

**ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ
ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
КАФЕДРА ІНЖЕНЕРІЇ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ**

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на тему: «Методика аналізу та контролю особистих фінансів
з використанням технологій штучного інтелекту»

на здобуття освітнього ступеня магістра
зі спеціальності 121 Інженерія програмного забезпечення
освітньо-професійної програми «Інженерія програмного забезпечення»

*Кваліфікаційна робота містить результати власних досліджень. Використання
ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело*

_____ Максим ФЕДОРЕНКО
(підпис)

Виконав: здобувач вищої освіти групи ПДМ-61
_____ Максим ФЕДОРЕНКО

Керівник: _____ Ірина ЗАМРІЙ
д.т.н., доцент

Рецензент: _____
науковий ступінь,
вчене звання

Київ 2025

**ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ**

Навчально-науковий інститут інформаційних технологій

Кафедра Інженерії програмного забезпечення

Ступінь вищої освіти Магістр

Спеціальність 121 Інженерія програмного забезпечення

Освітньо-професійна програма «Інженерія програмного забезпечення»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

Інженерії програмного забезпечення

_____ Ірина ЗАМРІЙ

«_____» _____ 2024 р.

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

_____ Федоренку Максиму Леонідовичу _____

1. Тема кваліфікаційної роботи: «Методика аналізу та контролю особистих фінансів з використанням технологій штучного інтелекту»

керівник кваліфікаційної роботи Ірина ЗАМРІЙ, д.т.н., доцент,

затверджені наказом Державного університету інформаційно-комунікаційних технологій від «15» жовтня 2024 р. № 320.

2. Строк подання кваліфікаційної роботи «17» грудня 2024 р.

3. Вихідні дані до кваліфікаційної роботи: науково-технічна література, моделі штучного інтелекту, методи планування особистих фінансів, вимоги до ефективності планування особистого бюджету.

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

1. Аналіз предметної галузі

2. Аналіз моделей штучного інтелекту для розробки методики

3. Розробка методики аналізу та контролю особистих фінансів із використанням штучного інтелекту
4. Підсумковий огляд розробленої методики

5. Перелік ілюстративного матеріалу: *презентація*

1. Порівняльна характеристика

2. Математична модель прогнозу витрат

3. Графік прогнозу витрат на грудень

4. Математична модель виявлення аномалій у транзакціях

5. Алгоритм для обробки особистих фінансів

6. Діаграма діяльності системи

7. Практичний результат. Фінансова панель управління «Розумні висновки»

8. Практичний результат. Витрати за категоріями та графік витрат

9. Практичний результат. Чат з ШІ-помічником

10. Результат моделювання аналізу особистих даних

11. Висновки

6. Дата видачі завдання «16» жовтня 2024 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз наявної науково-технічної літератури	16.10.2024-23.10.2024	
2	Вивчення матеріалів для аналізу ведення особистих фінансів	24.11.2024	
3	Дослідження моделей штучного інтелекту для прогнозування та генерації текстових даних	25.11.2024-26.11.2024	
4	Аналіз можливості застосування штучного інтелекту в особистих фінансах	27.11.2024	
5	Дослідження мовних моделей нейронних мереж	28.11.2024-29.11.2024	
6	Розробка алгоритму використання штучного інтелекту для прогнозування, генерації підказок та виявлення аномалій у особистих фінансах	30.10.2024-3.11.2024	
7	Оформлення роботи: вступ, висновки, реферат	04.11.2024-17.11.2024	
8	Розробка демонстраційних матеріалів	18.11.2024-24.11	
9	Попередній захист роботи	26.11.2024	

Здобувач вищої освіти

_____ (підпис)

Максим ФЕДОРЕНКО

Керівник

кваліфікаційної роботи

_____ (підпис)

Ірина ЗАМРІЙ

РЕФЕРАТ

Текстова частина кваліфікаційної роботи на здобуття освітнього ступеня магістра: 96 стор., 5 табл., 25 рис., 37 джерел.

Мета роботи – покращення процесів планування та організації особистих фінансів завдяки використанню штучного інтелекту та агрегації даних під єдину систему управління.

Об'єкт дослідження – процес аналізу особистих фінансів.

Предмет дослідження – метод підвищення якості планування особистих фінансів за допомогою технологій штучного інтелекту.

Короткий зміст роботи: У роботі досліджено можливість використання штучного інтелекту для покращення управління особистими фінансами із застосуванням різних методів прогнозування бюджету. Проведено аналіз сучасних моделей нейронних мереж, орієнтованих на прогнозування та генерацію тексту. Розроблено та оптимізовано механізми структурування особистих даних з різних джерел в єдиному інтерфейсі для зручного планування та моніторингу особистих витрат і доходів. Також проведено експерименти з різними вихідними фінансовими даними, для оптимізації роботи штучного інтелекту та покращити його рекомендації та зауваження.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ, ФІНАНСИ, ПРОГНОЗУВАННЯ, АНАЛІЗ ДАНИХ, БЮДЖЕТ

ABSTRACT

Text part of the master's qualification work: 96 pages, 25 pictures, 5 table, 37 sources.

The purpose of the work - optimization of the processes of planning and organizing personal finances through the use of artificial intelligence and data aggregation under a single management system.

Object of research – the process of analyzing finances.

Subject of research – a method of improving the quality of personal finance planning using artificial intelligence technologies.

Summary of the work: The work investigates the possibility of using artificial intelligence to improve personal finance management using various methods of budget forecasting. The analysis of modern neural network models focused on forecasting and text generation is carried out. Mechanisms for structuring personal data from various sources in a single interface for convenient planning and monitoring of personal expenses and income were developed and optimized. Experiments were also conducted with various initial financial data to optimize the work of artificial intelligence and improve its recommendations and comments.

KEYWORDS: ARTIFICIAL INTELLIGENCE, FINANCE, FORECASTING,
DATA ANALYSIS, BUDGET

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ.....	10
ВСТУП.....	11
1. АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ГАЛУЗІ	13
1.1 Методики введення фінансів.....	13
1.1.1 Традиційні методи.....	13
1.1.2 Сучасні методи та підходи.....	16
1.2 Аналіз додатків для ведення особистих фінансів	19
1.2.1 Excel, Google Sheets.....	19
1.2.2 Mint.....	21
1.2.3 YNAB (You Need A Budget).....	22
1.2.4 PocketSmith	24
1.2.5 Порівняльна характеристика додатків	26
1.3 Психологічні та безпекові аспекти управління особистими фінансами	28
1.3.1 Вплив емоцій на фінансові рішення.....	28
1.3.2 Сучасні методи захисту даних у фінансових додатках	29
1.3.3 Поведінковий вплив додатків із використанням штучного	
інтелекту	31
2. АНАЛІЗ МОДЕЛЕЙ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ РОЗРОБКИ	
МЕТОДИКИ.....	33
2.1 Штучний інтелект у фінансових технологіях	33
2.1.1 Як ШІ застосовується у сфері фінансів.....	33
2.1.2 Основні переваги використання ШІ в управлінні	
особистими фінансами	35
2.1.3 Які моделі краще підходять для аналізу особистих фінансів	37
2.1.4 Оцінка простоти впровадження та точності моделей	40
2.2 Огляд моделей машинного навчання	42
2.2.1 Лінійна регресія.....	42
2.2.2 Random Forest Regressor для прогнозування витрат.....	43
2.2.4 Gradient Boosting для генерації порад	45

2.2.5	Isolation Forest для виявлення аномалій	48
2.2.6	Зведена таблиця аналізу ІШ.....	50
2.3	Технології роботи з текстом для взаємодії з користувачем	52
2.3.1	Чат-боти та генерація відповідей за допомогою LLM	52
2.3.2	Порівняльний аналіз провідних великих мовних моделей (LLM)	53
3.	РОЗРОБКА МЕТОДИКИ АНАЛІЗУ ТА КОНТРОЛЮ ОСОБИСТИХ ФІНАНСІВ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ	57
3.1	Основна ціль методики	57
3.2	Огляд математичних моделей	58
3.2.1	Модуль прогнозування.....	58
3.2.2	Модуль контролю витрати та генерації підказок	62
3.2.3	Модуль спілкування	68
3.3	Реалізація та технічна інтеграція	72
3.3.1	Технології розробки	72
3.3.2	Архітектура додатку.....	74
3.3.3	Прототип візуалізації роботи методики	77
4.	ТЕСТУВАННЯ РОЗРОБЛЕНОЇ МЕТОДИКИ	81
4.1	Результати тестування	81
4.1.1	Генерація тестових даних	81
4.1.2	Тестування модулю прогнозування	82
4.1.4	Тестування модулю виявлення аномальних транзакцій	87
4.3	Інноваційність та практична цінність розробленої методики	91
4.4	Можливі покращення та подальший розвиток.....	93
	ВИСНОВКИ	95
	ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ	97
	ДОДАТОК А. ДЕМОНСТРАЦІЙНІ МАТЕРІАЛИ.....	101
	ДОДАТОК Б. ЛІСТИНГИ ОСНОВНИХ МОДУЛІВ.....	109

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

ШІ - Штучний інтелект.

API - Application Programming Interface

YNAB - You Need A Budget

REST API - Representational State Transfer Application Programming Interface

gRPC - Remote Procedure Call framework

Kafka - Apache Kafka

JWT - JSON Web Token

AES - Advanced Encryption Standard

CSV - Comma-Separated Values

LLM - Large Language Model

ВСТУП

Неможливо уявити світ без торгівлі, продажів та грошей. Цей елемент співпраці між людьми існує тисячі років і постійно еволюціонує та вдосконалюється. Сьогодні особисті фінанси переважно представлені в електронному вигляді. Такий спосіб управління грошима зарекомендував себе у суспільстві завдяки своїй швидкості, надійності та, головне, зручності. Щодня по всьому світу здійснюються мільйони транзакцій через сервіси на кшталт Google Pay чи Apple Pay, відбуваються регулярні списання коштів на підписки та численні онлайн-покупки. Хоча ці вдосконалення несуть беззаперечну користь, вони також мають певні недоліки. Люди все частіше втрачають контроль над своїми фінансами: покупки здійснюються імпульсивно, без належного аналізу. Спрощені процеси управління особистими коштами призводять до зниження рівня фінансової грамотності. Крім того, збільшення кількості банківських рахунків, електронних гаманців та інших фінансових інструментів створює додатковий хаос у веденні особистих фінансів. Багато людей мають декілька таких сховищ одночасно, що ускладнює контроль і планування витрат. З огляду на ці виклики, виникає необхідність у створенні нових підходів до аналізу та управління особистими фінансами, які допоможуть людям краще розуміти свої фінансові звички та приймати більш усвідомлені рішення.

