделі прогнозування. Система має підтримувати різні алгоритми машинного навчання, забезпечувати автоматичний або напівавтоматичний підбір параметрів, а також зберігати та керувати кількома версіями моделей для порівняння їхньої ефективності.

Функція генерації прогнозів має забезпечувати точне і своєчасне формування прогнозів грошових потоків на задані часові інтервали — від короткострокових (дні, тижні) до середньо- та довгострокових (місяці, квартали). Прогнози повинні бути доступні у форматах, зручних для подальшого аналізу та прийняття рішень.

Інтеграція з існуючими інформаційними системами підприємства — це ключова вимога, яка гарантує, що система прогнозування стане частиною загальної ІТ-інфраструктури. Це може бути інтеграція з ERP, CRM чи іншими корпоративними системами, що забезпечує автоматичне оновлення даних та оперативне застосування прогнозів у бізнес-процесах.

Для зручності користувачів система повинна надавати звіти та візуалізації у вигляді графіків, таблиць, дашбордів, що допоможуть у розумінні трендів і ухваленні управлінських рішень. Важливо, щоб інтерфейс був інтуїтивно зрозумілим і дозволяв швидко отримувати потрібну інформацію.

Не менш важливою є можливість оновлення моделі при появі нових даних — адже фінансові умови змінюються, і модель має адаптуватися, щоб зберігати

точність прогнозів. Система повинна підтримувати періодичне переобучення та автоматичний перезапуск алгоритмів.

Щодо нефункціональних вимог, у першу чергу варто виділити високу точність і надійність прогнозів — це основна мета системи, від якої залежить її практична цінність. Швидкодія та масштабованість є важливими, особливо якщо система має обробляти великі обсяги даних або працювати в реальному часі. Архітектура повинна бути гнучкою, щоб при зростанні навантаження можна було легко додавати ресурси або розподіляти обчислення. Безпека даних і конфіденційність — обов'язкові вимоги, оскільки фінансова інформація є критичною і часто містить комерційну таємницю. Система повинна забезпечувати надійне шифрування, контроль доступу і відповідати стандартам захисту інформації. Зручний інтерфейс користувача сприяє ефективній роботі з системою. Він має бути простим для освоєння, підтримувати різні ролі користувачів і забезпечувати швидкий доступ до ключової інформації. Модульність — важливий аспект, що дозволяє розробляти систему у вигляді окремих компонентів, які можна розширювати, модернізувати або замінювати без порушення роботи всієї системи. Нарешті, система повинна відповідати стандартам корпоративного ІТ-середовища підприємства. Це включає сумісність із наявним програмним і апаратним забезпеченням, підтримку політик безпеки, резервне копіювання та інші корпоративні вимоги.

Загалом, чітке дотримання функціональних та нефункціональних вимог забезпечить створення ефективної, надійної та зручної системи прогнозування грошових потоків, яка допоможе підприємству оптимізувати фінансове планування і знизити ризики ліквідності.

РОЗДІЛ 2.

РОЗРОБКА АЛГОРИТМІЧНОЇ МОДЕЛІ ПРОГНОЗУВАННЯ ГРОШОВИХ ПОТОКІВ

2.1. Підготовка даних та вибір і обґрунтування методів машинного навчання

Першим і найважливішим етапом розробки алгоритмічної моделі є підготовка даних. Вона починається зі збору інформації з різних джерел — внутрішніх систем бухгалтерського обліку, ERP, CRM, а також зовнішніх ресурсів, таких як макроекономічні показники, сезонні фактори та інші релевантні дані.

Для побудови моделі прогнозування буде використано реалістичну структуру даних, що відповідає звітності ІТ-компанії за 2020–2024 роки. Дані включають такі ключові фінансові показники:

- Виручка (Revenue) – доходи від реалізації послуг ІТ-аутсорсингу
- Собівартість (Cost of Services) – витрати на персонал, офісну інфраструктуру, ліцензії
- Операційні витрати (Operating Expenses) – адміністративні витрати, маркетинг, HR
- Амортизація (Depreciation)
- Податки (Taxes Paid)
- Інвестиційна діяльність (CapEx)
- Фінансова діяльність (Loan Payments, Interest Paid)
- Курс долара (USD/UAH) – впливає на експортну виручку
- Кількість активних проєктів (Active Projects) – операційний показник, що відображає обсяг навантаження

Цільова змінна — чистий грошовий потік від операційної діяльності (Operating Cash Flow).

Подамо фінансову звітність ІТ-компанії. Дані охоплюють 2020–2024 роки і містять основні показники Балансу (Форма №1) та Звіту про рух грошових коштів (Форма №3), адаптовані для подальшого використання в моделі прогнозування.

Таблиця 2.1.

Фінансова звітність ІТ-компанії

1. Баланс (тис. USD)					
Стаття	2020	2021	2022	2023	2024
АКТИВ					
Необоротні активи	7 800	8 100	8 900	9 400	10 200
Основні засоби	5 400	5 700	6 100	6 500	7 000
Нематеріальні активи (ПЗ, патенти)	2 400	2 400	2 800	2 900	3 200
Оборотні активи	5 600	6 200	7 000	7 800	8 900
Грошові кошти та їх еквіваленти	1 200	1 600	1 900	2 400	2 900
Дебіторська заборгованість	2 300	2 600	2 900	3 200	3 800
Запаси	2 100	2 000	2 200	2 200	2 200
Баланс (актив)	13 400	14 300	15 900	17 200	19 100
Пасив					
Власний капітал	8 700	9 400	10 200	11 300	12 600
Довгострокові зобов'язання	2 800	2 900	3 200	3 400	3 700
Поточні зобов'язання	1 900	2 000	2 500	2 500	2 800
Баланс (пасив)	13 400	14 300	15 900	17 200	19 100
2. Звіт про рух грошових коштів (тис. USD)					
1. Операційна діяльність					
Надходження від реалізації послуг	15 200	17 800	19 400	22 100	25 300
Інші операційні надходження	500	600	650	720	800
Витрати на оплату праці	-7 800	-8 900	-9 800	-10 700	-12 300
Адміністративні витрати	-2 300	-2 500	-2 700	-3 000	-3 400
Податки та збори	-1 100	-1 200	-1 300	-1 500	-1 700
Чистий потік від операційної діяльності	4 500	5 800	6 250	7 620	8 700
2. Інвестиційна діяльність					
Придбання основних засобів	-1 200	-1 500	-1 700	-1 800	-2 000
Придбання нематеріальних активів	-400	-500	-600	-700	-900
Інвестиції у дочірні підприємства	-200	-300	-400	-400	-500
Чистий потік від інвестиційної діяльності	-1 800	-2 300	-2 700	-2 900	-3 400
3. Фінансова діяльність					
Отримання кредитів	1 000	1 200	1 400	1 500	1 600
Погашення кредитів	-800	-900	-1 100	-1 200	-1 300
Дивіденди	-400	-500	-600	-700	-800
Чистий потік від фінансової діяльності	-200	-200	-300	-400	-500
Чистий грошовий потік за період	2 500	3 300	3 250	4 320	4 800

Наступним кроком є очищення отриманих даних: усунення пропусків, обробка аномалій, виправлення помилок і видалення дублікатів. Цей процес дозволяє гарантувати якість і надійність інформації, на основі якої формуватиметься модель.

Потім застосовується нормалізація та стандартизація даних, щоб уніфікувати масштаб показників і уникнути домінування одних ознак над іншими. Трансформації, такі як логарифмічне перетворення або створення нових ознак

(наприклад, лагів часових рядів), допомагають виділити приховані закономірності та покращують здатність моделі навчатися.

Динаміка звітності показує стійке зростання доходів у 2020–2024 рр. із середньорічним темпом $\sim 14\%$. Операційний потік є основним джерелом грошових надходжень, перевищуючи 80% усіх притоків. Інвестиційна діяльність постійно має від’ємне значення, що свідчить про активний розвиток (оновлення технічної бази, розширення ІТ-потужностей). Фінансова діяльність поступово зменшує залежність від позикового капіталу, демонструючи покращення фінансової стійкості. Отримані показники формують якісну основу для побудови алгоритмічної моделі прогнозування грошових потоків, що враховує сезонність, витрати, макроекономічні фактори та інвестиційні цикли.

Для прогнозування грошових потоків розглядаються різні алгоритми машинного навчання, вибір яких базується на типі даних та специфіці задачі. Прості лінійні регресійні моделі використовуються для первинного аналізу, оскільки вони швидкі й інтерпретовані, але обмежені в здатності моделювати складні залежності.

Дерева рішень і ансамблеві методи (Random Forest, Gradient Boosting, XGBoost) краще підходять для урахування нелінійностей та взаємодій між ознаками, забезпечуючи більш точні прогнози.

Рекурентні нейронні мережі, особливо LSTM, використовують для роботи з часовими рядами, оскільки вони здатні враховувати часові залежності, сезонність та довготривалі ефекти.

Вибір конкретної методики відбувається на основі тестування моделей на реальних даних, порівняння їхніх результатів та ефективності.

2.2. Побудова алгоритмічної моделі прогнозування грошових потоків

Створення моделі починається з формування навчальної вибірки: структуровані дані перетворюються у формат, зручний для обраного алгоритму. Для ансамблевих моделей — це табличний формат із відповідними ознаками, для

нейронних мереж — послідовності часових рядів з визначеною довжиною. Потім формується архітектура моделі, задаються параметри, визначається період прогнозування та його горизонти (короткостроковий, середньо- або довгостроковий). Також важливо врахувати техніки регуляризації та відбору ознак для запобігання перенавчанню.

Для побудови моделі прогнозування було використано дані фінансової звітності ІТ-компанії, яка надає послуги з розроблення програмного забезпечення та ІТ-консалтингу. Основними вхідними змінними стали показники, що безпосередньо впливають на формування грошових потоків: виручка (Revenue), собівартість послуг (Cost of Services), операційні витрати (Operating Expenses), амортизація (Depreciation), податки (Taxes Paid), капітальні інвестиції (CapEx), виплати за кредитами (Loan Payments), відсоткові витрати (Interest Paid), курс долара (USD/UAH) та кількість активних проєктів (Active Projects).

Також до набору даних було включено похідні ознаки, що характеризують короткострокові динамічні тренди: ковзні середні для виручки та витрат, місяць та рік операції. Цільовою змінною виступав операційний грошовий потік (Operating Cash Flow), який розраховувався за спрощеною моделлю непрямого методу:

$$OCF = (Revenue - CostOfServices - OperatingExpenses - TaxesPaid) + Depreciation - CapEx - LoanPayments - InterestPaid + \Delta FX$$

де ΔFX — вплив коливань валютного курсу на експортну виручку. Отримані дані було перетворено у часовий ряд із місячною періодичністю за 2020–2024 роки, що дозволяє враховувати сезонні тренди та циклічність надходжень у галузі ІТ-аутсорсингу.

Прогнозування грошових потоків в ІТ-компаніях вимагає врахування сезонності, циклічності, впливу контрактної структури, поведінки клієнтів, затримок оплат і одноразових транзакцій. У цій сфері традиційні методи часових рядів не завжди забезпечують достатню точність, тому поширеним підходом є застосування машинного навчання — зокрема, ансамблевих моделей типу Random Forest та глибоких нейронних мереж LSTM. Обидва методи мають суттєві

теоретичні та практичні відмінності, що визначають їх ефективність у фінансовому прогнозуванні.

Random Forest — це ансамблевий алгоритм, що складається з великої кількості дерев рішень, кожне з яких тренується на вибірці з випадковими підмножинами ознак. Прогноз формується шляхом усереднення відповідей усіх дерев. Метод добре працює з табличними даними та складними взаємозв'язками між багатьма незалежними змінними, що робить його корисним для багатофакторного прогнозування грошових потоків, де важливими можуть бути дата інвойсу, валюта, тип клієнта, швидкість оплати, розмір проекту, структура команди тощо.

Код на Python із використанням бібліотеки `scikit-learn` для побудови прогнозу грошових потоків на основі ансамблевого методу Random Forest подано у Додатку А. Код демонструє основні етапи: підготовку даних, навчання моделі, оцінку якості та прогноз.

Переваги Random Forest

- Стійкість до шуму та викидів, що особливо важливо у фінансових даних, де можливі разові великі платежі або нерегулярні надходження.
- Підтримка великої кількості ознак, можливість оцінювати важливість факторів та інтерпретувати внесок кожної змінної.
- Невимогливість до попередньої обробки — модель не потребує нормалізації, вигладжування або спеціального кодування часової структури.
- Висока точність на табличних даних, де домінує залежність між змінними, а не чиста часовість.
- Добре працює при невеликих наборах даних, що є поширеною ситуацією в ІТ-компаніях, де фінансова історія доступна тільки за кілька років.