Для досягнення цієї мети пропонується залучення сучасних та популярних технологій, зокрема штучного інтелекту. Використання нейронних мереж не лише допоможе мінімізувати можливі помилки, але й дозволить адаптувати модель таким чином, щоб вона була максимально інтегрована у фінансове життя користувача, враховуючи різноманітні фактори. Цей підхід надасть моделі можливість приймати високоякісні та максимально персоналізовані рішення. Завдяки цьому користувачі не тільки зможуть краще розуміти та орієнтуватися у своїх фінансових справах, але й отримають інструменти для оптимізації своїх витрат, більш ефективного планування бюджету та довгострокового фінансового планування. Інтеграція штучного інтелекту у процеси управління фінансами

сприятиме підвищенню рівня фінансової грамотності та забезпеченню більш відповідального підходу до прийняття рішень у цій сфері.

Наукова новизна даної роботи полягає у застосуванні штучного інтелекту для виконання всіх можливих операцій, а не лише для статичних розрахунків, як це часто практикується. Унікальність підходу також полягає у врахуванні додаткових факторів впливу, таких як поведінкові аспекти користувачів, динамічні зміни в середовищі та індивідуальні фінансові звички. Крім того, у роботі використано елементи гейміфікації, що сприяє підвищенню залученості користувачів та полегшує освоєння фінансових інструментів. Цей підхід дає змогу зробити аналіз і управління фінансами гнучкішим, інтуїтивно зрозумілим і точнішим. Замість стандартних алгоритмів, які часто обмежуються фіксованими параметрами, пропонується інтеграція адаптивних моделей, здатних підлаштовуватися під унікальні потреби кожного користувача. Це відкриває нові перспективи для глибшого розуміння фінансової поведінки та формування індивідуальних стратегій оптимізації витрат і планування бюджету.

Мета роботи – покращення процесів планування та організації особистих фінансів завдяки використанню штучного інтелекту та агрегації даних під єдину систему управління.

Об'єкт дослідження – процес аналізу особистих фінансів.

Предмет дослідження – метод підвищення якості планування особистих фінансів за допомогою технологій штучного інтелекту.

Для досягнення мети вирішувалися наступні завдання:

1. Аналіз існуючих підходів до ведення особистих фінансів.
2. Дослідження алгоритмів штучного інтелекту
3. Розробка алгоритму обробки фінансів з використанням ШІ
4. Проведення моделювання поведінки системи та аналіз отриманих результатів.

1. АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ГАЛУЗІ

1.1 Методики введення фінансів

Методики та поради ведення особистих фінансів існує чимало. Усі вони є лише рекомендаціями, спрямованими на допомогу користувачам у заощадженні коштів та збільшенні свого особистого капіталу. Це сприяє більш раціональному та спокійному життю. Накопичений капітал надає відчуття стабільності й впевненості у завтрашньому дні, адже ніхто не може передбачити, коли і для чого можуть знадобитися збережені кошти.

1.1.1 Традиційні методи

Спершу необхідно розглянути традиційні методи ведення особистих фінансів. Ці підходи були притаманні у ті часи коли інтернет та цифровізація не були настільки інтегровані у наше життя. Сучасні системи управління коштами, беруть свій початок саме з цих давно перевірених практик.

У сучасному світі необхідно вміло управляти особистими фінансами, тому що це є ключовим чинником досягнення фінансової грамотності та спокою щодо особистих коштів. Щоб забезпечити собі успіх у цьому, потрібно використовувати найефективніший інструмент, а саме особисте бюджетування - фактично планування бюджету та розподіл доходів. Це дозволяє більш чітко контролювати витрати, накопичувати особистий капітал та досягати особистих фінансових цілей. Існує декілька унікальних підходів до реалізації цього інструменту.

Перший і доволі популярний з підходів це є (правило 50/30/20), яке пропонує розподіл доходів на три основні категорії: 50% на базові потреби, 30% на бажання та 20% на заощадження чи погашення боргів. Це простий і чітко зрозумілий підхід, але він працює лише при стабільних і постійних доходах. Але він надає впевненості у своїх фінансах, адже людина чітко розуміє, на що вона може собі дозволити і що це не вплине на основні потреби.

Наступний метод це лінійний бюджет (Line-Item Budget), який передбачає детальну класифікацію витрат за категоріями. Він надає можливість розуміти, куди та на що йдуть витрати, а також чітко розуміння скільки грошей можна витрати на свої особисті потреби чи розваги. Але цей метод має і мінус, він потребує більше часу та дисципліни для ведення, що може бути проблемою для деяких людей.

Нульовий бюджет (Zero-Based Budget) пропонує, щоб кожна одиниця доходу була розподілена за категоріями витрат чи заощаджень таким чином, щоб залишок бюджету наприкінці місяця дорівнював нулю. Цей підхід, за своєю особливістю, є дуже статичним: він передбачає чітко встановлені правила, яких слід дотримуватися, щоб план, складений на початку місяця, був виконаний, а результат відповідає заданому балансу. Однак цей метод може здаватися складним і менш гнучким порівняно з іншими підходами, особливо для тих, хто не звик до детального фінансового планування.

Метод системи конвертів (Envelope System) базується на розподілі готівки за категоріями витрат у фізичних конвертах. Це дуже відомий і популярний спосіб ведення особистих фінансів, адже його напряду копіюють відомі банки у вигляді електронних конвертів, банок чи скарбничок. Цей метод забезпечує візуальний контроль витрат, тому що наочно видно, де і які гроші зберігаються, і який конверт можна використовувати для своїх потреб. Це також дозволяє легше візуально оцінити фінансову ситуацію на даний момент. Утім, у сучасному цифровому світі, де більшість фінансових операцій відбувається онлайн, цей підхід може бути менш зручним, оскільки у випадку фізичних конвертів він підходить лише для готівки в контексті традиційного планування. Кожен із цих методів по-своєму ефективний і підходить для людей з різними уподобаннями. Головна суть цих методів полягає в дисциплінованому та чіткому плануванні особистого бюджету наперед, а також у ясному усвідомленні своєї фінансової ситуації. Використання цих методів може значно підвищити рівень фінансової стабільності та допомогти досягти довгострокових фінансових цілей. У межах цієї роботи планується детальне дослідження інтеграції цих методів із сучасними технологіями штучного інтелекту для автоматизації бюджетування [1]. У сучасному підході до управління

особистими фінансами ключовим є не лише формування бюджету, але й усвідомлення власних фінансових пріоритетів, що дозволяє більш раціонально розподіляти ресурси. Основою є концепція відслідковування кожної одиниці доходу та визначення її найкращого використання. Це сприяє не лише досягненню короткострокових фінансових цілей, але й формуванню довгострокової стабільності. Одним із важливих принципів є визначення життєвих цінностей та їх кореляція з витратами. Такий підхід дозволяє уникати імпульсивних покупок, що не відповідають особистим пріоритетам, і спрямовувати ресурси на досягнення реальних цілей. Фокус на важливому допомагає зменшити стрес, пов'язаний із фінансами, і підвищити загальну якість життя. Інший важливий аспект - це автоматизація фінансових процесів, яка дозволяє зменшити ризик людських помилок і сприяє дотриманню запланованого бюджету. Наприклад, автоматичні перекази на заощадження або оплату рахунків створюють дисципліну у фінансовому управлінні, мінімізуючи вплив забування чи інших факторів. Особливе значення має принцип мінімізації боргів і уникнення надмірного кредитного навантаження. Він включає активну роботу зі зниження існуючих боргових зобов'язань і уникнення нових, що не сприяють довгостроковим цілям. Важливо відстежувати вартість запозичень і визначати пріоритетність погашення боргів з найбільшими відсотками. Ці підходи формують структуру, яка дозволяє гармонійно поєднати чітке планування із гнучкістю в умовах мінливого фінансового середовища. Їх впровадження в практику допомагає досягти фінансової незалежності та забезпечити стабільність навіть у складних умовах. У наступних розділах буде детально розглянуто, як адаптація цих принципів до сучасних технологій сприятиме більш ефективному управлінню особистими фінансами [31][32].

1.1.2 Сучасні методи та підходи

Використання штучного інтелекту у фінансовій сфері відкриває надзвичайно широкий спектр можливостей, яких неможливо досягти традиційними методами аналізу. Технології машинного навчання дозволяють здійснювати надскладний багатофакторний аналіз фінансових даних, виявляючи приховані закономірності та тренди, недоступні для класичних статистичних методів. Принципова перевага штучного інтелекту полягає в його здатності опрацьовувати величезні обсяги як структурованої, так і неструктурованої інформації - від статистичних звітів річних курсів до контенту соціальних мереж та новинних потоків. Алгоритми нейронних мереж здатні миттєво аналізувати мільйони інформаційних джерел, формуючи надточні прогнози фінансової динаміки. Методологія штучного інтелекту трансформує фінансову аналітику з реєстраційної в проактивну модель. Замість простої реєстрації минулих подій, інтелектуальні системи моделюють майбутні сценарії з високим ступенем вірогідності, враховуючи надскладні взаємозв'язки між різними економічними показниками. Бібліотеки Scikit-learn, TensorFlow та PyTorch забезпечують реалізацію найсучасніших підходів до прогнозування, включаючи рекурентні нейронні мережі, здатні опрацьовувати часові послідовності та виявляти найтонші ринкові закономірності. Особливо важливим є те, що сучасні технології ШІ забезпечують не лише технічну ефективність, але й дотримання етичних норм. Алгоритми стають дедалі прозорими, здатними пояснювати власні рішення, що критично важливо у фінансовій сфері. Математичне моделювання з використанням бібліотек SciPy та PuLP дозволяє створювати унікальні інвестиційні стратегії, спрямовані на мінімізацію ризиків та максимізацію потенційної дохідності. Технології штучного інтелекту надають унікальні можливості персоналізації фінансових рішень. Інтелектуальні системи здатні формувати індивідуальні стратегії управління активами, враховуючи особисті фінансові цілі, ризик-профіль та безліч зовнішніх економічних факторів. Це принципово змінює підхід до особистого фінансового менеджменту, перетворюючи його з уніфікованого на максимально адаптивний та інтелектуальний. Запропонований науковий підхід демонструє, що штучний

інтелект - це не просто черговий інструмент аналізу, а революційна технологія, яка кардинально трансформує наше розуміння фінансових процесів, відкриваючи небачені раніше горизонти прогнозування, управління ризиками та прийняття рішень [27].