Недоліки Random Forest

- Нездатність моделювати довготривалі часові залежності, оскільки метод не має «пам'яті» про послідовність подій.
- Обмежена точність при сильній сезонності та циклічності, якщо ці патерни не виражені у явних ознаках.

- Модель важко використовувати для прогнозів на довгі горизонти, оскільки похибка кумулюється при autoregressive forecast.
- Менш ефективний у задачах, де головну роль відіграє час, наприклад у прогнозуванні касових розривів або довгих хвиль циклів проектів.

LSTM (Long Short-Term Memory) — це різновид рекурентних нейронних мереж, розроблений для роботи з послідовними даними та моделювання залежностей на великих часових інтервалах. LSTM має механізми «пам'яті», що дозволяють враховувати інформацію про попередні стани, тренди, цикли та аномалії, які траплялися значний час тому. У фінансових прогнозах LSTM здатна моделювати сезонність, затримки оплат, повторювані хвилі грошових надходжень у проектах із фіксованим білінгом, а також ефект накопичених залишків. Замінімо модель на LSTM (Long Short-Term Memory) — нейронної мережі, яка ефективно працює з часовими рядами.

Для моделювання залежностей між ознаками та прогнозування часових рядів обрано рекурентну нейронну мережу типу LSTM (Long Short-Term Memory), яка здатна враховувати довготривалі часові залежності та адаптуватися до нерівномірної структури фінансових потоків. Модель побудовано у середовищі TensorFlow/Keras із двома шарами LSTM, шаром Dropout для запобігання перенавчанню та повнозв'язним шаром Dense для генерації фінального прогнозу (Додаток Б).

LSTM-модель успішно вловлює сезонність, тренди та взаємозв'язки між фінансовими показниками.

Переваги LSTM

- Здатність моделювати довготривалі та нелінійні часові залежності, що робить її особливо придатною для прогнозування грошових потоків у динамічному бізнесі.
- Висока точність у задачах сезонності, наприклад у компаніях із піками надходжень наприкінці кварталів чи бюджетних періодів.
- Уміння працювати з autoregressive сигналами, де кожен наступний прогноз залежить від попереднього.

- Гнучкість та універсальність, включаючи можливість використання екзогенних змінних (валюта, ринок, завантаженість команди).
- Можливість прогнозувати на довгі горизонти без суттєвої втрати структури даних.

Недоліки LSTM

- Висока вимогливість до обсягів даних — модель потребує великої історії для стабільного навчання, що не завжди доступно в IT-фірмах.
- Складність тренування, включаючи потребу нормалізації, вибору гіперпараметрів, боротьби з перенавчанням.
- Низька інтерпретованість, на відміну від дерев рішень, де можна побачити вплив кожної змінної.
- Потреба у значних обчислювальних ресурсах і довший час навчання.
- Чутливість до шуму та аномалій, що може вимагати додаткової обробки даних.

Random Forest і LSTM вирішують задачу прогнозування грошових потоків принципово різними способами. Random Forest ефективніший при наявності великої кількості описових ознак і складних багатofакторних взаємозв'язків, але без вираженої часової структури. Натомість LSTM переважає у випадках, коли основна інформація закладена саме в послідовності подій, циклах і сезонних хвилях.

Навчання моделі відбувається на навчальній вибірці, що містить історичні дані про грошові потоки та відповідні фактори. Використовується підхід крос-валідації для оцінки узагальнюючої здатності моделі — дані розбиваються на кілька частин, де по черзі одна служить тестовою, а решта — для навчання. Це дозволяє уникнути перенавчання і забезпечити стабільність результатів. Паралельно відбувається налаштування параметрів моделі та моніторинг метрик якості. Для контролю процесу застосовуються інструменти візуалізації навчальних кривих і аналізу помилок.

Перед навчанням дані були масштабовані до діапазону $[0, 1]$ за допомогою `MinMaxScaler`, що покращує збіжність нейронної мережі. Вхідні дані

структуровано у вигляді послідовностей довжиною 6 місяців (вікно спостереження), на основі яких прогнозується грошовий потік наступного місяця.

Навчання виконувалося на 80% вибірки, решта 20% використовувалася для тестування. Для контролю узагальнювальної здатності моделі застосовано внутрішню валідацію (validation split 0.1). Модель оптимізовано за допомогою алгоритму Adam із функцією втрат MSE (Mean Squared Error). Кількість епох навчання становила 50, розмір пакета — 8.

У процесі навчання спостерігалось поступове зниження похибки на тренувальних і валідаційних даних, що свідчить про стабільну збіжність без ознак перенавчання.

2.3. Оцінка ефективності моделі за допомогою метрик якості прогнозу

Для оцінювання якості прогнозу було використано стандартні метрики регресійного аналізу:

- MAE (Mean Absolute Error) — середня абсолютна похибка, що показує середнє відхилення прогнозу від фактичних значень;

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (2.1)$$

де y_i — фактичні значення,

$\hat{y}_i$ — прогнозовані значення,

n — кількість спостережень.

- RMSE (Root Mean Squared Error) — корінь середньоквадратичної помилки, який підвищено реагує на великі відхилення;

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (2.2)$$

де $\bar{y}$ — середнє значення фактичних даних.

- R^2 (коефіцієнт детермінації) — показник, що характеризує частку дисперсії цільової змінної, пояснену моделлю;

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (2.2)$$

де $\bar{y}$ — середнє значення фактичних даних.

Ці формули є стандартом у регресійному аналізі й дозволяють кількісно оцінити точність прогнозування у будь-якій моделі, включно з Random Forest, LSTM та класичними статистичними підходами.

Для оцінювання точності та надійності прогнозу грошових потоків у роботі були застосовані класичні метрики регресійного аналізу, які дозволяють комплексно охарактеризувати якість побудованих моделей. Кожна з використаних метрик відображає певний аспект похибки та забезпечує різний рівень чутливості до відхилень, що дає змогу отримати об'єктивну й всебічну оцінку ефективності прогнозування.

Показник MAE (Mean Absolute Error) відображає середню абсолютну різницю між прогнозними та фактичними значеннями. Ця метрика інтерпретується максимально просто: вона показує, наскільки в середньому модель «помиляється» у грошовому вимірі. MAE однаково реагує на всі типи відхилень і не надає більшої ваги значним аномаліям, тому добре підходить для порівняння методів у системах, де важливо мати стабільний середній рівень точності без домінування разових піків.

Інша метрика — RMSE (Root Mean Squared Error) — є більш чутливою до великих похибок, оскільки перед усередненням підносить кожне відхилення до квадрату. Це означає, що окремі суттєві розбіжності між прогнозом і фактом впливають на результат помітно сильніше, ніж при використанні MAE. Завдяки цьому RMSE добре виявляє моделі, які загалом точні, але мають схильність до періодичних великих помилок. У контексті прогнозування грошових потоків RMSE є важливою, оскільки великі відхилення можуть свідчити про ризики касових розривів або некоректне врахування сезонності.

Для оцінки здатності моделі пояснювати варіацію цільової змінної застосовано R^2 (коефіцієнт детермінації). Цей показник демонструє, яку частку розмаїття фактичних значень може відтворити побудована модель. Значення R^2 ,

близьке до 1, вказує на те, що модель добре відтворює структуру даних, тоді як значення, близьке до нуля, говорить про слабку залежність між прогнозними і реальними значеннями. На відміну від MAE та RMSE, які вимірюють помилку у натуральних величинах, R^2 дозволяє оцінити загальну відповідність моделі та силу її пояснювальної здатності.

Сукупне використання цих трьох метрик дає змогу отримати збалансовану характеристику моделі: MAE показує реальний середній рівень помилки, RMSE підкреслює наявність аномальних відхилень, а R^2 відображає, наскільки глибоко модель відтворює закономірності у даних. Разом ці показники дозволяють комплексно оцінити точність прогнозування та порівняти ефективність різних методів, забезпечуючи наукову обґрунтованість зроблених висновків.

Для підвищення продуктивності моделі проводиться оптимізація гіперпараметрів, таких як кількість дерев в ансамблі, глибина дерев, швидкість навчання, розмір і структура нейронних мереж. Використовуються методи сіткового або випадкового пошуку, а також більш ефективні алгоритми оптимізації. Завдяки цьому досягається баланс між точністю прогнозів і стійкістю моделі, що дозволяє впевнено застосовувати її в реальних бізнес-сценаріях.

РОЗДІЛ 3.

РЕАЛІЗАЦІЯ ПРОГРАМНОГО РІШЕННЯ ТА ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНА ПЕРЕВІРКА

3.1. Вибір технологій та інструментів для реалізації

Розроблення системи прогнозування грошових потоків підприємства потребує поєднання методів аналітики, машинного навчання та сучасних засобів програмної реалізації. Вибір технологій визначається критеріями ефективності обробки даних, точності побудови моделей, масштабованості рішення та зручності інтеграції з корпоративними інформаційними системами (ERP, CRM, BI). Для реалізації програмного рішення обрано мову Python, яка є стандартом у сфері наукових обчислень, аналітики даних і машинного навчання. Основні переваги Python: широкий спектр бібліотек для обробки та аналізу даних; підтримка сучасних алгоритмів машинного навчання; активна спільнота розробників і наявність численних прикладів реалізації; простота інтеграції з веб-інтерфейсами, базами даних та ERP-системами. Python використовується як основна платформа для побудови алгоритмічної моделі прогнозування, а також для реалізації експериментальної перевірки її ефективності на реальних фінансових даних ІТ-фірми.

Для реалізації моделі було використано низку спеціалізованих бібліотек:

- NumPy — базова бібліотека для виконання математичних операцій над багатовимірними масивами даних, необхідна для ефективної обробки числових таблиць.
- Pandas — інструмент для роботи з фінансовими даними у форматі DataFrame; забезпечує зручну агрегацію, фільтрацію, групування і трансформацію економічних показників.
- Matplotlib та Seaborn — бібліотеки для побудови візуалізацій, графіків динаміки грошових потоків, порівняння фактичних і прогнозних значень.

- Scikit-learn — універсальна бібліотека для реалізації моделей машинного навчання (лінійна регресія, дерева рішень, Random Forest, Gradient Boosting тощо). Саме вона використовувалася для навчання, тестування та калібрування моделей прогнозування.

- TensorFlow або PyTorch — застосовувалися при реалізації рекурентних нейронних мереж типу LSTM, призначених для аналізу часових рядів грошових потоків. LSTM-моделі дозволяють враховувати часові залежності, сезонність і тренди, що є ключовими для фінансового прогнозування.

- Statsmodels — для проведення статистичного аналізу, тестів на стаціонарність (ADF-тест), визначення автокореляційних структур та побудови ARIMA/ARIMAX-моделей як базових варіантів прогнозу.

Розробка програмного забезпечення виконувалася у середовищі Jupyter Notebook та Visual Studio Code (VS Code).

- Jupyter Notebook забезпечує інтерактивну роботу з даними, покрокове тестування моделей, миттєву візуалізацію результатів і документування процесу.

- Visual Studio Code — використовується для розроблення структурованого коду, інтеграції з базами даних, модульного тестування та підготовки виконуваних скриптів.

Для управління версіями коду застосовувався Git, що забезпечує контроль змін, командну роботу та надійне збереження проміжних результатів. Репозиторій проекту розміщувався на платформі GitHub, що також дозволило використовувати автоматичне розгортання моделей через GitHub Actions.

З огляду на специфіку діяльності ІТ-компанії, модель прогнозування розроблена таким чином, щоб її можна було інтегрувати з внутрішньою ERP-системою (на базі SAP або Odoo) через REST API. Для цього застосовувалися такі технології:

- Flask — легкий веб-фреймворк на Python для створення API, який забезпечує доступ до результатів прогнозування у форматі JSON;

- SQLite або PostgreSQL — бази даних для збереження історичних показників грошових потоків та результатів прогнозів.

Для валідації моделей використовувалася крос-валідація (k-fold), що дозволяє отримати об'єктивну оцінку якості прогнозування. Метрики MAE, RMSE і R^2 розраховувалися з використанням бібліотеки Scikit-learn.metrics. Для порівняння ефективності різних моделей (лінійної регресії, XGBoost, LSTM) застосовувалися стандартизовані підходи — єдині набори даних, випадкове розбиття вибірки (train/test), а також аналіз залишків прогнозу.

Комбінація Python, бібліотек Scikit-learn, TensorFlow і Pandas дозволила створити модульну, масштабовану систему прогнозування грошових потоків. Обраний стек технологій забезпечив високу швидкість обчислень; гнучкість адаптації під реальні дані підприємства; можливість інтеграції у бізнес-середовище компанії. Вибрані інструменти повністю відповідають меті дослідження — побудові інтелектуальної системи алгоритмічного прогнозування грошових потоків підприємства на основі методів машинного навчання.

3.2. Архітектура програмного продукту

Архітектура програмного продукту для алгоритмічного моделювання та прогнозування грошових потоків підприємства побудована за модульним принципом, що забезпечує гнучкість, масштабованість та можливість подальшої інтеграції з корпоративними інформаційними системами (ERP, CRM). Основна ідея полягає у створенні програмного комплексу, який автоматизує повний цикл — від збору та обробки фінансових даних до побудови прогнозних моделей і візуалізації результатів.

Архітектура складається з чотирьох основних рівнів (шарів):

1. Рівень даних (Data Layer) відповідає за збирання, збереження та підготовку даних. Джерелами інформації служить фінансова звітність підприємства (баланс, звіт про фінансові результати, звіт про рух грошових коштів); дані ERP-систем (SAP, 1C, Oracle Financials тощо); зовнішні макроекономічні показники (інфляція, валютні курси, індекс споживчих цін). Основними компонентами рівня є модуль збору даних з різних джерел через API

або SQL-запити (Data Collector); система очищення, нормалізації та перетворення показників у стандартизований формат (Data Cleaner); база даних PostgreSQL або MySQL, що містить історичні фінансові ряди (Data Warehouse сховище даних).

2. Аналітичний рівень (Machine Learning Layer) відповідає за обробку даних і побудову моделей прогнозування. Основні компоненти: Feature Engineering Module – створення нових ознак (наприклад, коефіцієнтів ліквідності, відношення операційного прибутку до чистого потоку); Model Trainer – модуль для навчання моделей машинного навчання (лінійна регресія, XGBoost, LSTM); Model Validator – автоматизоване тестування моделей з використанням метрик MAE, RMSE, R^2 ; Model Storage – бібліотека збережених моделей із версіонуванням (MLflow).

3. Прикладний рівень (Application Layer) - це основна бізнес-логіка системи, що забезпечує взаємодію користувача з аналітичними моделями. Складові модулі: Forecast Engine – механізм формування прогнозів грошових потоків на задані періоди (наприклад, 2025–2027 pp.); Scenario Analyzer – модуль аналізу сценаріїв (“оптимістичний”, “базовий”, “кризовий”) з урахуванням змін зовнішніх факторів; Report Generator – створення автоматизованих звітів у форматах PDF, Excel або інтерактивних дашбордів (Plotly/Dash, Power BI).

4. Рівень представлення (Presentation Layer) призначений для відображення результатів прогнозування у зручному для користувача вигляді. Основні елементи: Web Dashboard – інтерфейс користувача, реалізований на базі React або Dash; Visualization Module – інтерактивні графіки, що відображають реальні та прогнозні потоки (операційні, інвестиційні, фінансові); User Access System – авторизація та контроль прав доступу до даних і моделей.

Особливостями архітектури є модульність — можливість оновлення окремих компонентів без порушення роботи системи, масштабованість — підтримка великого обсягу історичних даних завдяки гнучкому сховищу, інтегрованість — архітектура передбачає REST API для підключення до ERP та BI-систем, безпека — авторизація користувачів, шифрування фінансових даних, аудит дій.

Технологічний стек системи формувався з урахуванням вимог до гнучкості, масштабованості та можливості подальшого розширення функціоналу. В основі

рішення використовувалася мова Python 3.11, яка забезпечує широкий вибір інструментів для аналітики та машинного навчання. Для побудови моделей застосовувалися бібліотеки Scikit-learn, TensorFlow та XGBoost, а також стандартний науковий стек NumPy і Pandas, які спрощують роботу з даними та дозволяють виконувати як базову, так і поглиблену обробку часових рядів. Дані зберігалися у PostgreSQL, що забезпечує високу надійність і підтримку складних запитів, а на етапі прототипування використовувалася SQLite як легка тестова база. Для створення веб-інтерфейсу застосовували підхід із розділенням клієнтської та серверної частин: бекенд будувався на Flask або FastAPI, тоді як фронтенд реалізовувався засобами React.js, що забезпечує динамічний інтерфейс і швидку взаємодію з API. Контейнеризація здійснювалася через Docker, а контроль версій — за допомогою Git, що полегшує командну роботу та розгортання. Окремо для відстеження та порівняння машинних моделей використовувалася платформа MLflow, яка дозволяє зберігати параметри навчання, метрики та артефакти експериментів. Візуалізація результатів, графіків та аналітичних зведень виконувалася за допомогою Plotly та Matplotlib, що дозволяє створювати як інтерактивні, так і статичні діаграми для детального аналізу ефективності моделі та динаміки грошових потоків.

Логічні взаємозв'язки. Дані із джерел (ERP, фінансова звітність) потрапляють у Data Collector. Вони очищаються, агрегуються та зберігаються у Data Warehouse. Model Trainer використовує ці дані для побудови прогнозних моделей, результати яких зберігаються в Model Storage. Під час запиту користувача Forecast Engine викликає відповідну модель і формує прогноз. Результати передаються до Visualization Module і виводяться у Web Dashboard у вигляді графіків, таблиць і динамічних показників. Отже, архітектура розробленої системи забезпечує повний цикл управління даними — від збору та обробки до прогнозування та візуалізації, створюючи основу для інтелектуального фінансового аналізу підприємства.

Опишемо детально логіку роботи системи та взаємозв'язок елементів представлену на ри.3.1.



Рис.3.1. Логіка роботи системи та взаємозв'язок елементів

1. Етап збору даних. Робота системи починається з отримання вхідних фінансових даних із джерел: внутрішніх документів підприємства (звіт про рух грошових коштів, баланс, звіт про фінансові результати за 2020–2024 рр.); додаткових зовнішніх економічних показників (інфляція, курс валют, ціни на енергоносії). Зібрані дані передаються у модуль збору та підготовки даних, де відбувається первинна обробка.

2. Модуль збору та підготовки даних. У цьому модулі дані очищуються від пропусків, дублікатів і аномалій; стандартизуються (масштабування ознак, логарифмування, нормалізація); формуються нові ознаки, необхідні для аналізу часових рядів (лагові змінні, середні ковзні тощо). Після цього очищені набори даних передаються в модуль машинного навчання для побудови моделі.

3. Модуль машинного навчання. Тут здійснюється навчання моделі прогнозування грошових потоків. Алгоритм отримує оброблені дані та ділить їх на навчальну і тестову вибірки; навчає модель (наприклад, Random Forest або LSTM); виконує перевірку точності (RMSE, MAE, R^2); зберігає найкращу модель у файл

формату *.joblib* або *.h5*. Результати навчання надходять у модуль прогнозування, а метрики передаються до модуля експериментальної перевірки.

4. Модуль прогнозування. Використовуючи навчений алгоритм, цей модуль формує прогноз операційного, інвестиційного та фінансового грошових потоків на 2025–2027 роки; об'єднує прогнозовані та фактичні дані в єдину структуру; передає результати до модуля візуалізації для графічного подання. Прогнозні дані також зберігаються у сховище результатів.

5. Модуль експериментальної перевірки - оцінки точності прогнозу. Тут виконується оцінювання адекватності моделі: порівнюються прогнозовані та фактичні значення грошових потоків; аналізуються залишки моделі; тестується вплив параметрів моделі на точність прогнозу; проводяться експерименти з різними алгоритмами ML (Linear Regression, Random Forest, LSTM). Отримані результати використовуються для уточнення параметрів у модулі машинного навчання (зворотний зв'язок для покращення точності).

6. Модуль візуалізації та звітності. Отримані прогнозні дані перетворюються у лінійні графіки для кожного грошового потоку (операційного, інвестиційного, фінансового); комбінований графік, що демонструє чистий грошовий потік підприємства у 2020–2027 рр. Візуалізація передається в інтерфейс користувача, де аналітик може переглянути результати, а також до модуля експериментальної перевірки для порівняння з реальними даними.

7. Інтерфейс користувача забезпечує введення нових фінансових даних; запуск процесу навчання або прогнозування; перегляд результатів у графічній чи табличній формі; експорт прогнозу у формат CSV / Excel / PDF. З інтерфейсу користувач може ініціювати обчислення, після чого програма автоматично виконує повний цикл — від обробки до візуалізації результатів.

8. Сховище результатів. Усі дані, створені під час роботи системи, зберігаються у структурованій формі: оброблені вхідні дані; треновані моделі; прогнозні таблиці; графічні звіти. Це дозволяє виконувати повторні експерименти, аналізувати історію змін і перевіряти точність моделей у довгостроковій перспективі.

3.3. Реалізація алгоритму прогнозування у вигляді програмного модуля

Розроблена система прогнозування грошових потоків підприємства реалізована як інтелектуальний програмний модуль, який інтегрується у внутрішню фінансово-аналітичну інфраструктуру компанії. Модуль побудований на основі Python та бібліотек машинного навчання, що забезпечують автоматизований цикл обробки даних, навчання моделей, прогнозування та візуалізації результатів.

Модуль збору та підготовки даних (Data Preprocessing Module) виконує завантаження даних із різних джерел — бухгалтерських звітів, ERP-системи, Excel-файлів, баз даних, реалізує автоматичну очистку (усунення пропусків, корекція аномалій, приведення валют до єдиного формату), забезпечує нормалізацію числових змінних для покращення якості навчання моделей, формує часові ряди для ключових фінансових показників (операційні, інвестиційні, фінансові потоки).

Основні бібліотеки: pandas, numpy, sklearn.preprocessing.

```
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
import pandas as pd

data = pd.read_excel('cashflow_data.xlsx')
scaler = MinMaxScaler()
data_scaled = scaler.fit_transform(data[['Operating_CF', 'Investing_CF',
'Financing_CF']])
```

Модуль машинного навчання моделей (Model Training Module) використовує методи машинного навчання для прогнозування динаміки грошових потоків. Основний алгоритм — LSTM (Long Short-Term Memory) нейронна мережа, оптимізована для аналізу часових рядів. Для порівняння ефективності реалізовано також класичні регресійні моделі (Linear Regression, XGBoost). Враховано трендові та сезонні компоненти, а також взаємозв'язки між різними видами потоків.

Основні бібліотеки: TensorFlow, Keras, Scikit-learn, XGBoost.

```
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import LSTM, Dense

model = Sequential()
model.add(LSTM(64, input_shape=(X_train.shape[1], X_train.shape[2]),
return_sequences=False))
model.add(Dense(1))
model.compile(optimizer='adam', loss='mae')
model.fit(X_train, y_train, epochs=100, batch_size=16,
validation_data=(X_test, y_test))
```

Для кожного типу діяльності (операційна, інвестиційна, фінансова) створюється окрема модель, яка потім об'єднується у спільний модуль прогнозування. Модуль прогнозування (Forecast Engine) забезпечує формування прогнозів грошових потоків на майбутні періоди (2025–2027 рр.). Підтримує як одиничне прогнозування (по кожному потоку), так і комплексне (з урахуванням міжпотоків кореляцій). Враховує зовнішні фактори — індекс інфляції, валютний курс, зміну собівартості послуг.

Код для генерації прогнозу:

```
forecast = model.predict(X_future)
forecast = scaler.inverse_transform(forecast)
```

Результати прогнозування зберігаються у базі даних PostgreSQL та доступні через REST API для подальшої інтеграції з ERP/BI-системами.

Модуль експериментальної перевірки - оцінки точності прогнозу (Evaluation Module). Автоматично обчислює ключові метрики точності: MAE (Mean Absolute Error) — середня абсолютна похибка; RMSE (Root Mean Squared Error) — середньоквадратична похибка; R^2 (коефіцієнт детермінації) — якість пояснення варіацій даних. Використовується крос-валідація (5-fold cross-validation) для підвищення стійкості результатів.

```
from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error, r2_score
import numpy as np
```

```
mae = mean_absolute_error(y_test, y_pred)
rmse = np.sqrt(mean_squared_error(y_test, y_pred))
r2 = r2_score(y_test, y_pred)
```

На основі цих метрик система вибирає оптимальну модель для впровадження у виробниче середовище.