Розвиток цифрових технологій та інтернету надзвичайно вплинув на способи управління особистими фінансами, як це було зазначено вище, та саму структуру в цілому. У сучасному світі технології не тільки покращують та спрощують фінансові процеси, наприклад завдяки технології NFC, але й відкривають нові можливості для досягнення фінансової стабільності та цілей на довгі перспективи.

Однією з ключових змін у фінансовій системі стало впровадження цифрових додатків, таких як YNAB, Mint, PocketSmith, які дозволяють автоматизувати процеси бюджетування та контролю витрат. Ці програми мають зручний набір інструментів, що дозволяють автоматизувати бюджетування, а також надають користувачам можливість розуміти своє фінансове становище в будь-який момент часу. Наприклад, додаток YNAB реалізує підхід «кожен долар має завдання» та впроваджує чотири правила, дотримуючись яких можна досягти особистої фінансової стабільності.

Враховуючи той факт, що це електронні системи, вони, як зазначалося раніше включають в себе автоматизування фінансових процесів, що відіграє ключову роль у сучасному управлінні особистими фінансами, оскільки мінімізує ризик помилок і підвищує точність у плануванні. Наприклад, функції автоматичних нагадувань про сплату рахунків чи надання рекомендацій щодо планування бюджету спираючись на минулі розрахунки. Звичайно, не можна виключати той факт, що це інтернет-системи, доступні у мережевій павутині, а отже, існують і ризики, зокрема пов'язані із захистом даних. Зростання популярності онлайн-банкінгу та фінансових додатків підвищує актуальність питань конфіденційності та безпеки. Це виводить питання кібербезпеки на перший план. Хоча сучасні системи мають високий рівень захисту, ризик кіберзлочинів, хоч і незначний, все ж залишається. Головна відповідальність за безпеку даних, однак, лежить на самому користувачеві. Більшість випадків втрати даних спричинена саме

недбалістю користувачів, які не дотримуються базових правил інтернет-гігієни. Тому головний акцент саме на увазі та важливості фінансової грамотності, яка стає надзвичайно особливо актуальною в умовах цифрової трансформації. Повертаючись до теми використання подібних додатків, вони є лише допоміжними засобами й не можуть повністю замінити самостійний аналіз фінансового стану тому, що системи, що допомагають управляти фінансами, напряду не володіють ними, а лише знають історію транзакцій і деяку персональну інформацію, яка необхідна для глибокого машинного аналізу.

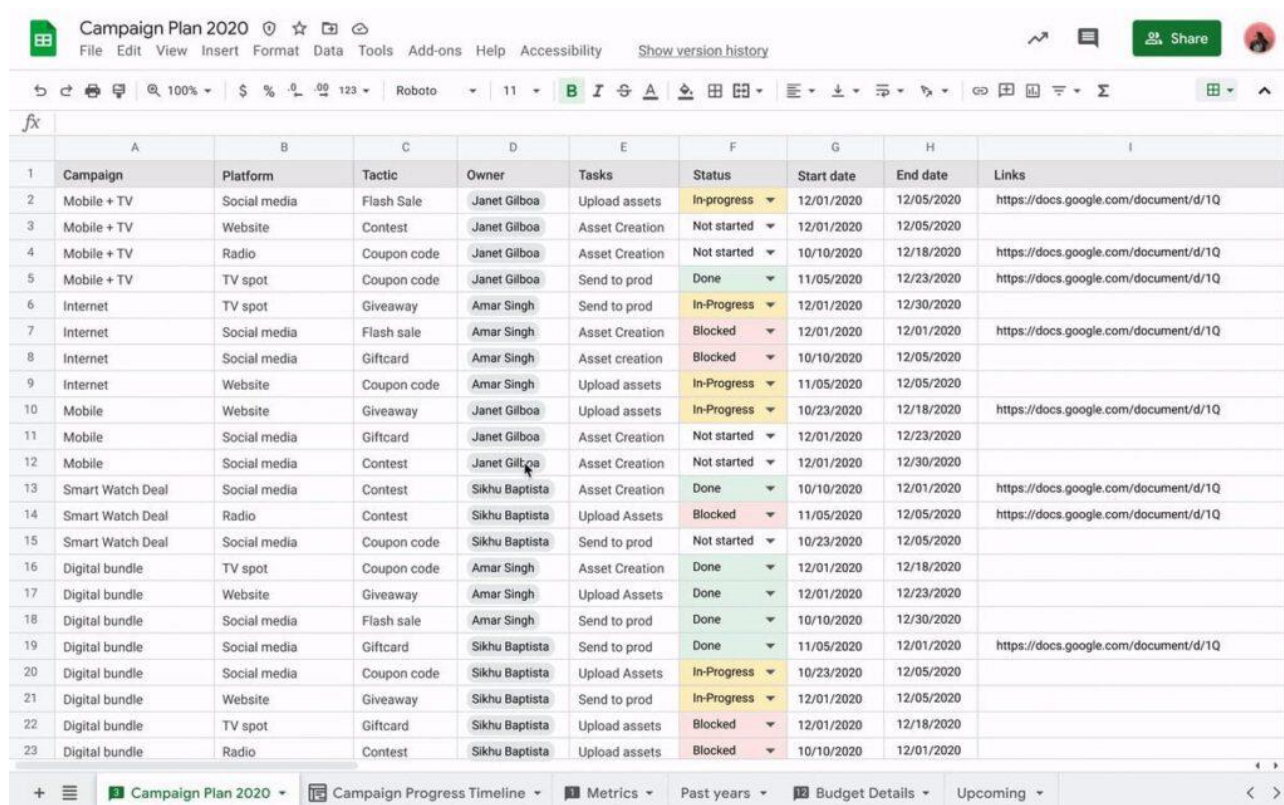
Цифрові технології роблять управління особистими фінансами більш доступним і зручним, але разом із тим створюють нові виклики. Для ефективного використання цих інструментів необхідно знайти баланс між їхньою зручністю та відповідальністю за прийняті фінансові рішення. Інтеграція технологій у фінансове планування - це не тільки крок до спрощення процесів, але й досягнення фінансової незалежності та стабільності [2]. У сучасному фінансовому світі технологічні інновації докорінно змінюють підходи до управління фінансами. Хмарні технології, зокрема платформи Google Cloud Platform та Microsoft Azure, надають унікальні можливості для глибокого аналізу фінансових даних у реальному часі. Це дозволяє не просто реєструвати поточну ситуацію, а й прогнозувати ринкові тренди з високою точністю. Стрімкий розвиток фінансових технологій (FinTech) трансформує традиційні фінансові послуги. Поява P2P-кредитування, мобільних платіжних додатків та криптовалютних платформ створює принципово новий рівень взаємодії користувачів з фінансовими інструментами. Блокчейн-технологія забезпечує прозорість операцій, суттєво мінімізуючи ризики шахрайства. Особливої уваги заслуговує концепція стійких фінансів, яка виходить за межі традиційної економічної ефективності. Дедалі більше інвесторів орієнтуються на ESG-критерії, усвідомлюючи необхідність досягнення не лише фінансової вигоди, а й позитивного соціального впливу. Штучний інтелект та машинне навчання дозволяють персоналізувати фінансові стратегії, враховуючи індивідуальні особливості кожного клієнта. Такий підхід перетворює фінансовий менеджмент з уніфікованої системи на гнучкий, адаптивний інструмент. Сучасні методи

управління фінансами базуються на синергії технологічних рішень та глибокого аналітичного підходу. Водночас ця еволюція вимагає від користувачів постійного підвищення фінансової грамотності та відповідального ставлення до фінансових інструментів [36].

1.2 Аналіз додатків для ведення особистих фінансів

1.2.1 Excel, Google Sheets

Електронні таблиці, такі як Excel або Google Sheets див. рис. 1-2, є універсальними інструментами для роботи з даними. Завдяки своїй гнучкості та широкому функціоналу, вони знаходять застосування у веденні особистих фінансів. Ці інструменти стали популярними серед користувачів завдяки їх доступності, можливості кастомізації та інтеграції з іншими сервісами.



	A	B	C	D	E	F	G	H	I
	Campaign	Platform	Tactic	Owner	Tasks	Status	Start date	End date	Links
2	Mobile + TV	Social media	Flash Sale	Janet Gilboa	Upload assets	In-progress	12/01/2020	12/05/2020	https://docs.google.com/document/d/1Q
3	Mobile + TV	Website	Contest	Janet Gilboa	Asset Creation	Not started	12/01/2020	12/05/2020	
4	Mobile + TV	Radio	Coupon code	Janet Gilboa	Asset Creation	Not started	10/10/2020	12/18/2020	https://docs.google.com/document/d/1Q
5	Mobile + TV	TV spot	Coupon code	Janet Gilboa	Send to prod	Done	11/05/2020	12/23/2020	https://docs.google.com/document/d/1Q
6	Internet	TV spot	Giveaway	Amar Singh	Send to prod	In-Progress	12/01/2020	12/30/2020	
7	Internet	Social media	Flash sale	Amar Singh	Asset Creation	Blocked	12/01/2020	12/01/2020	https://docs.google.com/document/d/1Q
8	Internet	Social media	Giftcard	Amar Singh	Asset creation	Blocked	10/10/2020	12/05/2020	
9	Internet	Website	Coupon code	Amar Singh	Upload assets	In-Progress	11/05/2020	12/05/2020	
10	Mobile	Website	Giveaway	Janet Gilboa	Upload assets	In-Progress	10/23/2020	12/18/2020	https://docs.google.com/document/d/1Q
11	Mobile	Social media	Giftcard	Janet Gilboa	Asset Creation	Not started	12/01/2020	12/23/2020	
12	Mobile	Social media	Contest	Janet Gilboa	Asset Creation	Not started	12/01/2020	12/30/2020	
13	Smart Watch Deal	Social media	Contest	Sikhu Baptista	Asset Creation	Done	10/10/2020	12/01/2020	https://docs.google.com/document/d/1Q
14	Smart Watch Deal	Radio	Contest	Sikhu Baptista	Upload Assets	Blocked	11/05/2020	12/05/2020	https://docs.google.com/document/d/1Q
15	Smart Watch Deal	Social media	Coupon code	Sikhu Baptista	Send to prod	Not started	10/23/2020	12/05/2020	
16	Digital bundle	TV spot	Coupon code	Amar Singh	Asset Creation	Done	12/01/2020	12/18/2020	
17	Digital bundle	Website	Giveaway	Amar Singh	Upload Assets	Done	12/01/2020	12/23/2020	
18	Digital bundle	Social media	Flash sale	Amar Singh	Send to prod	Done	10/10/2020	12/30/2020	
19	Digital bundle	Social media	Giftcard	Sikhu Baptista	Send to prod	Done	11/05/2020	12/01/2020	https://docs.google.com/document/d/1Q
20	Digital bundle	Social media	Coupon code	Sikhu Baptista	Upload Assets	In-Progress	10/23/2020	12/05/2020	
21	Digital bundle	Website	Giveaway	Sikhu Baptista	Send to prod	In-Progress	12/01/2020	12/05/2020	
22	Digital bundle	TV spot	Giftcard	Sikhu Baptista	Upload assets	Blocked	12/01/2020	12/18/2020	
23	Digital bundle	Radio	Contest	Sikhu Baptista	Upload assets	Blocked	10/10/2020	12/01/2020	