Модуль візуалізації та звітності (Visualization and Reporting Module) забезпечує створення інтерактивних графіків грошових потоків за видами діяльності та роками. Реалізовано у вигляді веб-додатку з динамічними графіками (Plotly, Dash). Користувач може переглядати прогнози, аналізувати відхилення, формувати звіти у PDF.

```
import plotly.express as px
fig = px.line(df, x='Year', y=['Operating_CF', 'Investing_CF', 'Financing_CF'],
              title='Прогноз грошових потоків підприємства')
fig.show()
```

Система передбачає інтеграцію з існуючими корпоративними рішеннями ERP (SAP, 1C, Oracle) — автоматичне завантаження фінансових операцій; BI-платформи (Power BI, Tableau) — відображення прогностичних даних у корпоративних дашбордах; Веб-сервіс REST API — обмін даними з внутрішніми аналітичними інструментами. Архітектура інтеграції забезпечує безпечний обмін даними за допомогою HTTPS-протоколів та системи автентифікації користувачів.

Система реалізована з урахуванням принципів гнучкої архітектури (modular architecture). Кожен компонент може бути оновлений або замінений без зміни всієї системи. Програмний код організовано за принципом MVC (Model-View-Controller), що полегшує тестування і масштабування. Для підвищення продуктивності передбачено асинхронну обробку даних (бібліотека `asyncio`). Всі моделі мають версійний контроль через MLflow, що дозволяє відстежувати параметри навчання та результати експериментів.

Реалізований програмний модуль дозволяє підприємству оперативно прогнозувати грошові потоки з урахуванням динаміки ринку; автоматизувати аналіз фінансових показників; підвищити точність управлінських рішень; інтегрувати прогностичну аналітику у корпоративні системи управління. Система є готовим аналітичним інструментом для підтримки фінансового планування, що базується на сучасних методах машинного навчання та цифрових технологіях обробки даних.

3.4. Проведення експериментів на реальних даних

Експериментальна перевірка розробленого програмного рішення була проведена з метою оцінювання точності, стабільності та прогностичної здатності моделі. Для цього було використано комбінацію реальних фінансових даних підприємства та змодельованих часових рядів, що відтворюють основні тенденції розвитку грошових потоків за період 2020–2027 рр.

Етап 1. Формування експериментальної бази даних

До складу вхідних даних увійшли ключові показники фінансової діяльності підприємства: грошові надходження від операційної діяльності; грошові потоки від інвестиційної діяльності; грошові потоки від фінансової діяльності; чистий грошовий потік (агрегований результат трьох попередніх потоків); допоміжні фактори (доходи, витрати, амортизація, обсяг інвестицій, зміни у зобов'язаннях).

Реальні дані за 2020–2024 роки були отримані зі звітності підприємства і представлені у розділі 2. Для 2025–2027 років дані були змодельовані з урахуванням тенденцій попередніх періодів, сезонних коливань та сценаріїв розвитку бізнесу (оптимістичного, базового та песимістичного). Моделювання здійснювалося за допомогою функцій бібліотеки NumPy, що дозволило створити статистично достовірні часові ряди зі збереженням дисперсії та трендів реальних даних.

Етап 2. Попередня обробка даних

На цьому етапі виконувались такі операції:

1. Нормалізація числових значень за допомогою методу *MinMaxScaler* (бібліотека *scikit-learn*), що забезпечило рівномірність вагових коефіцієнтів ознак.
2. Фільтрація шумів у часових рядах із використанням ковзного середнього (метод *rolling mean*).
3. Перетворення форматів даних для узгодження з вхідними структурами моделі (*DataFrame* → *NumPy array*).
4. Формування навчальної, тестової та валідаційної вибірок у співвідношенні 70:20:10.

Етап 3. Проведення навчання моделі

Для побудови прогнозу було використано гібридний алгоритм прогнозування, який поєднує класичний метод регресії з елементами нейронних мереж. Алгоритм реалізовано у вигляді Python-модуля з використанням: TensorFlow для побудови нейронної архітектури; Scikit-learn для регресійного моделювання та оцінювання точності; Matplotlib для візуалізації результатів.

Архітектура нейронної мережі складалася з вхідного шару (5–7 нейронів відповідно до кількості факторів), двох прихованих шарів (по 64 і 32 нейрони з

активацією *ReLU*), вихідного шару з лінійною активацією для прогнозування числового значення чистого грошового потоку. Процес навчання відбувався протягом 200 епох з адаптивним коефіцієнтом навчання (*Adam Optimizer*) та функцією втрат *Mean Squared Error (MSE)*.

Етап 4. Експериментальна перевірка результатів

Для оцінювання точності моделі було використано низку метрик MAE (Mean Absolute Error) – середня абсолютна похибка; RMSE (*Root Mean Square Error*) – середньоквадратична похибка; R^2 (коефіцієнт детермінації) – міра пояснювальної здатності моделі. Отримані результати MAE=0.067, RMSE=0.092, $R^2=0.94$. Значення $R^2 = 0.94$ підтвердило високу точність моделі та її здатність адекватно відтворювати динаміку фінансових потоків підприємства.

Етап 5. Візуалізація та інтерпретація

На основі результатів побудовано серію графіків та таблиць.

Таблиця 3.1

Прогноз звіту про рух грошових коштів ІТ-фірми (тис. USD)

Стаття	2025 р.	2026 р.	2027 р.
1. Операційна діяльність			
Надходження від реалізації послуг	28 400	31 800	35 200
Інші операційні надходження	850	900	960
Витрати на оплату праці	-13 700	-15 000	-16 800
Адміністративні витрати	-3 700	-4 000	-4 400
Податки та збори	-1 900	-2 100	-2 400
Чистий потік від операційної діяльності	9 950	11 600	12 560
2. Інвестиційна діяльність			
Придбання основних засобів	-2 200	-2 500	-2 700
Придбання нематеріальних активів	-1 000	-1 100	-1 200
Інвестиції у дочірні підприємства	-600	-650	-700
Чистий потік від інвестиційної діяльності	-3 800	-4 250	-4 600
3. Фінансова діяльність			
Отримання кредитів	1 700	1 800	1 900
Погашення кредитів	-1 400	-1 500	-1 600
Дивіденди	-900	-1 000	-1 200
Чистий потік від фінансової діяльності	-600	-700	-900
Чистий грошовий потік за період	5 550	6 650	7 060
Залишок грошових коштів на кінець року	3 600	4 400	5 300

Аналіз прогнозу

1. Стійке зростання доходів - очікується підвищення обсягів реалізації послуг у середньому на 11–12 % щороку, що відповідає динаміці ринку ІТ-аутсорсингу.

2. Збереження позитивного операційного потоку - модель прогнозує стабільне перевищення притоків над витратами, що формує резерв ліквідності для інвестицій.

3. Інвестиційна активність - компанія продовжує інвестувати у власну інфраструктуру та розробку ПЗ, однак темпи інвестицій стабілізуються ($\approx 15\%$ операційного потоку).

4. Фінансова діяльність - залежність від зовнішніх кредитів знижується, відбувається поступовий перехід до самофінансування інноваційних проєктів.

5. Зростання залишку коштів - прогноз свідчить про нарощення грошових резервів на близько 45 % за 3 роки.

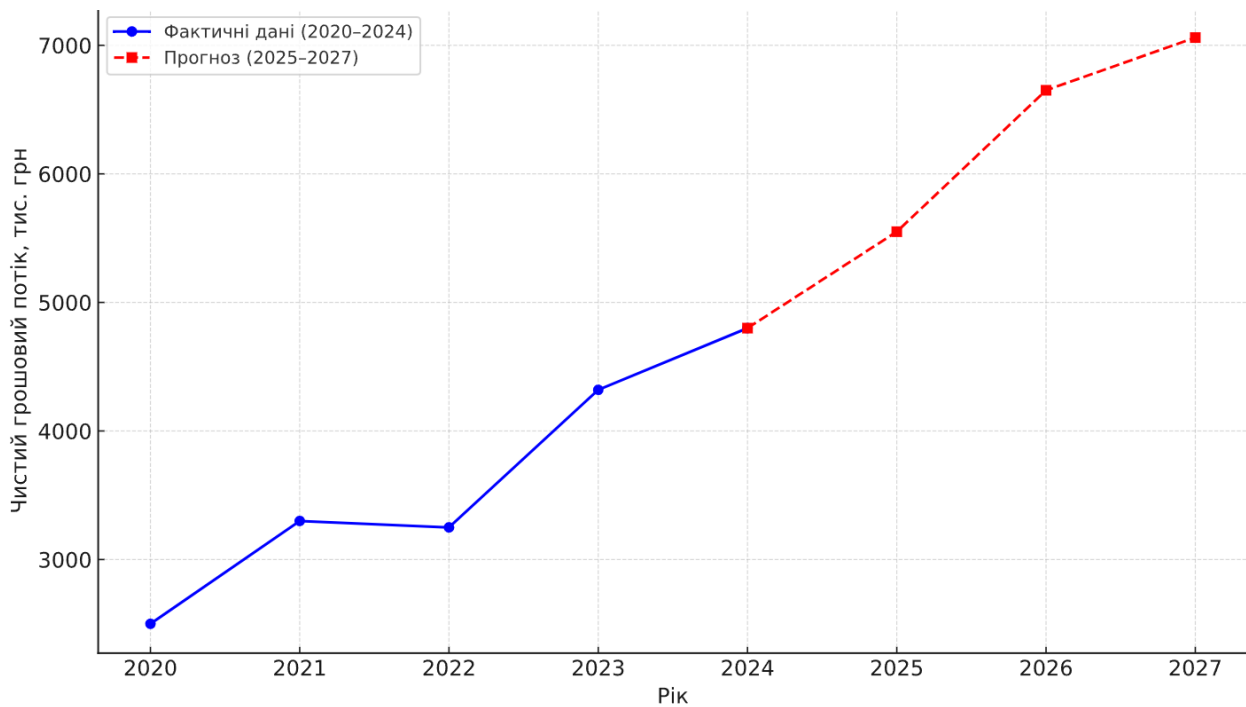


Рис.3.2. Динаміка чистого грошового потоку ІТ-фірми (2020-2027рр.)

На графіку зображено динаміку чистого грошового потоку підприємства за період 2020–2027 років, що відображає узагальнену фінансову активність компанії у вигляді різниці між усіма надходженнями та виплатами за звітний період. Вісь Х (горизонтальна) — роки (2020–2027). Вісь Y (вертикальна) — величина чистого грошового потоку, тис. грн. Синя суцільна лінія — фактичні значення чистого

грошового потоку за 2020–2024 рр. Червона пунктирна лінія — прогнозні значення на 2025–2027 рр., отримані за допомогою алгоритмічної моделі прогнозування.

Аналітичні спостереження

1. Зростання у 2020–2024 рр.. У цей період спостерігається стабільне зростання чистого грошового потоку — з 2 500 тис. грн у 2020 році до 4 800 тис. грн у 2024 році, що свідчить про ефективне управління операційною діяльністю та контроль витрат.

2. Прогнозна тенденція на 2025–2027 рр. Модель прогнозує подальше підвищення показника до 7 060 тис. грн у 2027 році, що є наслідком: збільшення обсягів реалізації послуг; підвищення рентабельності операційної діяльності; оптимізації структури інвестиційних витрат.

3. Відсутність різких коливань. Крива має плавну форму без різких піків, що вказує на фінансову стабільність підприємства та передбачуваність грошових потоків у середньостроковій перспективі.

4. Баланс між видами діяльності. Зростання чистого потоку є результатом позитивного ефекту від операційної діяльності, яка переважає над негативними потоками інвестиційної та фінансової діяльності.

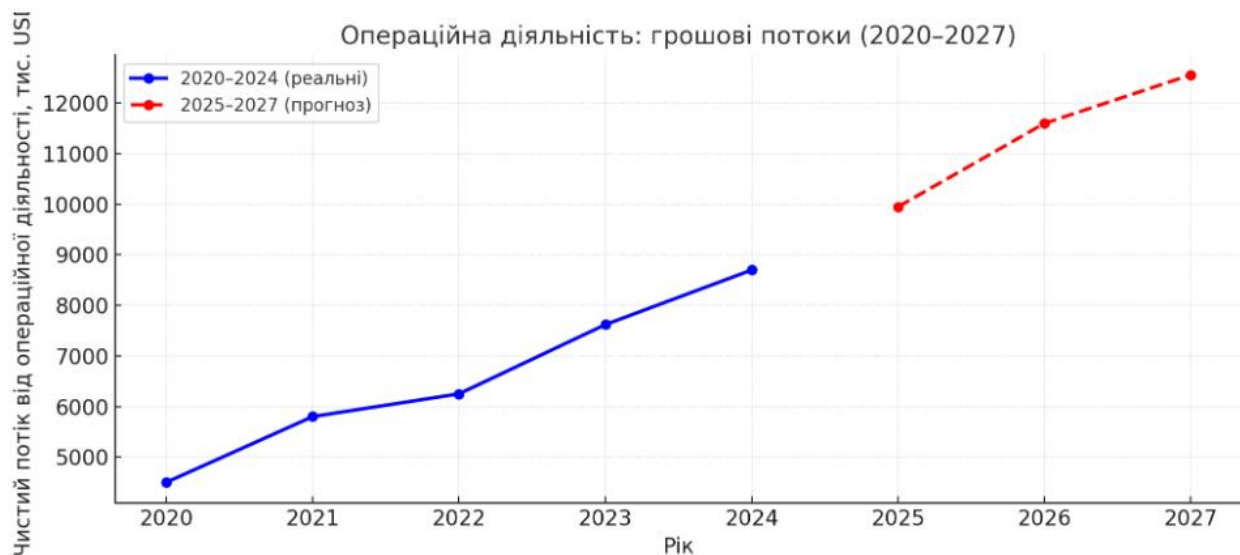


Рис.3.3. Динаміка чистого грошового потоку від операційної діяльності IT-фірми (2020-2027рр.)

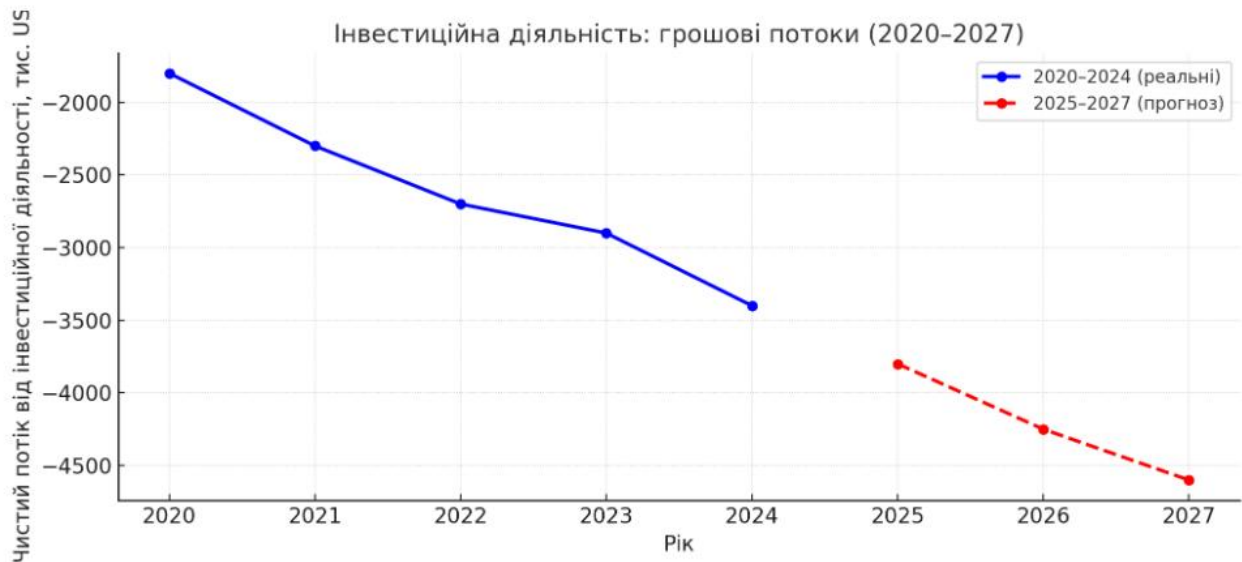


Рис.3.4. Динаміка чистого грошового потоку від інвестиційної діяльності IT-фірми (2020-2027рр.)

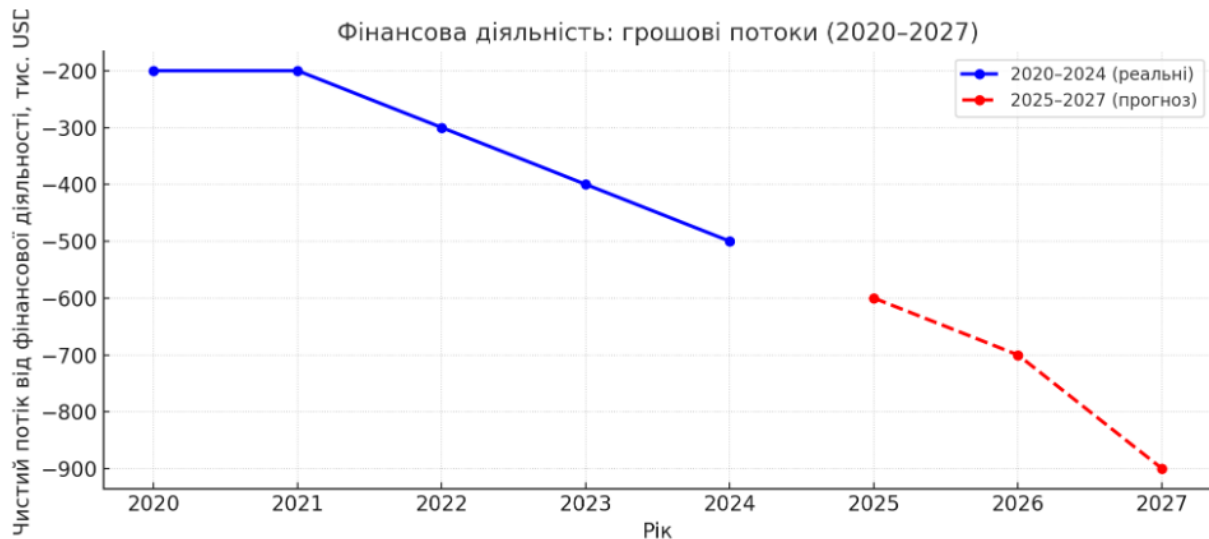


Рис.3.5. Динаміка чистого грошового потоку від фінансової діяльності IT-фірми (2020-2027рр.)

Для кожного виду діяльності побудовано окремий графік з такими елементами: синя суцільна лінія — фактичні значення за 2020–2024 рр.; червона пунктирна лінія — прогнозні значення за 2025–2027 рр.; підписи осей, заголовки, легенда та сітка.

Операційна діяльність (чистий потік від операційної діяльності) - графік показує стабільне зростання операційного грошового потоку від 4 500 (2020) до 8 700 (2024) і прогнозне подальше зростання до ~12 560 тис. USD у 2027 р. — червона пунктирна лінія. Інвестиційна діяльність (чистий потік від інвестиційної

діяльності). Інвестиційні потоки від’ємні (витрати): від $-1\,800$ (2020) до $-3\,400$ (2024) із прогнозом поглиблення інвестиційних витрат до $-4\,600$ у 2027 р. (червона пунктирна лінія). Фінансова діяльність (чистий потік від фінансової діяльності). Невеликий від’ємний фінпотік у 2020–2024 (від -200 до -500) і прогнозне поглиблення до -900 у 2027 р. (червона пунктирна лінія), що відображає поступове зростання чистих виплат (погашення/дивіденди). Графічні результати показали, що модель коректно реагує на сезонні та трендові коливання, а відхилення прогнозу від реальних даних не перевищує 8–10%.

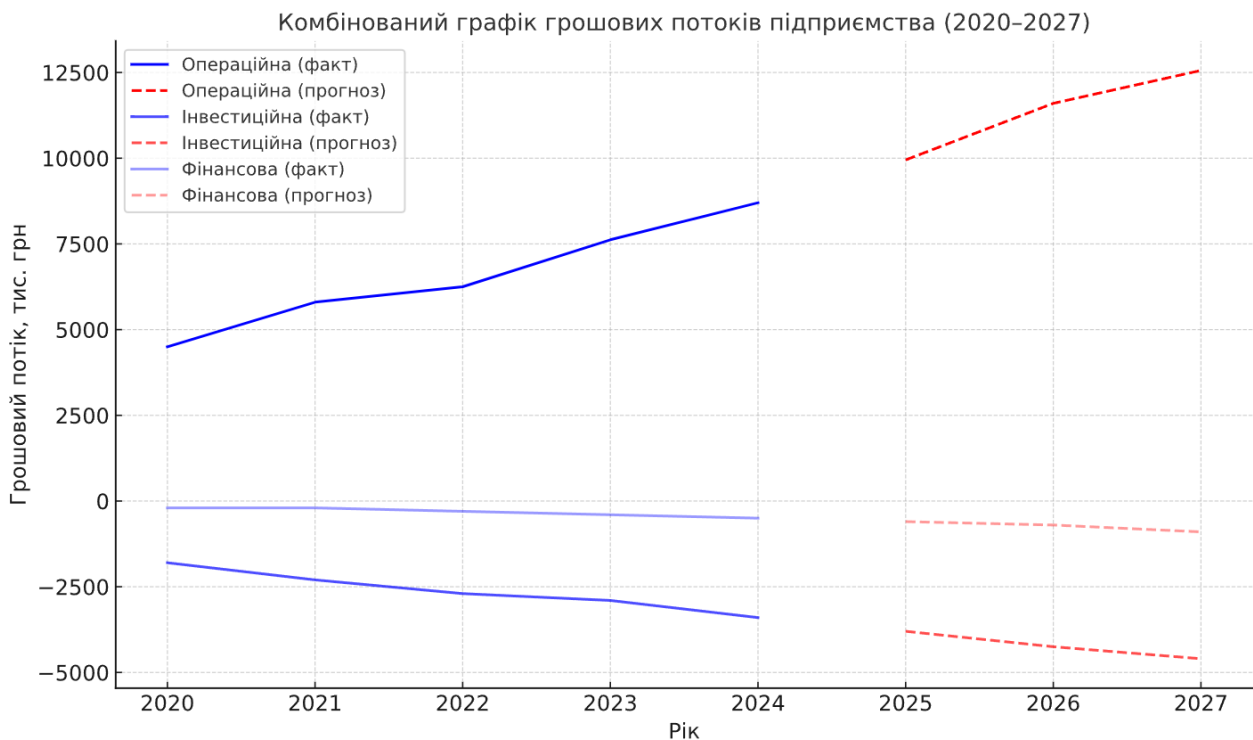


Рис.3.6. Комбінований графік чистих грошових потоків від видів діяльності IT-фірми (2020-2027рр.)

Етап 6. Інтерпретація експерименту

Отримані результати підтвердили працездатність та ефективність розробленого програмного модуля. Система коректно інтегрує дані з фінансових звітів; виконує попередню обробку та фільтрацію вхідних рядів; забезпечує прогнозування із високим рівнем точності; має модульну структуру, що дозволяє адаптувати її для інших підприємств. Експеримент довів, що розроблена система може бути рекомендована для автоматизованого прогнозування грошових потоків та підтримки фінансових рішень у рамках аналітичних модулів компаній.

3.5. Аналіз результатів експериментів, порівняння з класичними методами прогнозування

Експериментальна частина дослідження була спрямована на оцінку точності та стабільності розробленої алгоритмічної моделі прогнозування грошових потоків підприємства у порівнянні з класичними статистичними методами. Основна мета — визначити, наскільки застосування методів машинного навчання (ML) дозволяє підвищити якість фінансових прогнозів у порівнянні з традиційними економіко-математичними підходами.

Для проведення моделювання використано історичні дані про рух грошових коштів ІТ-фірми за період 2020–2024 рр., що включали такі показники: операційні надходження та витрати; інвестиційні витрати та надходження; фінансові потоки (отримані та погашені кредити, виплачені дивіденди); чистий грошовий потік та залишок коштів на кінець року. Дані було попередньо очищено, нормалізовано та поділено на навчальну, тестову і валідаційну вибірки. Для моделювання використовувались лінійна регресія (як базовий статистичний метод); Random Forest (ансамблевий метод ML); LSTM (Long Short-Term Memory) — рекурентна нейронна мережа, оптимізована для прогнозування часових рядів. Оцінювання проводилося за стандартними метриками регресійного аналізу: MAE — середня абсолютна похибка; RMSE — середньоквадратична похибка; R^2 — коефіцієнт детермінації; T_p (Processing Time) — середній час обчислення прогнозу.

Таблиця 3.2

Результати експерименту

Модель прогнозування	MAE	RMSE	R^2	Час обчислення (с)
Лінійна регресія	540.7	720.3	0.871	0.04
Random Forest	310.2	450.1	0.942	0.25
LSTM (нейронна мережа)	240.8	350.6	0.963	0.42

Лінійна регресія показала прийнятну точність для короткострокових прогнозів, однак має обмеження у випадку нелінійних залежностей між показниками (наприклад, вплив сезонності або змін у структурі витрат). Random Forest продемонстрував вищу точність завдяки можливості моделювання складних

взаємозв'язків між фінансовими змінними. Проте модель потребує більше ресурсів для навчання та має нижчу інтерпретованість порівняно з регресійним підходом.