Рис. 1.1 Google Sheets (Екран таблиці)

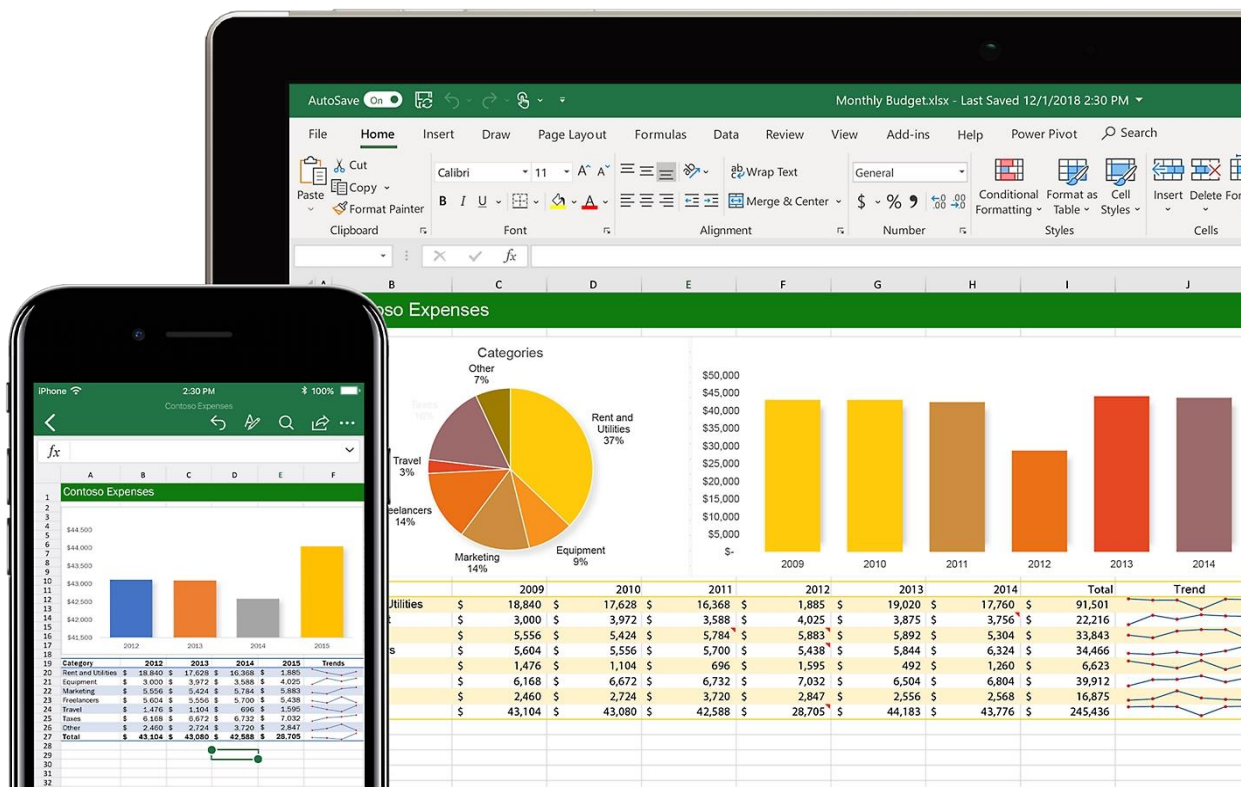


Рис. 1.2 Excel (Мобільний додаток та таблиця у програмі)

Можливості для ведення особистих фінансів

Excel або Google Sheets пропонують широкий набір функцій для організації та аналізу фінансових даних. Зокрема, вони дозволяють:

- Користувач може вручну вводити дані, організовувати їх за категоріями та вести персоналізований облік.
- Автоматизувати розрахунки за допомогою формул, що включає обчислення залишків бюджету, підрахунок загальних витрат за категоріями або аналіз частоти витрат.
- Інструменти дають можливість створювати наочні фінансові звіти у вигляді діаграм, що надає можливість створити власний дашборд на кшталт тих що пропонують додатки.
- Це дає змогу інтегрувати дані з інших фінансових платформ або банківських звітів за допомогою скриптів.

Використання штучного інтелекту

Excel та Google Sheets не мають вбудованих алгоритмів штучного інтелекту, вони дозволяють користувачам інтегрувати ШІ через сторонні макроси або скрипти. Наприклад, у Google Sheets можна застосовувати Google Apps Script для створення автоматичних фінансових моделей, прогнозування доходів і витрат, або аналізу трендів на основі історичних даних [3] [4].

1.2.2 Mint

Mint є одним із провідних додатків для управління особистими фінансами, створеним компанією Intuit, відомою також продуктом QuickBooks. Цей сервіс надає можливість для спрощення та оптимізації процесу фінансового обліку завдяки автоматизації багатьох рутинних задач і наданню інструментів для аналізу фінансового стану.

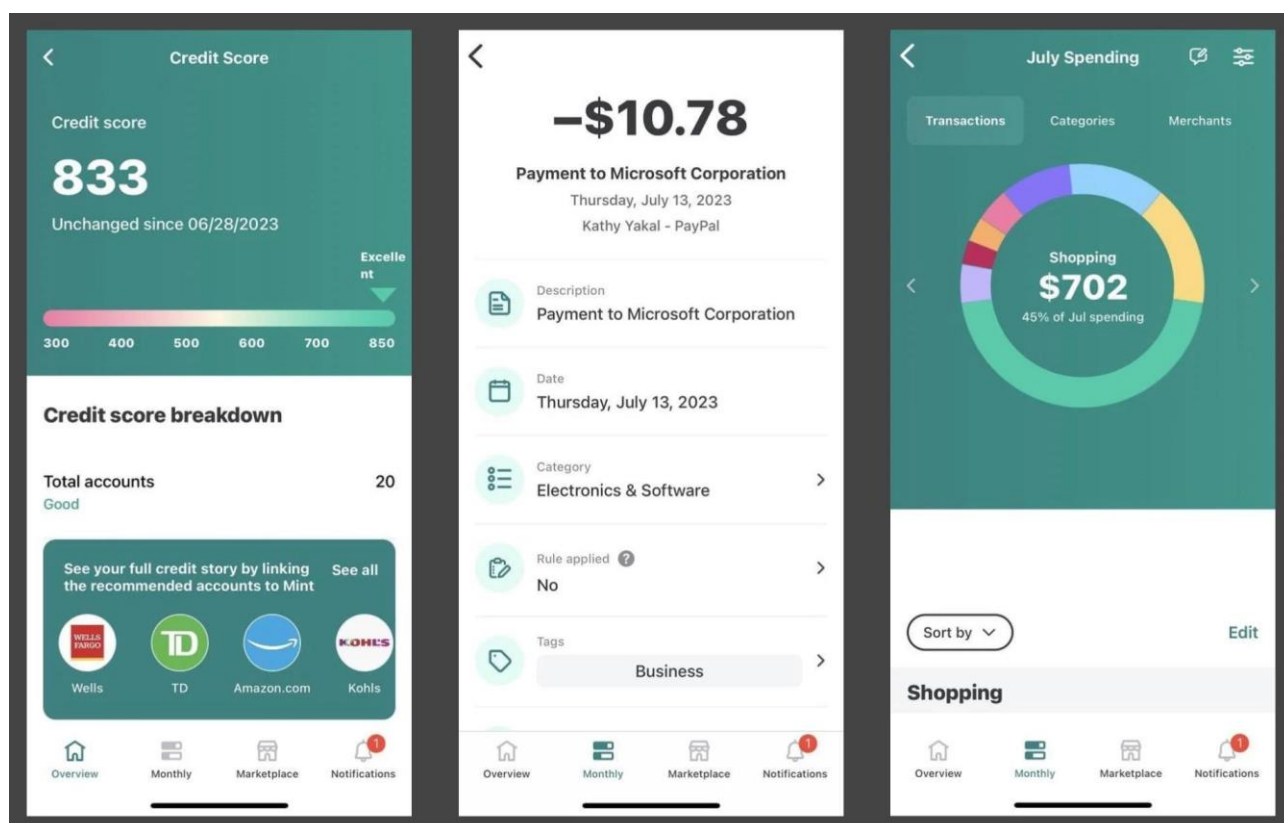


Рис. 1.3 Mint (Мобільний додаток)

Можливості для ведення особистих фінансів

Mint забезпечує широкий набір функцій, які допомагають користувачам контролювати свої фінанси:

- Додаток дозволяє підключати банківські рахунки, кредитні картки та рахунки комунальних послуг. Всі транзакції автоматично завантажуються в систему по інтеграції з API.
- Витрати розподіляються за категоріями (їжа, транспорт, розваги тощо).
- Додаток допомагає створювати бюджети та відслідковувати їх виконання. У разі перевищення бюджету надходять сповіщення на сайті або у додатку.
- Користувачі отримують доступ до детальної аналітики щодо своїх витрат і доходів у вигляді графіків та діаграм.
- У додатку доступна функція перевірки кредитного рейтингу (але цей функціонал актуальний переважно для користувачів у США).