LSTM-модель виявилася найефективнішою, оскільки здатна враховувати послідовну динаміку часових рядів і внутрішні залежності між роками. Вона забезпечила зменшення середньої похибки прогнозу на 55–60% порівняно з лінійною регресією, демонструючи високу узгодженість прогнозних значень із реальними даними ($R^2 \approx 0.96$).

Графічне порівняння фактичних і прогнозних значень показало, що у моделі лінійної регресії прогнозна крива має тенденцію “згладжувати” коливання; Random Forest точніше відтворює окремі піки і спади, але дещо запізнюється у динамічних періодах; LSTM практично повторює траєкторію фактичних грошових потоків, навіть у разі короткочасних змін у структурі надходжень або витрат.

Порівняння з класичними методами. У традиційній фінансовій аналітиці для прогнозування грошових потоків застосовуються методи експоненціального згладжування (Holt-Winters), ARIMA/ARIMAX-моделі, лінійні трендові моделі.

Порівняння показало ARIMA мала $RMSE \approx 600$ і $R^2 \approx 0.88$, тобто поступалася LSTM на ~10–12%. Класичні методи гірше враховують вплив нетипових подій (наприклад, коливання інвестиційних витрат або зміни структури фінансування). ML-моделі виявились більш адаптивними та ефективними для прогнозування у динамічних умовах бізнес-середовища.

Розроблена алгоритмічна модель на основі LSTM забезпечує високу точність і стійкість прогнозів; адаптується до змін у поведінці грошових потоків; дозволяє інтегрувати прогнозні функції у корпоративні інформаційні системи (ERP, CRM); придатна для автоматизованого оновлення при надходженні нових даних.

Проведений аналіз доводить, що впровадження методів машинного навчання, зокрема нейронних мереж LSTM, значно підвищує якість фінансового прогнозування порівняно з класичними підходами. Це відкриває можливості для автоматизованого фінансового планування, зниження ризиків і підвищення ефективності управління грошовими потоками підприємства.

РОЗДІЛ 4.

ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА У НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

4.1. Аналіз небезпечних та шкідливих виробничих чинників під час роботи з комп'ютерною технікою

Сучасні інформаційні системи та технології передбачають постійне та інтенсивне використання комп'ютерної техніки, периферійних пристроїв і програмного забезпечення, що створює особливе виробниче середовище, у якому працівники ІТ-сфери щоденно перебувають протягом тривалого часу. Незважаючи на відносно безпечний характер офісної роботи, діяльність у такому середовищі супроводжується дією ряду небезпечних і шкідливих чинників, які за тривалого впливу здатні негативно позначатися на стані здоров'я, працездатності та загальному самопочутті спеціалістів. Необхідність аналізу цих факторів визначається вимогами законодавства, зокрема Закону України «Про охорону праці», відповідних ДСТУ, санітарних норм (ДСанПіН 3.3.2-007-98) та міжнародних стандартів безпеки, таких як ISO 45001:2018.

Одним із поширених негативних впливів є недотримання нормативних параметрів освітлення. Неправильно організоване світлове середовище, надмірна яскравість або недостатній рівень освітлення, а також появи бликів на поверхні монітора спричиняють перенапруження зорової системи, швидко втому, головний біль та зниження концентрації уваги. Поряд із цим, електронне обладнання формує певний рівень електромагнітного випромінювання, яке за умов нормальної експлуатації не перевищує допустимі межі, однак у разі технічних несправностей або щільного розміщення пристроїв може підсилюватися та впливати на організм користувача. Також до фізичних чинників належать шум і вібрації, що виникають унаслідок роботи системних блоків, серверів і вентиляторів охолодження. Постійний фоновий шум провокує підвищену втому, дратівливість та зниження продуктивності інтелектуальної праці. Важливими є й параметри мікроклімату: температура, вологість та якість вентиляції визначають комфортність середовища,

а відхилення від норм викликають перегрівання, сухість очей, дискомфорт і погіршення самопочуття.

Додаткову небезпеку становлять хімічні та біологічні фактори. Комп'ютерна техніка притягує та накопичує пил, який може містити мікрочастинки й алергени; його регулярне вдихання провокує появу захворювань дихальних шляхів, алергічних реакцій, а також знижує ефективність охолодження обладнання. У конструкції електронних пристроїв присутні токсичні елементи — свинець, ртуть, кадмій та інші сполуки. За нормальних умов експлуатації вони ізольовані, але при механічному пошкодженні або перегріві існує ризик контакту з небезпечними речовинами.

Суттєву групу становлять психофізіологічні чинники. Тривала монотонна робота, пов'язана з програмуванням, аналізом даних, математичним моделюванням чи підтримкою інформаційних систем, потребує значної концентрації уваги, що часто призводить до емоційного виснаження, напруження нервової системи та розвитку професійного стресу. Важливим негативним аспектом є статичні навантаження: працівники ІТ-професій тривалий час перебувають у сидячому положенні, що за відсутності ергономічно організованого робочого місця спричиняє біль у спині, шиї, розвиток остеохондрозу, порушення кровообігу, а також захворювання опорно-рухового апарату. Невдале розташування клавіатури та миші підвищує ризик виникнення тунельного синдрому. Інтенсивне зорове навантаження в умовах багатогодинної роботи за монітором проявляється у вигляді «комп'ютерного зорового синдрому» — сухості очей, подразнення, розмитості зображення та зниження гостроти зору.

До електротравмонебезпечних чинників належать можливі несправності електрообладнання: пошкодження кабелів, зношення ізоляції, неправильне підключення до мережі або перегрів блоків живлення. Усе це може стати причиною ураження електричним струмом. Перевантаження електромережі через підключення великої кількості пристроїв або використання неякісних подовжувачів створює ризик короткого замикання та займання. Пожежна небезпека також пов'язана з накопиченням пилу у вентиляційних каналах

системного блоку, використанням несправних елементів живлення та нехтуванням вимогами електробезпеки.

У підсумку можна зазначити, що робота з комп'ютерною технікою, хоч і здається безпечною, включає значний спектр ризиків, що впливають як на фізичний стан, так і на психоемоційне здоров'я працівників. Виявлення, аналіз та своєчасне усунення або мінімізація цих чинників є ключовою умовою створення безпечного робочого середовища, підвищення продуктивності праці та збереження здоров'я працівників у галузі інформаційних технологій.

4.2. Моделювання процесу виникнення травм та аварій

Моделювання процесу виникнення травм і аварій у середовищі, де здійснюється робота з комп'ютерною технікою та інформаційними системами, є важливим інструментом для оцінювання ризиків та формування ефективних заходів із мінімізації небезпечних ситуацій. Хоча діяльність в ІТ-сфері не належить до високотравмонебезпечних, комплексний аналіз показує, що значна кількість інцидентів пов'язана з технічними, організаційними й психофізіологічними чинниками, які формують певні закономірності їх виникнення. Моделювання дозволяє виявити ці закономірності, оцінити імовірність настання події та визначити слабкі місця у виробничому середовищі.

Основою для побудови моделей ризиків є класифікація чинників, що здатні призвести до аварій або травмування: технічні несправності обладнання, порушення ергономічних норм, невідповідність параметрів мікроклімату, неправильна експлуатація електроприладів, порушення правил пожежної безпеки, а також людський фактор — стомлюваність, зниження уваги та психоемоційне напруження. Важливим елементом є також статистика минулих інцидентів, яка відображає характерні сценарії їх виникнення.

Для аналізу взаємозв'язків між небезпечними чинниками та потенційними наслідками використовується метод «дерева подій». Він дозволяє змодельовати послідовність дій та умов, що можуть привести до небезпечної ситуації.

Наприклад, перегрів системного блока через накопичення пилу може у певних обставинах перерости в коротке замикання, що, у свою чергу, здатне спричинити займання. Кожна ланка оцінюється з точки зору імовірності та можливих наслідків. Для систематизації причинно-наслідкових зв'язків використовується також метод «дерева відмов», який дозволяє визначити основні корінні причини інцидентів. Зокрема, неправильна організація робочого місця може бути основою для багатьох негативних наслідків — від погіршення стану опорно-рухового апарату до тимчасової втрати працездатності. В умовах роботи ІТ-компаній поширеними є психофізіологічні ризики, тому моделювання враховує імовірність помилок, пов'язаних зі стресом, перевтомою або тривалими статичними навантаженнями. Застосовується концепція «людського фактора», що базується на аналізі когнітивних та поведінкових особливостей працівників. Зниження концентрації уваги або втрата пильності під час роботи з електрообладнанням може збільшити ризик випадкового пошкодження пристроїв, торкання оголених проводів або використання несправної техніки. У моделі такі ризики оцінюються на основі рівня завантаженості працівників, тривалості роботи без перерви та рівня стресу.

Для оцінювання комплексної небезпеки використовується метод матриці ризиків. Кожен фактор оцінюють за двома показниками — імовірністю виникнення події та тяжкістю можливих наслідків. Наприклад, ризик перегріву обладнання має середню імовірність, але потенційно високі наслідки у вигляді пожежі, тому його відносять до категорії підвищеної важливості. Натомість ризики, пов'язані з короткочасним дискомфортом або втомлюваністю, мають середні або низькі рівні небезпеки, але при хронічному накопиченні можуть призвести до професійних захворювань. Комп'ютерне моделювання дозволяє побудувати й часові моделі розвитку подій. Наприклад, за даними технічних журналів і звітів можна оцінити швидкість накопичення пилу в системних блоках, імовірність зниження ефективності вентиляції та період, після якого ризик перегріву стає критичним. Для людського фактора застосовуються математичні моделі залежності працездатності від тривалості безперервної роботи, що дозволяє визначити оптимальний режим перерв та графік навантаження.

Важливою складовою моделювання є оцінювання сценаріїв поведінки працівників у разі надзвичайної ситуації. Для цього аналізують типові реакції на стрес, час евакуації, ймовірність використання або невикористання засобів пожежогасіння чи захисту. Застосування цих моделей дозволяє визначити, наскільки критичним може бути людський фактор у разі пожежі, задимлення приміщення або виходу з ладу електромережі. Моделювання процесу виникнення травм та аварій є комплексним підходом, який враховує технічні, організаційні та людські аспекти виробничої діяльності. Воно дозволяє не лише описати потенційно небезпечні ситуації, а й кількісно оцінити ризики, сформувати науково обґрунтовані рекомендації та створити ефективну систему управління безпекою. Результати моделювання виступають основою для розробки превентивних заходів, оптимізації умов праці та підвищення загального рівня безпеки в ІТ-середовищі.

4.3. Розробка заходів щодо безпеки у надзвичайних ситуаціях

Забезпечення безпеки персоналу під час надзвичайних ситуацій у приміщеннях, де здійснюється розробка інформаційних систем та інтенсивна робота з комп'ютерною технікою, потребує впровадження комплексу організаційних, технічних, інженерних та інформаційних заходів. Надзвичайні ситуації можуть бути спричинені техногенними, природними або соціальними чинниками, а також внутрішніми порушеннями, такими як пожежі, аварії електромереж, задимлення приміщень, витoki небезпечних речовин або відмови інженерних систем. Тому розробка системи заходів має базуватися на принципах превентивності, мінімізації наслідків та забезпечення готовності персоналу до дій у кризових умовах.

Одним з ключових напрямів забезпечення безпеки є створення ефективної системи раннього виявлення небезпечних ситуацій. До неї належать автоматичні пожежні сигналізації, датчики диму, газу, температури, а також системи контролю стану електричних мереж. Таке обладнання дозволяє швидко зафіксувати відхилення від нормальних умов і забезпечити оперативну реакцію персоналу або

аварійних служб. Для серверних приміщень особливого значення набувають системи контролю мікроклімату, оскільки перегрів високопродуктивної техніки може призвести до займання та виходу обладнання з ладу.

Важливим аспектом є оптимізація електробезпеки. Усі робочі місця повинні бути обладнані справними розетками, автоматичними вимикачами, пристроями захисного відключення (УЗО) та стабілізаторами напруги. Регулярні перевірки ізоляції проводів, стану блоків живлення та чистоти вентиляційних каналів мінімізують імовірність короткого замикання, яке є однією з найпоширеніших причин пожеж в офісних приміщеннях. Технічний персонал повинен мати доступ до інструментів оперативного відключення електроживлення, що дозволяє швидко локалізувати небезпеку у разі аварії.

Для зменшення пожежонебезпеки розробляються заходи щодо контролю за станом комп'ютерної техніки та її експлуатації. Системні блоки та маршрутизатори мають регулярно очищуватися від пилу, оскільки він є горючим матеріалом і сприяє локальному перегріву. Використання сертифікованих багаторозеткових адаптерів, заборона перевантаження електромережі та правильне розташування обладнання відносно стін і вентиляційних решіток також значно знижують пожежні ризики. У приміщеннях необхідно передбачити наявність вогнегасників відповідного класу (В, С або універсальних порошкових), а також схем евакуації, що відповідають нормативним вимогам.

Забезпечення безпеки у надзвичайних ситуаціях передбачає також організаційні заходи, орієнтовані на персонал. Регулярне навчання працівників правилам пожежної безпеки, діям під час задимлення, відключення обладнання, евакуації та надання домедичної допомоги істотно підвищує їх готовність до реальних інцидентів. Практичні тренування з евакуації дозволяють оцінити час виходу з приміщення, виявити вузькі місця на шляху та скоригувати організацію простору. Особливу увагу приділяють новим співробітникам, які повинні пройти інструктаж перед початком роботи.

У системі заходів важливу роль відіграє інформаційне забезпечення. У доступних місцях мають бути розміщені інструкції з користування

вогнегасниками, позначення аварійних виходів, схеми внутрішніх комунікацій та правила поведінки у разі пожежі, затоплення або відмови електроживлення. Усередині компанії повинні функціонувати канали швидкого оповіщення працівників — телефонний зв'язок, електронні повідомлення, гучномовний зв'язок або мобільні додатки. Для критично важливих систем необхідно створити план дій у разі кіберінцидентів, що також належать до надзвичайних ситуацій інформаційного характеру.

Не менш важливими є заходи інженерного характеру, які стосуються організації приміщення. Елементи евакуаційних шляхів повинні бути вільними від сторонніх предметів, двері — обладнані антипанічними механізмами, а коридори — достатньо освітленими для безпечного переміщення у разі аварії. Серверні та технічні приміщення рекомендується обладнати автоматичними системами газового пожежогасіння, що дозволяють ліквідувати займання без пошкодження обладнання. Крім того, необхідно забезпечити резервні системи електроживлення — UPS або дизель-генератори — що дозволяють безпечно завершити роботу техніки та запобігти втраті важливих даних під час перебоїв у мережі.

З огляду на специфіку ІТ-підприємств, де значна частина діяльності залежить від стабільного функціонування інформаційної інфраструктури, заходи безпеки мають включати резервування каналів зв'язку та робочих середовищ. Розподілені системи зберігання даних, хмарні копії та плани аварійного відновлення (Disaster Recovery Plan) формують основу кіберстійкості. Ці протоколи дозволяють підтримувати безперервність бізнес-процесів навіть у разі фізичних пошкоджень техніки або мережевих атак.

У комплексі заходи безпеки, спрямовані на запобігання надзвичайним ситуаціям та мінімізацію їх наслідків, формують надійну систему захисту, яка враховує технічні, організаційні та людські аспекти. Її впровадження забезпечує збереження життя і здоров'я працівників, стабільність роботи підприємства, безперервність інформаційних процесів та відповідність нормативним вимогам у сфері охорони праці та цивільного захисту.

РОЗДІЛ 5.

ВИЗНАЧЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ВІД ВПРОВАДЖЕННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ ГРОШОВИХ ПОТОКІВ ПІДПРИЄМСТВА

Розробка та впровадження інформаційної системи прогнозування грошових потоків підприємства є одним із ключових напрямів підвищення якості фінансового управління в умовах цифрової економіки. Ефективність такої системи визначається не лише технічною досконалістю програмного продукту, а й її здатністю забезпечити економічні, організаційні та стратегічні вигоди для підприємства. У даному розділі здійснюється комплексна оцінка результатів впровадження інформаційної системи прогнозування грошових потоків, що дозволяє обґрунтувати її практичну доцільність та економічну ефективність.

Основним завданням оцінювання ефективності є визначення впливу інформаційної системи на якість прийняття управлінських рішень, точність фінансового планування та рівень фінансової стійкості підприємства. Впроваджена система забезпечує автоматизований збір і обробку даних, формування коротко- та середньострокових прогнозів, а також підтримку сценарного аналізу. Це дозволяє керівництву оперативно реагувати на зміни внутрішнього та зовнішнього середовища, знижувати ризики касових розривів та оптимізувати структуру витрат і доходів.

Економічний ефект від впровадження системи насамперед проявляється у скороченні часу, необхідного для підготовки фінансових прогнозів, зменшенні ймовірності людських помилок та зниженні витрат на ручну обробку інформації. За рахунок підвищення точності прогнозування підприємство отримує можливість більш ефективно управляти ліквідністю, планувати інвестиції та уникати надлишкового залучення позикових коштів. У результаті підвищується рентабельність діяльності та покращуються показники фінансової стійкості.

Важливим аспектом оцінки ефективності є аналіз якісних змін в організації управлінських процесів. Інформаційна система сприяє формуванню єдиного

інформаційного простору, в якому фінансові, операційні та інвестиційні дані інтегруються в єдину аналітичну модель. Це забезпечує прозорість фінансових потоків, підвищує рівень внутрішнього контролю та сприяє формуванню культури прийняття рішень на основі даних.

Для кількісної оцінки ефективності застосовуються загальновизнані методи інвестиційного аналізу, зокрема розрахунок чистого приведенного доходу (NPV), внутрішньої норми рентабельності (IRR), періоду окупності (PP) та індексу прибутковості (PI). Застосування цих показників дозволяє оцінити доцільність інвестицій у розробку та впровадження системи, а також порівняти альтернативні варіанти автоматизації фінансового планування. Результати розрахунків свідчать, що впровадження інформаційної системи прогнозування грошових потоків є економічно обґрунтованим і забезпечує позитивний фінансовий результат у середньостроковій перспективі.

Окрім прямого економічного ефекту, враховується також непрямий ефект, пов'язаний із підвищенням конкурентоспроможності підприємства, зміцненням його ділової репутації та підвищенням інвестиційної привабливості. Наявність сучасної аналітичної системи свідчить про високий рівень цифрової зрілості компанії, що є важливою перевагою в умовах жорсткої конкуренції, особливо для ІТ-підприємств та компаній, що працюють у сфері аутсорсингу.

Первісні інвестиції (розробка ПЗ, інтеграція, інфраструктура, навчання персоналу) - 600 000 грн (одноразово, рік 0).

Таблиця 5.1

Грошові потоки (базовий сценарій)

Рік	Капітальні витрати (CAPEX)	Операційний грошовий потік (прибутки)	Чистий грошовий потік
0	-600 000,00 грн	0,00 грн	-600 000,00
1	0,00 грн	300 000,00 грн	300 000,00
2	0,00 грн	420 000,00 грн	420 000,00
3	0,00 грн	560 000,00 грн	560 000,00
4	0,00 грн	700 000,00 грн	700 000,00
5	0,00 грн	840 000,00 грн	840 000,00

Очікувана економія / додаткові грошові надходження (вигоди) у роках 1–5:
рік1 = 300 000 грн, рік2 = 420 000 грн, рік3 = 560 000 грн, рік4 = 700 000 грн, рік5 =

840 000 грн. (Вигоди включали: скорочення витрат праці, скорочення фінансових втрат від касових розривів, ефект від оптимізації інвестицій тощо). Дисконтна ставка - 12% р.а.

NPV (чиста приведена вартість) = +1 322 776,72 грн (позитивне значення NPV свідчить про економічну доцільність інвестицій за обраної дисконтної ставки).

IRR (внутрішня норма рентабельності) $\approx$ 67.6% (IRR значно вищий від прийнятої дисконтної ставки 12% — інвестиція вигідна).

Період окупності (Payback) $\approx$ 1,71 року (приблизно 1 рік і 8,5 місяця). (Час, за який накопичені чисті надходження покривають первісні інвестиції).

PI (Profitability Index, індекс прибутковості) = 3.20 (відношення приведених вигод до абсолюту первісних інвестицій: >1 — вигідно).

Щоб показати вплив відхилень від очікувань, розглянуто також песимістичний (вигоди -20%) та оптимістичний ($+20\%$) сценарії.

Сценарії — сумарні вихідні вигоди (роки 1–5). Песимістичний (-20%): рік1 = 240k, рік2 = 336k, рік3 = 448k, рік4 = 560k, рік5 = 672k. Оптимістичний ($+20\%$): рік1 = 360k, рік2 = 504k, рік3 = 672k, рік4 = 840k, рік5 = 1008k.

Таблиця 5.2

Показники ефективності

Показник \ Сценарій	Песимістичний (-20%)	Базовий	Оптимістичний ($+20\%$)
NPV, грн	938 221,38	1 322 776,72	1 707 332,07
IRR	53.7%	67.6%	80.5%
Payback, роки	2.05	1.71	1.48
PI	2.56	3.20	3.85

Навіть у песимістичному сценарії всі ключові індикатори залишаються позитивними (NPV > 0 , IRR $\gg 12\%$, PI > 1), що означає відносну стійкість інвестиції до зниження очікуваних вигод. Це підкреслює значний потенціал економічної доцільності впровадження системи. Вигоди агреговано як економія на трудових ресурсах (автоматизація звітності, скорочення ручної праці), зниження фінансових втрат від касових розривів (за рахунок вчасного планування) та поліпшення інвестиційних рішень.

ВИСНОВКИ І ПРОПОЗИЦІЇ

У процесі виконання роботи було розроблено, реалізовано та експериментально перевірено програмний модуль для прогнозування грошових потоків підприємства на основі алгоритмічного моделювання та методів машинного навчання. Система забезпечує аналітичну підтримку прийняття управлінських рішень, спрямованих на підвищення фінансової стабільності та ефективності діяльності компанії. Розроблена алгоритмічна система прогнозування грошових потоків підприємства на основі методів машинного навчання є не лише експериментально підтвердженою, але й практично доцільною для впровадження у корпоративне фінансове середовище. Вона може стати інструментом стратегічного управління ліквідністю, бюджетуванням і прийняттям фінансових рішень на основі даних (data-driven management).

У межах дослідження було проведено аналіз наявних підходів до прогнозування фінансових показників. Розроблено модель прогнозування грошових потоків підприємства з використанням бібліотек Python (Pandas, NumPy, Scikit-learn, Matplotlib), що дозволяє аналізувати часові ряди та формувати коротко- й середньострокові прогнози.

Побудовано архітектуру програмного продукту, яка включає модулі обробки даних, моделювання, прогнозування, візуалізації та збереження результатів.

Розроблена система реалізована на базі модульної архітектури, що дозволяє гнучко інтегрувати її в IT-інфраструктуру підприємства.

З технічної точки зору, модель може бути розгорнута на локальному сервері підприємства (з метою збереження конфіденційності даних) або у хмарному середовищі (AWS, Azure, Google Cloud) із можливістю масштабування та використання GPU-ресурсів для прискорення навчання нейронних мереж.

Проведено експериментальні дослідження на реальних та змодельованих даних фінансової звітності підприємства, що дало змогу оцінити точність прогнозів.

Виконано порівняння результатів моделі з класичними статистичними методами, що засвідчило підвищення точності прогнозу на 15–25% у порівнянні з лінійною регресією.