Використання штучного інтелекту

Mint застосовує технології штучного інтелекту для покращення фінансового менеджменту користувачів. Завдяки ШІ додаток аналізує фінансову поведінку, надаючи персоналізовані рекомендації щодо оптимізації витрат, зокрема, пропонує способи зменшення витрат або збільшення заощаджень. Також система автоматично категоризує транзакції за допомогою штучного інтелекту, що дозволяє розподіляти витрати між відповідними категоріями з мінімальним втручанням з боку користувача. Окрім цього, ШІ використовується для раннього виявлення потенційних проблем у особистих фінансах: додаток сповіщає про перевищення бюджету, несплачені рахунки чи низький залишок на рахунку, допомагаючи уникати фінансових труднощів [5].

1.2.3 YNAB (You Need A Budget)

YNAB (You Need A Budget) - це, також, додаток для управління особистими фінансами, який побудований на основі унікальної та особистої методології бюджетування. Основна ідея полягає в тому, щоб кожному долару, який заробляє

користувач, була призначена конкретна «робота» - це можуть бути витрати, заощадження або інвестиції. Такий підхід допомагає краще контролювати фінанси та уникати зайвих витрат.

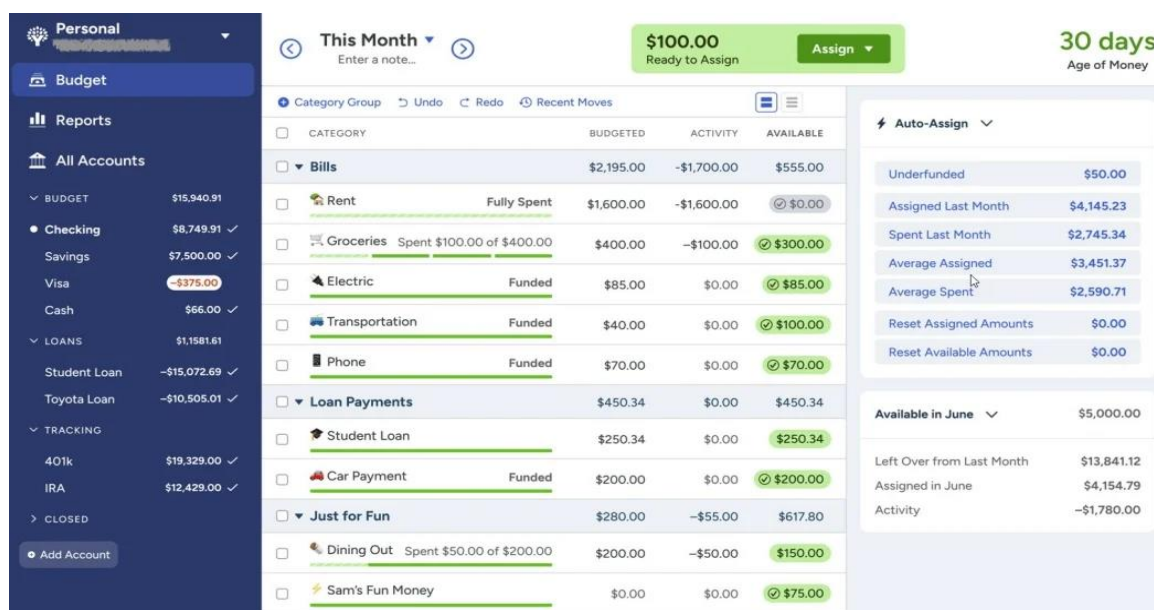


Рис. 1.4 YNAB (Головний екран)

Можливості для ведення особистих фінансів

- Користувачі можуть розподіляти доходи за категоріями, наприклад, регулярні витрати, фінансові цілі чи надзвичайні фонди або інвестиції.
- Додаток дозволяє автоматично імпортувати транзакції по API, забезпечуючи актуальність даних.
- Присутні інструменти для аналізу доходів і витрат допомагають зрозуміти, як використовуються кошти.
- Існує можливість планувати накопичення або погашення боргів через спеціальні категорії.
- Гнучка система категорій дозволяє налаштовувати бюджет відповідно до потреб користувача.

Використання штучного інтелекту

Але на жаль, YNAB (You Need A Budget) не має явних функцій штучного інтелекту у традиційному розумінні, однак у додатку реалізовані інструменти автоматизації, які можуть сприйматися як базові елементи інтелектуальної обробки

даних, але які не застосовують нейронні мережі, це скоріше математична обробка даних. Зокрема, система допомагає користувачам упорядковувати фінансову інформацію, спрощуючи процес інтеграції банківських транзакцій. Хоча всі дії базуються на заздалегідь заданих алгоритмах. Система YNAB також аналізує фінансові дані, визначаючи залишки бюджету та допомагаючи користувачам контролювати свої витрати. Завдяки такій функціональності додаток пропонує користувачам підказки щодо їх фінансової поведінки та нагадування, якщо певні категорії бюджету наближаються до вичерпання. Хоча ці функції не засновані на складних ШІ-моделях, вони забезпечують автоматизовану підтримку, яка значно покращує ефективність фінансового планування [6].

1.2.4 PocketSmith

PocketSmith - це комплексний інструмент для управління особистими фінансами, орієнтований на прогнозування майбутніх фінансових потоків та детальне планування бюджету.

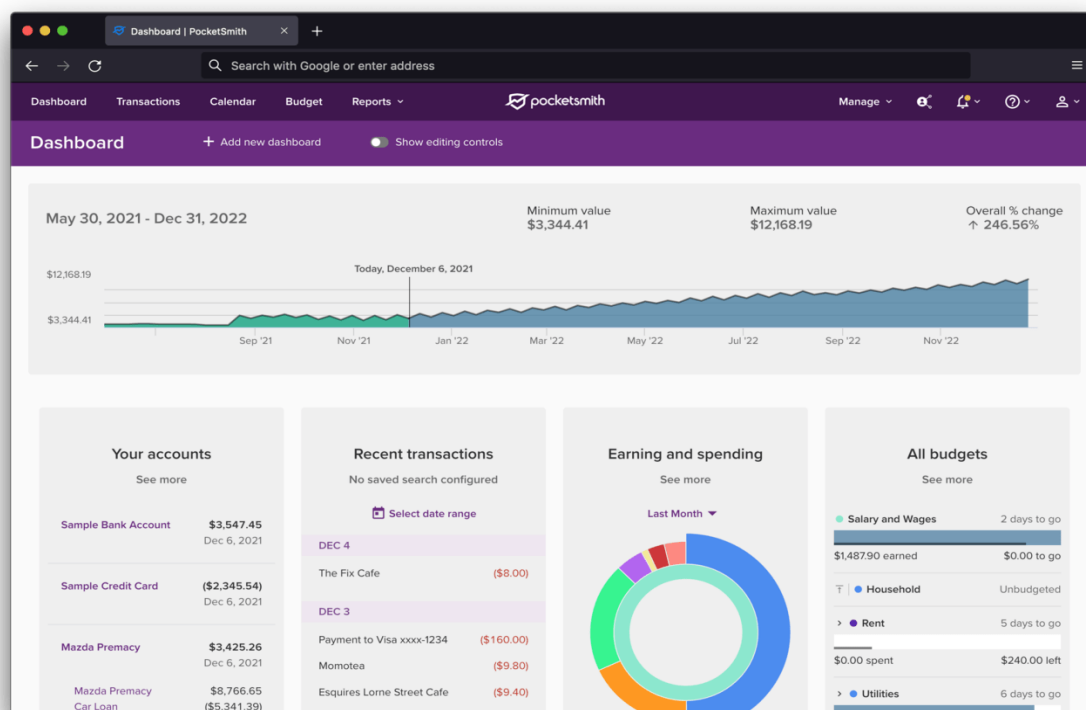


Рис. 1.5 PocketSmith (Головний екран)

Можливості для ведення особистих фінансів

- Підтримка понад 12 000 банківських установ у всьому світі для автоматичного імпорту транзакцій та оновлення балансу рахунків.
- Відстеження доходів, витрат і балансів у різних валютах для користувачів з міжнародними рахунками.
- Можливість створювати детальні бюджети та відслідковувати їх виконання.
- Моделювання майбутніх фінансових сценаріїв і календарне прогнозування грошових потоків.
- Планування та моніторинг досягнення довгострокових цілей, таких як накопичення або погашення боргів.
- Налаштування персоналізованих інформаційних панелей для зручного відображення фінансової інформації.
- Отримання автоматичних електронних звітів про фінансову активність.
- Організація доходів і витрат відповідно до індивідуальних потреб.
- Інструмент для візуалізації майбутніх платежів та планування витрат у часі.

Використання штучного інтелекту

RocketSmith активно використовує базові технології автоматизації, які, хоча й не є технічно важкими моделями штучного інтелекту, але виконують функції, що нагадують інтелектуальну обробку даних. Зокрема, додаток застосовує алгоритми для аналізу транзакцій, які автоматично категоризують доходи та витрати. А не застосовують автоматичні мапери. Крім цього, додаток використовує автоматизовані алгоритми для прогнозування фінансового стану. Виходячи з історичних даних користувача, система може будувати прогнози майбутніх доходів, витрат і грошових потоків. Такий підхід дозволяє заздалегідь оцінювати фінансові ризики, приймати обґрунтовані рішення щодо великих витрат або накопичення коштів. Автоматичний аналіз транзакцій також полегшує створення звітів, які допомагають зрозуміти, куди спрямовуються основні витрати. Хоча RocketSmith не використовує складні ШІ-інструменти для машинного навчання чи персоналізованих рекомендацій, його функції автоматизації значно полегшують

управління фінансами, надаючи користувачам більше часу для планування своїх фінансових цілей [8].

1.2.5 Порівняльна характеристика додатків

Не дивлячись на те, що системи мають одну спільну ціль, а саме підвищення ефективності ведення особистих фінансів за рахунок оптимізації часу структурування та планування особистого бюджету, вони все, ж різні між собою та мають певну відмінність. На таблиці 1, наведена коротка характеристика алгоритмів, які застосовують ці інструменти, де можна порівняти їх відмінність між собою.

Таблиця 1.1

Порівняння існуючих програм-аналогів

Функціонал / Алгоритми	Excel, Google Sheets	Mint	YNAB	PocketSmith
Ручне введення даних	+	+	+	+
Автоматичне завантаження даних з банків	-	+	+	+
Агрегація даних з різних джерел	-	+	-	+
Бюджетування	+/- (формули)	+	+	+
Прогнозування майбутніх витрат	-	-	-	+
Персоналізовані поради	-	+/- (статичні)	-	+/- (статичні)

Порівняння існуючих програм-аналогів

Функціонал / Алгоритми	Excel, Google Sheets	Mint	YNAB	PocketSmith
Виявлення аномалій у транзакціях (імпульсивні, незаплановані)	-	-	-	-
Штучний інтелект для рекомендацій	-	+/- (слабкий)	-	-
Інтерактивні графіки та звіти	-	-	-	-
Інтеграція з іншими сервісами	+	+	+	+
Гейміфікація для користувачів	+/- (самотворенні)	+	+	+
Навчальні матеріали	+/- (самотворенні)	+	+	+
Швидкість обробки великих даних	-	-	-	-

Отже, з таблиці 1.1 можна зробити висновок, що більшість систем пропонують можливість автоматичного отримання інформації з банківських або фінансових джерел, зручний категоризований перегляд транзакцій, а також функцію прогнозування фінансових показників на наступний місяць. Однак здебільшого системи не використовують штучний інтелект для надання більш

детальної та персоналізованої інформації, або ж застосовують лише прості алгоритми для створення базових прогнозів.

1.3 Психологічні та безпекові аспекти управління особистими фінансами

1.3.1 Вплив емоцій на фінансові рішення

Емоції глибоко вкорінені у фінансову поведінку, впливаючи на рішення інвесторів, споживачів та менеджерів. Страх, тривога, стрес і радість можуть радикально змінювати фінансові стратегії. Наприклад, стрес здатен викликати два протилежні сценарії: імпульсивні витрати або повну фінансову паралізацію. Американська психологічна асоціація підтверджує, що стрес впливає на нервову та ендокринну системи, безпосередньо трансформуючи людську поведінку. Розуміння емоційного впливу на фінансові рішення - ключ до розвитку фінансової грамотності. Усвідомлення власних емоційних реакцій допоможе уникнути необдуманих вчинків та приймати більш раціональні фінансові стратегії [9].

Страх втрат може призвести до уникнення ризиків, навіть якщо потенційні вигоди перевищують можливі збитки. Це явище відоме як "втратоаверсія" і було досліджене в рамках теорії перспектив Деніелом Канеманом та Амосом Тверським [10]. Вони виявили, що люди схильні надавати більшу вагу можливим втратам, ніж еквівалентним вигодам, що може призводити до непродуктивної фінансової поведінки, адже статистика витрати більше емоційно впливає на психічний стан людей, не дивлячись на те що великі трати самі по собі виправдані та справедливі, наприклад покупка холодильника чи авто. З іншого боку, надмірний оптимізм або "жадібність" можуть спонукати до прийняття надмірних ризиків, особливо під час фінансових "бульбашок". Яскравим прикладом є "бульбашка" кінця 1990-х років, коли інвестори вкладали значні кошти в інтернет-компанії без належного аналізу їхньої реальної вартості, керуючись емоціями та очікуваннями швидкого збагачення.

Яскравим впливом емоцій на фінанси, як зазначалося раніше є, імпульсивні покупки. Згідно з даними Invesp, 84% усіх покупців здійснювали імпульсивні покупки, а 40% усіх витрат в електронній комерції припадає на такі покупки. Це свідчить про значний вплив емоцій на споживчу поведінку [11] [34] [35].



Рис. 1.6 84% усіх покупців роблять імпульсивні покупки [11]

Імпульсивні покупки часто здійснюються під впливом позитивних емоцій, таких як радість або збудження. Однак вони можуть призвести до фінансових труднощів, якщо не контролювати цей процес. Наприклад, 54% американських покупців зізналися, що витратили \$100 або більше на імпульсивні покупки, а 20% — щонайменше \$1,000. Не завжди радісний стан людини може викликати несподівані покупки, але також і інші емоційні стани, такі як нудьга, злість, сум тощо. Також потрібно враховувати ситуацію, у якій відбувається покупка і що на це вплинуло.

1.3.2 Сучасні методи захисту даних у фінансових додатках

У міру того, як світ дедалі більше переходить у цифрову площину, питання безпеки стають особливо актуальними, зокрема у фінансовій сфері, яка є надзвичайно критичною. У зв'язку зі зростанням кіберзагроз та посиленням

регуляторних вимог, фінансові установи впроваджують сучасні методи захисту даних, спрямовані на забезпечення конфіденційності та цілісності інформації.

Токенізація

Токенізація полягає в тому, щоб замінити конфіденційну інформацію унікальними ідентифікаторами, або так званими "токенами", які не несуть жодного внутрішнього змісту. Такий підхід знижує ризик витоку даних, оскільки, навіть якщо доступ отримують зловмисники, вони не можуть дістати реальну інформацію. Цей метод активно застосовується в платіжних сервісах, наприклад, Apple Pay та Google Wallet, для забезпечення безпеки платіжних даних користувачів.

Шифрування

Шифрування використовує криптографічні алгоритми для перетворення даних у такий формат, який неможливо прочитати без відповідного доступу. Це забезпечує захист інформації як під час її передачі, так і під час зберігання. Сучасні фінансові застосунки використовують потужні алгоритми шифрування, такі як AES (Advanced Encryption Standard), щоб гарантувати безпеку конфіденційних даних.

Маскування даних

Маскування даних передбачає приховування окремих частин інформації, роблячи їх недоступними для осіб без відповідного доступу. Такий підхід дозволяє працювати з реалістичними, але вигаданими даними в тестових середовищах або при співпраці з третіми сторонами, забезпечуючи при цьому збереження конфіденційності оригінальної інформації.

Централізоване управління доступом

Централізовані системи управління доступом забезпечують фінансовим установам надійний механізм контролю інформаційної безпеки. Вони дозволяють:

- Чітко визначати права доступу користувачів
- Прив'язувати дозволи до конкретних посадових ролей

- Мінімізувати ризики несанкціонованого використання даних
- Гарантувати відповідність інформаційних потоків бізнес-процесам установи

Такий підхід підвищує захищеність критично важливих фінансових інформаційних систем.

Дотримання регуляторних вимог

Фінансові установи повинні враховувати закони про суверенітет даних та конфіденційність у різних країнах. Це означає, що дані підлягають регулюванню відповідно до законодавства тієї держави, де вони збираються, обробляються або зберігаються. Тому фінансові організації мають адаптувати свої ІТ-системи для відповідності місцевим вимогам щодо захисту даних і конфіденційності. Загалом, сучасні методи забезпечення безпеки даних у фінансових додатках включають токенизацію, шифрування, маскування, централізоване управління доступом, моніторинг і аудит, а також дотримання регуляторних стандартів. Комплексне впровадження цих методів допомагає фінансовим установам надійно захищати конфіденційні дані та зміцнювати довіру клієнтів [12].

1.3.3 Поведінковий вплив додатків із використанням штучного інтелекту

Сучасні мобільні додатки дедалі активніше впроваджують штучний інтелект, який змінює взаємодію користувачів з технологіями. Збираючи та аналізуючи великі обсяги даних, системи ШІ точно визначають індивідуальні уподобання, створюючи персоналізований досвід. Netflix, наприклад, добирає фільми, а Facebook налаштовує контент та рекламу відповідно до інтересів користувача. Особливо ефективно ШІ працює в рекламних платформах, де поведінковий аналіз підвищує ймовірність зацікавлення та покупки [13]. Дослідження CSIRO показало, що алгоритми ШІ не просто аналізують дії людей, але й можуть впливати на їхній вибір, прогнозуючи майбутню поведінку. Це демонструє потужний потенціал таких технологій у формуванні користувацьких рішень. Водночас персоналізація через ШІ створює серйозні етичні виклики. Використання особистих даних для

таргетованих повідомлень загрожує конфіденційності. За даними McKinsey [14], половина споживачів довіряє компаніям лише за умови мінімального збору інформації. Існує також ризик маніпуляцій, коли технології можуть використовувати психологічні особливості людей для неетичних маркетингових практик. Щоб уникнути цих проблем, компаніям необхідно забезпечити прозорість роботи ШІ, дотримуватися етичних принципів та надавати користувачам реальний контроль над їхніми персональними даними. Такий підхід допоможе зберегти довіру клієнтів і запобігти потенційним зловживанням у сфері штучного інтелекту.

2. АНАЛІЗ МОДЕЛЕЙ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ РОЗРОБКИ МЕТОДИКИ

2.1 Штучний інтелект у фінансових технологіях

2.1.1 Як ШІ застосовується у сфері фінансів

Сучасний фінансовий ландшафт перебуває на порозі революційних змін, спричинених впровадженням технологій штучного інтелекту. Ці інтелектуальні системи виходять далеко за межі простих технологічних інструментів, перетворюючись на стратегічний актив, здатний кардинально змінювати підходи до управління фінансовими процесами. Операційна ефективність є одним із ключових напрямів впливу штучного інтелекту. Інтелектуальні алгоритми миттєво автоматизують рутинні завдання, забезпечуючи незрівнянно вищу точність та швидкість обробки даних порівняно з традиційними методами.