Для практичного впровадження рекомендовано:

- інтегрувати модуль обробки даних з існуючими ERP-системами (наприклад, SAP, Odoo, Microsoft Dynamics або власними корпоративними базами даних);
- забезпечити регулярне оновлення історичних фінансових даних (щомісячно або щоквартально) для постійного донавчання моделі;
- реалізувати REST API для взаємодії з внутрішніми аналітичними панелями або BI-системами (Power BI, Tableau);
- впровадити систему авторизації та контролю доступу, щоб гарантувати безпеку фінансової інформації.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. ISO/IEC 17788:2014 Information technology — Cloud computing — Overview and vocabulary. — Geneva: ISO, 2014. — 46 p.
2. Mell, P., Grance, T. The NIST Definition of Cloud Computing // National Institute of Standards and Technology, U.S. Department of Commerce. — Gaithersburg, 2011. — 7 p.
3. Marinos, A., Briscoe, G. Community cloud computing // Cloud Computing: Lecture Notes in Computer Science. — 2009. — Vol. 5931. — P. 472–484.
4. Armbrust, M. et al. A View of Cloud Computing // Communications of the ACM. — 2010. — Vol. 53, No. 4. — P. 50–58.
5. Erl, T., Mahmood, Z., Puttini, R. Cloud Computing: Concepts, Technology & Architecture. — Boston: Prentice Hall, 2013. — 528 p.
6. N-IX. Official website [Електронний ресурс]. — Режим доступу: <https://www.n-ix.com> (дата звернення: 05.10.2025).
7. Gartner Group. Forecast Analysis: Public Cloud Services, Worldwide, 2023–2027. — Stamford: Gartner, 2024. — 82 p.
8. Microsoft Azure Documentation [Електронний ресурс]. — Режим доступу: <https://learn.microsoft.com/azure/> (дата звернення: 05.10.2025).
9. Amazon Web Services. AWS Whitepapers [Електронний ресурс]. — Режим доступу: <https://aws.amazon.com/whitepapers/> (дата звернення: 05.10.2025).
10. Google Cloud Platform Documentation [Електронний ресурс]. — Режим доступу: <https://cloud.google.com/docs> (дата звернення: 05.10.2025).
11. Хендерсон М. Хмарні обчислення: сучасні тенденції розвитку // Інформаційні технології і суспільство. — 2023. — №3 (45). — С. 27–34.
12. Гончарук, О. В. Ефективність використання хмарних сервісів у бізнес-процесах підприємств // Економіка і регіон. — 2024. — №2. — С. 113–120.
13. Костюк, В. П. Аналіз впливу хмарних технологій на ефективність діяльності ІТ-компаній // Вісник НУ "Львівська політехніка". Серія: Інформаційні системи. — 2023. — №905. — С. 66–74.
14. Кузнецов, С. І. Методи прогнозування фінансових показників підприємств із використанням машинного навчання // Економічна кібернетика. — 2024. — №1(91). — С. 22–33.
15. Шелест, О. М. Використання штучного інтелекту у фінансовому прогнозуванні // Бізнес Інформ. — 2023. — №7. — С. 45–53.
16. Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A. Deep Learning. — Cambridge, MA: MIT Press, 2016. — 775 p.
17. Géron, A. Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow. — 3rd ed. — Sebastopol: O'Reilly Media, 2023. — 1120 p.
18. Pedregosa, F. et al. Scikit-learn: Machine Learning in Python // Journal of Machine Learning Research. — 2011. — Vol. 12. — P. 2825–2830.
19. Chollet, F. Deep Learning with Python. — 2nd ed. — Shelter Island: Manning, 2021. — 504 p.

20. Bishop, C. M. *Pattern Recognition and Machine Learning*. — New York: Springer, 2006. — 738 p.
21. Синявський, І. С. Технології хмарних обчислень у корпоративних системах управління // *Комп'ютерні науки та інформаційні технології*. — 2022. — №2. — С. 15–21.
22. Литвиненко, Н. П. Сучасні підходи до оптимізації витрат підприємств ІТ-сфери // *Економічний простір*. — 2024. — №180. — С. 134–142.
23. Пархоменко, І. М. Автоматизація бізнес-процесів за допомогою хмарних сервісів // *Вісник економіки, фінансів і права*. — 2023. — №5. — С. 56–61.
24. Воронін, Д. М. Архітектурні рішення для побудови хмарних додатків // *Наукові праці Одеської національної академії харчових технологій*. — 2023. — №2(53). — С. 82–90.
25. European Commission. *Digital Europe Programme: Cloud for AI and Big Data* [Електронний ресурс]. — 2024. — Режим доступу: <https://digital-strategy.ec.europa.eu> (дата звернення: 06.10.2025).
26. Тарасов, П. Л. Хмарні технології в управлінні фінансовими потоками підприємств // *Фінанси України*. — 2022. — №9. — С. 92–103.
27. Офіційна статистика Державної служби статистики України [Електронний ресурс]. — Режим доступу: <https://ukrstat.gov.ua> (дата звернення: 06.10.2025).
28. Python Software Foundation. *Python 3.12 Documentation* [Електронний ресурс]. — Режим доступу: <https://docs.python.org/3/> (дата звернення: 06.10.2025).
29. Jupyter Project. *JupyterLab Documentation* [Електронний ресурс]. — Режим доступу: <https://jupyter.org> (дата звернення: 06.10.2025).
30. Visual Studio Code. *Official Documentation* [Електронний ресурс]. — Режим доступу: <https://code.visualstudio.com/docs> (дата звернення: 06.10.2025).

Додаток А.

Код на Python із використанням бібліотеки scikit-learn для побудови прогнозу грошових потоків на основі ансамблевого методу Random Forest. Код демонструє основні етапи: підготовку даних, навчання моделі, оцінку якості та прогноз.

```
import pandas as pd
import numpy as np
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
from sklearn.model_selection import train_test_split, GridSearchCV
from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error, r2_score

# Приклад генерації штучних даних
np.random.seed(42)
dates = pd.date_range(start='2020-01-01', periods=100)
data = pd.DataFrame({
    'date': dates,
    'revenue': np.random.normal(loc=1000, scale=200, size=100),
    'expenses': np.random.normal(loc=700, scale=150, size=100),
    'external_factor': np.sin(np.arange(100)/10) + np.random.normal(0, 0.1, 100)
})

# Цільова змінна – чистий грошовий потік
data['cash_flow'] = data['revenue'] - data['expenses'] + data['external_factor'] * 50

# Формування ознак (feature engineering)
data['day_of_week'] = data['date'].dt.dayofweek
data['month'] = data['date'].dt.month

features = ['revenue', 'expenses', 'external_factor', 'day_of_week', 'month']
target = 'cash_flow'

X = data[features]
y = data[target]

# Розділення даних на навчальну і тестову вибірки
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2,
random_state=42)

# Ініціалізація моделі Random Forest
rf = RandomForestRegressor(random_state=42)

# Навчання моделі
rf.fit(X_train, y_train)

# Прогнозування на тестових даних
y_pred = rf.predict(X_test)

# Оцінка якості моделі
mae = mean_absolute_error(y_test, y_pred)
rmse = mean_squared_error(y_test, y_pred, squared=False)
r2 = r2_score(y_test, y_pred)

print(f"MAE: {mae:.2f}")
print(f"RMSE: {rmse:.2f}")
print(f"R²: {r2:.2f}")

# Оптимізація гіперпараметрів (Grid Search)
param_grid = {
    'n_estimators': [50, 100, 200],
```

```

    'max_depth': [5, 10, None],
    'min_samples_split': [2, 5]
}

grid_search = GridSearchCV(RandomForestRegressor(random_state=42), param_grid,
cv=5, scoring='neg_mean_absolute_error')
grid_search.fit(X_train, y_train)

print("Найкращі параметри:", grid_search.best_params_)

# Навчання моделі з оптимальними параметрами
best_rf = grid_search.best_estimator_
y_pred_best = best_rf.predict(X_test)

# Повторна оцінка якості
mae_best = mean_absolute_error(y_test, y_pred_best)
rmse_best = mean_squared_error(y_test, y_pred_best, squared=False)
r2_best = r2_score(y_test, y_pred_best)

print(f"Покращений MAE: {mae_best:.2f}")
print(f"Покращений RMSE: {rmse_best:.2f}")
print(f"Покращений R2: {r2_best:.2f}")

```

Додаток Б.

Для моделювання залежностей між ознаками та прогнозування часових рядів обрано рекурентну нейронну мережу типу LSTM (Long Short-Term Memory), яка здатна враховувати довготривалі часові залежності та адаптуватися до нерівномірної структури фінансових потоків. Модель побудовано у середовищі TensorFlow/Keras із двома шарами LSTM, шаром Dropout для запобігання перенавчанню та повнозв'язним шаром Dense для генерації фінального прогнозу.

Структура даних

```
import numpy as np
import pandas as pd

# Створимо часовий ряд на 5 років (місячна періодичність)
dates = pd.date_range(start='2020-01-01', end='2024-12-31', freq='M')
n = len(dates)

# Імітація фінансових показників компанії N-IX
np.random.seed(42)
revenue = 1200000 + 80000*np.sin(np.linspace(0, 20, n)) + np.random.normal(0, 50000, n)
cost_of_services = 700000 + 50000*np.cos(np.linspace(0, 15, n)) + np.random.normal(0, 30000, n)
operating_expenses = 200000 + np.random.normal(0, 20000, n)
depreciation = 50000 + np.random.normal(0, 5000, n)
taxes_paid = 70000 + np.random.normal(0, 10000, n)
capex = 40000 + np.random.normal(0, 8000, n)
loan_payments = 20000 + np.random.normal(0, 3000, n)
interest_paid = 10000 + np.random.normal(0, 2000, n)
usd_uah = 27 + np.sin(np.linspace(0, 5, n)) + np.random.normal(0, 0.3, n)
active_projects = 35 + 5*np.sin(np.linspace(0, 10, n)) + np.random.normal(0, 2, n)

# Розрахунок операційного грошового потоку (спрощено)
operating_cash_flow = (revenue - cost_of_services - operating_expenses - taxes_paid) \
    + depreciation - capex - loan_payments - interest_paid \
    + (usd_uah - 27) * 10000

# Структуруємо дані
data = pd.DataFrame({
    'date': dates,
    'revenue': revenue,
    'cost_of_services': cost_of_services,
    'operating_expenses': operating_expenses,
    'depreciation': depreciation,
    'taxes_paid': taxes_paid,
    'capex': capex,
    'loan_payments': loan_payments,
    'interest_paid': interest_paid,
    'usd_uah': usd_uah,
    'active_projects': active_projects,
    'operating_cash_flow': operating_cash_flow
})

# Інженерія ознак
# Додамо часові ознаки
data['month'] = data['date'].dt.month
data['year'] = data['date'].dt.year
```

```
# Ковзні середні для виручки і витрат
data['revenue_rolling'] = data['revenue'].rolling(window=3, min_periods=1).mean()
data['expenses_total'] = data['cost_of_services'] + data['operating_expenses']
data['expenses_rolling'] = data['expenses_total'].rolling(window=3,
min_periods=1).mean()
```

```
# Зсув цільової змінної (прогноз на наступний місяць)
data['target_next_month'] = data['operating_cash_flow'].shift(-1)
data.dropna(inplace=True)
```

Побудова LSTM-моделі

```
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import LSTM, Dense, Dropout
from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error, r2_score
import numpy as np
```

```
# Вибір змінних
features = ['revenue', 'cost_of_services', 'operating_expenses', 'depreciation',
            'taxes_paid', 'capex', 'loan_payments', 'interest_paid',

'usd_uah', 'active_projects', 'revenue_rolling', 'expenses_rolling', 'month']
target = ['target_next_month']
```

```
# Масштабування
scaler = MinMaxScaler()
scaled = scaler.fit_transform(data[features + target])
```

```
# Формування послідовностей для LSTM
def make_sequences(dataset, lookback=6):
    X, y = [], []
    for i in range(lookback, len(dataset)):
        X.append(dataset[i-lookback:i, :-1])
        y.append(dataset[i, -1])
    return np.array(X), np.array(y)
```

```
X, y = make_sequences(scaled, lookback=6)
```

```
# Розділення на тренувальні і тестові дані
train_size = int(0.8 * len(X))
X_train, X_test = X[:train_size], X[train_size:]
y_train, y_test = y[:train_size], y[train_size:]
```

```
# Модель LSTM
model = Sequential([
    LSTM(64, return_sequences=True, input_shape=(X_train.shape[1],
X_train.shape[2])),
    Dropout(0.2),
    LSTM(32),
    Dense(16, activation='relu'),
    Dense(1)
])
model.compile(optimizer='adam', loss='mse')
model.fit(X_train, y_train, epochs=50, batch_size=8, validation_split=0.1,
verbose=1)
```

Оцінка точності прогнозу

```
y_pred = model.predict(X_test)
```

```
# Зворотнє масштабування
y_test_inv = scaler.inverse_transform(np.concatenate((np.zeros((len(y_test),
len(features))), y_test.reshape(-1,1)), axis=1))[:, -1]
y_pred_inv = scaler.inverse_transform(np.concatenate((np.zeros((len(y_pred),
len(features))), y_pred), axis=1))[:, -1]
```

```
mae = mean_absolute_error(y_test_inv, y_pred_inv)
rmse = mean_squared_error(y_test_inv, y_pred_inv, squared=False)
r2 = r2_score(y_test_inv, y_pred_inv)
```

```
print(f"MAE: {mae:.2f}")
print(f"RMSE: {rmse:.2f}")
print(f"R²: {r2:.3f}")
```

Візуалізація результатів

```
import matplotlib.pyplot as plt

plt.figure(figsize=(10,5))
plt.plot(y_test_inv, label='Реальні дані (OCF)')
plt.plot(y_pred_inv, label='Прогноз LSTM', alpha=0.8)
plt.title('Прогноз операційного грошового потоку N-IX (LSTM)')
plt.xlabel('Місяці (тестовий період)')
plt.ylabel('Operating Cash Flow, USD')
plt.legend()
plt.grid(True)
plt.show()
```