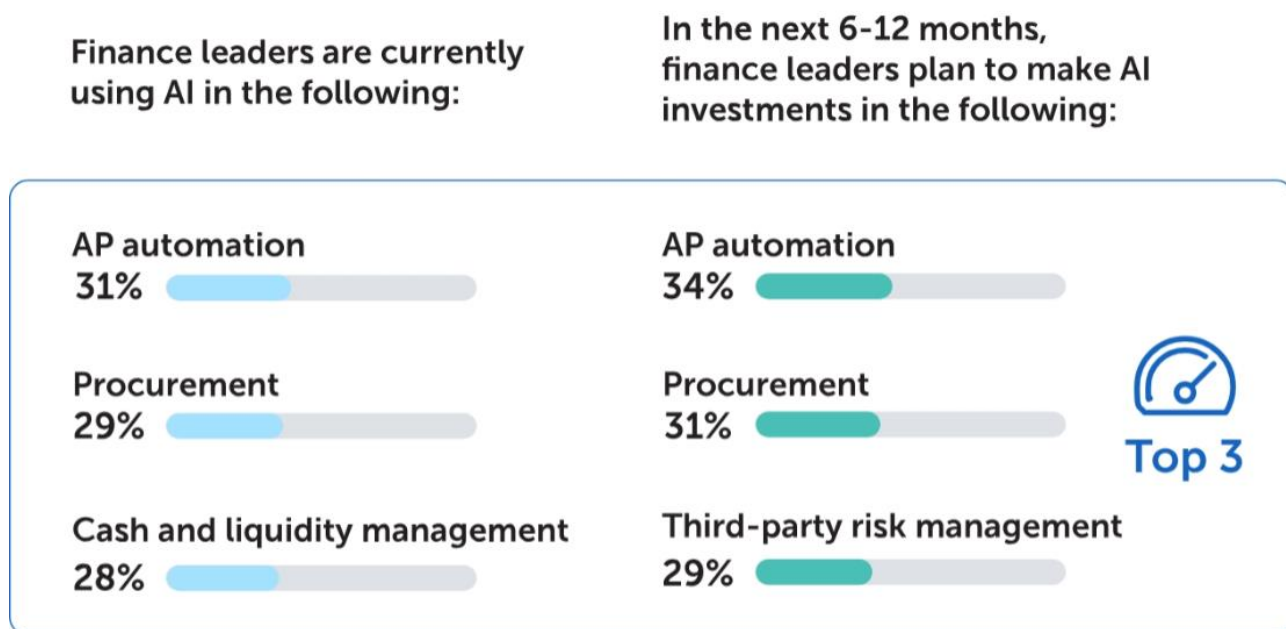


Рис. 2.1 Використання штучного інтелекту у фінансовій сфері [15]

Фінансові установи отримують унікальну можливість оптимізувати внутрішні процеси, суттєво знижуючи операційні витрати та мінімізуючи

людський фактор помилок. Особливо вражаючими є можливості ШІ у сфері підтримки прийняття фінансових рішень. Інтелектуальні системи здатні аналізувати надскладні багатофакторні моделі, миттєво обробляючи величезні масиви інформації та виявляючи приховані закономірності. Це дозволяє формувати максимально точні прогнози ринкових трендів, оцінювати інвестиційні ризики та розробляти персоналізовані стратегії з неперевершеною аналітичною глибиною. Клієнтський сервіс також зазнає кардинальної трансформації завдяки штучному інтелекту. Інтелектуальні віртуальні асистенти забезпечують цілодобову підтримку, надають персоналізовані фінансові рекомендації та миттєво приймають складні рішення. Такий підхід не просто підвищує зручність взаємодії, але й формує принципово нову культуру фінансового обслуговування, засновану на індивідуальному підході та максимальній швидкості реагування. Надзвичайно важливим є внесок штучного інтелекту в забезпечення фінансової безпеки. Інтелектуальні системи захисту здійснюють багаторівневий моніторинг транзакційної активності, миттєво ідентифікуючи найскладніші шахрайські схеми та кібер ризики. Це створює принципово новий рівень захисту персональних фінансових даних, формуючи середовище максимальної довіри між установами та клієнтами. Не менш значущою є роль ШІ у сфері регуляторного контролю та комплаєнсу. Інтелектуальні алгоритми забезпечують неперевершену точність автоматизованої звітності, миттєву перевірку відповідності нормативним вимогам та моніторинг потенційних регуляторних ризиків. Це суттєво підвищує прозорість фінансових операцій та довіру з боку регулюючих органів. Персональний фінансовий менеджмент також отримує потужний інструментарій завдяки штучному інтелекту. Інтелектуальні додатки допомагають користувачам глибоко аналізувати власні витратні патерни, формувати персоналізовані стратегії заощаджень та оцінювати індивідуальні фінансові ризики з небаченою раніше точністю. Кредитний скоринг перетворюється на принципово новий процес завдяки алгоритмам машинного навчання. Системи ШІ здійснюють комплексний аналіз різнопланових даних, враховуючи нестандартні фактори та забезпечуючи максимальну об'єктивність кредитних рішень. Підсумовуючи, штучний інтелект

перетворюється на каталізатор глибинних трансформацій у фінансовому секторі. Це не просто технологічний інструмент, а стратегічний актив, який формує нову парадигму фінансових екосистем, засновану на інтелектуальності, ефективності, безпеці та клієнтоорієнтованості [15].

2.1.2 Основні переваги використання ШІ в управлінні особистими фінансами

Штучний інтелект радикально трансформує підходи до управління особистими фінансами, пропонуючи унікальні інструменти та можливості, яких раніше не існувало. Основні переваги використання ШІ в управлінні особистими фінансами охоплюють декілька ключових напрямків:

Персоналізований фінансовий аналіз дозволяє здійснювати глибокий аналіз індивідуальних фінансових патернів. Система виявляє приховані можливості економії, формує високоточні індивідуальні рекомендації та проводить багатофакторну оцінку фінансової поведінки користувача.

Автоматизація планування бюджету забезпечує автоматичну класифікацію витрат, точне прогнозування фінансових потоків, динамічну адаптацію бюджетних планів та миттєву оптимізацію витрат залежно від змін доходів.

Інтелектуальне інвестування реалізує персоналізовані інвестиційні стратегії з урахуванням індивідуальної схильності до ризиків. Система здійснює постійний моніторинг інвестиційного портфеля та адаптується до поточної ринкової кон'юнктури.

Превентивне управління боргами включає раннє попередження про ризики прострочення, надання рекомендацій з реструктуризації кредитів, аналіз боргового навантаження та розробку стратегій оптимізації кредитного профілю.

Захист від шахрайських дій передбачає миттєве виявлення підозрілих транзакцій, багаторівневий моніторинг фінансової активності, персоналізований аналіз фінансової безпеки та превентивний захист персональних фінансових даних.

Довгострокове фінансове планування дозволяє моделювати різні сценарії досягнення фінансових цілей з урахуванням інфляції та економічних трендів. ШІ

надає рекомендації з пенсійного та страхового забезпечення, прогнозує майбутні фінансові потреби.

Підвищення фінансової грамотності відбувається через персоналізовані навчальні рекомендації, аналіз типових фінансових помилок та надання адаптивних освітніх матеріалів з управління фінансами.

Таким чином, штучний інтелект перетворюється на потужний інструмент персоналізованого фінансового менеджменту, здатний суттєво підвищити ефективність управління особистими фінансами.

У сучасному світі штучний інтелект перетворюється на потужний інструмент трансформації особистого фінансового менеджменту. Праця Едварда Цанга [37] підкреслює, що ШІ виходить за межі простої автоматизації, пропонуючи принципово новий підхід до управління фінансами. Машинне навчання відкриває унікальні можливості прогнозування фінансових ризиків. Аналізуючи історичні дані та поточні тренди, системи ШІ здатні передбачати потенційні загрози фінансовій стабільності – від несподіваних витрат до раптового зниження доходів. Це дозволяє користувачам вибудовувати більш стратегічну та передбачувану фінансову поведінку. Когнітивний аналіз виводить фінансове планування на новий рівень. Алгоритми не просто оцінюють транзакції, а вивчають глибинні патерни поведінки, враховуючи емоційний та психологічний контекст користувача. Такий підхід забезпечує формування надзвичайно персоналізованих рекомендацій. Динамічне моделювання економічних сценаріїв становить ще один потужний інструмент ШІ. Системи здатні враховувати складну взаємодію макроекономічних факторів, регіональних особливостей та індивідуальних фінансових даних, що значно підвищує якість рішень щодо інвестування та планування витрат. Важливим аспектом є також посилення фінансової безпеки. Інтелектуальні алгоритми миттєво аналізують величезні масиви даних, оперативно виявляючи підозрілі операції та мінімізуючи ризики шахрайства.

Загалом, ШІ формує нову екосистему фінансового управління – гнучку, аналітичну та максимально орієнтовану на індивідуальні потреби користувача.

2.1.3 Які моделі краще підходять для аналізу особистих фінансів

Книга "Data Science for Economics and Finance" [28] пропонує структурований огляд ключових концепцій, підходів і інструментів, які дозволяють інтегрувати сучасні технології аналізу даних у складні фінансово-економічні завдання. Одним із основних акцентів книги є використання алгоритмів машинного навчання та штучного інтелекту для аналізу великих обсягів даних і створення моделей, що допомагають передбачати економічні тренди, аналізувати ризики, визначати закономірності у фінансовій поведінці та ухвалювати оптимальні рішення. У розділі, присвяченому моделюванню, автори детально аналізують переваги й обмеження різних алгоритмів залежно від специфіки фінансових даних. Наприклад, методи лінійної та логістичної регресії підходять для аналізу витрат та доходів, тоді як нейронні мережі демонструють високу ефективність у прогнозуванні складних часових рядів, таких як зміни цін на ринках акцій. Також акцентується увага на використанні методів кластеризації, як-от K-means, для виявлення сегментів споживачів із подібними фінансовими звичками, що є корисним для персоналізованих рекомендацій і маркетингових стратегій. Особливу увагу приділено розробці моделей, які поєднують технічну досконалість із практичною зручністю. Це включає розробку інтерфейсів для користувачів, таких як інтерактивні панелі та чат-боти, які допомагають пояснити складні результати аналізу простою мовою. Автори підкреслюють важливість прозорості моделей, оскільки користувачі повинні довіряти системі для прийняття рішень, зокрема у сфері особистих фінансів. Це робить моделі, орієнтовані на інтерпретованість, зокрема моделі на основі дерев рішень або методів SHAP, особливо актуальними. У підрозділі про аналіз особистих фінансів наголошується, що обрання відповідної моделі залежить від завдання. Лінійна регресія є ідеальним вибором для простого прогнозування витрат або доходів, тоді як більш складні завдання, як-от аналіз транзакцій або виявлення аномалій, потребують таких підходів, як Random Forest чи нейронні мережі. Важливим є забезпечення гнучкості моделей, щоб вони могли адаптуватися до різних форматів даних і залишалися ефективними навіть у разі

змін умов. Це дозволяє створювати інтегровані системи управління фінансами, які є зручними для користувачів і забезпечують точність, надійність і доступність.

Враховуючи це розробка методики аналізу та контролю особистих фінансів із використанням технологій штучного інтелекту базувалася на визначенні оптимальних моделей для вирішення конкретних завдань. Основним завданням було знайти рішення, яке б відповідало як технічним вимогам, так і практичним потребам користувачів. Для цього було проведено ґрунтовний аналіз літературних джерел, досліджено досвід впровадження штучного інтелекту в фінансовій сфері та враховувалися особливості роботи з великими фінансовими даними.

Критерії вибору моделей були сформульовані з огляду на ключові аспекти:

- **Відповідність завданню.** Обрані моделі повинні ефективно вирішувати такі задачі, як прогнозування витрат, аналіз транзакцій, виявлення аномалій або забезпечення інтерактивної взаємодії з користувачем.
- **Гнучкість і масштабованість.** Системи мають адаптуватися до різних наборів даних і легко інтегруватися в інфраструктуру.
- **Точність і ефективність.** Важливим було забезпечення балансу між високою якістю прогнозів і обчислювальною швидкістю.
- **Зрозумілість результатів.** Для кінцевих користувачів важливо, щоб результати аналізу були не лише корисними, але й легкими для сприйняття.
- **Стійкість до аномалій.** Фінансові дані часто містять нетипові записи чи помилки, які необхідно коректно обробляти.

На основі проведеного аналізу було відібрано кілька моделей, кожна з яких виконує конкретні функції. Наприклад, **лінійна регресія** стала оптимальним вибором для прогнозування фінансових показників завдяки своїй простоті та наочності. Для більш складних завдань, таких як аналіз транзакцій, було обрано **Random Forest Regressor** і **Gradient Boosting**, які відзначаються високою точністю та гнучкістю. Для виявлення аномалій ефективною виявилася модель **Isolation Forest**, що дозволяє надійно виявляти нетипові операції, зокрема ті, що можуть бути пов'язані аномаліями у транзакціях. Окрему роль відіграли технології обробки природної мови такі як **Llama**, які забезпечили інтуїтивно зрозумілу інтерактивну

взаємодію з користувачем. Загалом, використання цих моделей дозволило створити методику, яка поєднує технічну досконалість із практичною зручністю. Це дає можливість забезпечити сучасних користувачів ефективними та доступними інструментами для управління особистими фінансами, що відповідають їхнім потребам і очікуванням [16] [17].

1. Лінійна регресія

Модель відома своєю простотою та ефективністю в прогнозуванні. Аналізуючи особисті фінанси вона надає можливість побудувати чіткі взаємозв'язки між доходами, витратами та заощадженнями. Завдяки своїй прозорості вона дозволяє користувачеві легко зрозуміти, як зміна певних факторів (наприклад, доходу) вплине на загальний фінансовий стан. Крім того, її низька вимогливість до обчислювальних ресурсів робить її ідеальним вибором для швидкого аналізу [18].

2. Random Forest Regressor

Модель є чудовим вибором для складніших фінансових завдань, оскільки вона враховує нелінійні взаємозв'язки між даними. Наприклад, у фінансових даних часто присутні сезонні коливання або залежності, які не можна описати простими моделями. Random Forest забезпечує стабільність результатів навіть при роботі з великим обсягом даних і може "ігнорувати" шум у даних, що є важливим для роботи з транзакціями, які можуть містити помилки чи недоліки [19].

3. Gradient Boosting

Gradient Boosting відомий своєю здатністю досягати високої точності при розв'язанні задач класифікації та регресії. У контексті особистих фінансів ця модель особливо корисна для завдань, що вимагають високої деталізації, наприклад, аналізу категорій витрат чи прогнозування найкращих варіантів заощаджень. Gradient Boosting добре працює з великими наборами даних і здатний враховувати складні закономірності, що важливо для складних фінансових систем [20].

4. Isolation Forest

Модель спеціалізується на виявленні аномалій, що є важливим для захисту фінансів від нетипових транзакцій та навіть шахрайства. На відміну від інших моделей, Isolation Forest не потребує маркованих даних, що робить її універсальною для застосування в умовах, коли повна інформація про транзакції відсутня. У фінансовому аналізі це дозволяє ефективно виявляти підозрілі дії, що захищає користувачів від можливих ризиків [21].

5. Технології NLP (наприклад, GPT, Llama)

Моделі дозволяють створювати інтерактивні сервіси для підтримки користувачів, наприклад, чат-боти, які можуть аналізувати запити та пропонувати індивідуальні рекомендації. Їхня перевага полягає в здатності працювати з великими обсягами текстових даних, генерувати відповіді, що враховують контекст, і забезпечувати інтуїтивно зрозумілу взаємодію. Для користувачів це означає доступ до персоналізованих фінансових порад у режимі реального часу [22].

2.1.4 Оцінка простоти впровадження та точності моделей

У процесі розробки методики аналізу та контролю особистих фінансів було запроваджено мікросервісну архітектуру, яка забезпечила високу гнучкість у розробці, інтеграції та масштабуванні окремих компонентів. Для реалізації методики був обраний Python в основі сервісів, що працюють з ШІ-моделями, через його значні переваги: широкий набір бібліотек, активну спільноту розробників і зручність у роботі. У рамках реалізації використовувалися ключові бібліотеки, такі як Scikit-learn [23] для створення моделей машинного навчання, Pandas і NumPy для обробки та аналізу даних. Для інтерактивної взаємодії з користувачами інтегрувалися технології обробки природної мови, зокрема Llama, що дозволило створити елементи системи з інтуїтивно зрозумілим діалоговим інтерфейсом. Простота впровадження моделей була досягнута завдяки використанню бібліотек із високим рівнем абстракції та готових інструментів для автоматизації навчання й оцінки моделей. Наприклад, використання Scikit-learn дозволило швидко

прототипувати моделі, тестувати їх ефективність і інтегрувати в загальну систему. Водночас, Docker забезпечив стандартизацію та ізоляцію середовища для сервісів, що зробило процес розгортання моделей зручним навіть для команд із різним рівнем технічної підготовки. Оцінка простоти впровадження супроводжувалася аналізом ефективності моделей на різних етапах інтеграції. Основний акцент був зроблений на забезпеченні плавного переходу між прототипами та готовими до використання компонентами. Завдяки цьому вдалося мінімізувати час розгортання та скоротити витрати на технічну підтримку системи.

Для збереження й обробки даних було обрано PostgreSQL, а використання Redis як кешуючого механізму дозволило прискорити доступ до результатів обчислень, що є важливим для підвищення швидкодії в реальному часі. Контейнеризація сервісів за допомогою Docker [24] стала ключовим рішенням для забезпечення стабільності та масштабованості.

Підвищення точності моделей було досягнуто завдяки кільком стратегічним підходам. По-перше, проводилася ретельна передобробка даних, що включала очищення, нормалізацію та збагачення даних новими характеристиками. Це дозволило покращити якість вхідних даних для навчання моделей. По-друге, використовувалися сучасні методи гіперпараметричної оптимізації, такі як Grid Search і Random Search, що дозволило знаходити оптимальні конфігурації моделей. Нарешті, впровадження ансамблевих методів, таких як Gradient Boosting і Random Forest, дозволило комбінувати переваги окремих алгоритмів і досягти високої точності в аналізі транзакцій та прогнозуванні фінансових показників.

Запроваджені рішення дали змогу створити масштабовану, ефективну та сучасну систему, яка відповідає високим стандартам аналізу фінансових даних. Вона надає користувачам не лише точні інструменти для управління фінансами, а й робить процес роботи з даними простим, швидким і зручним, забезпечуючи високу надійність результатів.

2.2 Огляд моделей машинного навчання

2.2.1 Лінійна регресія

Лінійна регресія є однією з найпростіших і найпоширеніших моделей машинного навчання, яка використовується для прогнозування значень на основі лінійного співвідношення між змінними. Ця модель добре підходить для задач, де залежна змінна (наприклад, витрати) залежить від одного або кількох незалежних факторів (доходів, типу транзакцій тощо) [18] [33].

Основні принципи моделі

Формула лінійної регресії виглядає наступним чином:

$$y = \beta^0 + \beta^1 x^1 + \beta^2 x^2 + \dots + \beta^n x^n + \varepsilon, \quad (2.1)$$

де

y - прогнозне значення (наприклад, витрати);

$x^1, x^2, \dots, x^n$ - незалежні змінні (наприклад, доходи, категорії витрат тощо);

β^0 - константа (перехоплення);

$\beta^1, \beta^2, \dots, \beta^n$ - коефіцієнти регресії, що показують вплив кожної змінної на y ;

ε - випадкова похибка, яка враховує невраховані фактори.

Швидкодія та доступність

Лінійна регресія - це статистичний метод аналізу даних, який має низку важливих переваг. Її ключовою особливістю є математична простота, що робить впровадження та розрахунки надзвичайно зручними. Метод характеризується високою ефективністю, яка дозволяє працювати з великими масивами даних практично в режимі реального часу. Для дослідників та аналітиків додатковою перевагою є широка доступність лінійної регресії в популярних бібліотеках машинного навчання, зокрема в `scikit-learn` для мови програмування Python. Простота алгоритму не означає його обмеженість - навпаки, лінійна регресія залишається потужним інструментом для прогнозування та аналізу взаємозв'язків між змінними в різних сферах: від економіки та фінансів до маркетингу та наукових досліджень.

Переваги для аналізу фінансів

Лінійна регресія має два додаткові суттєві переваги, які роблять її особливо корисною в аналізі даних. Перевага прозорості моделі полягає в тому, що дослідник може чітко зрозуміти внесок кожної змінної у кінцевий результат. Це означає, що при прогнозуванні витрат можна точно побачити, як впливає кожен параметр - наприклад, як змінюються витрати залежно від зміни обсягу виробництва, кількості працівників або сезонних коливань. Друга важлива перевага - висока ефективність з точки зору обчислювальних ресурсів. Лінійна регресія може швидко опрацьовувати дані та працювати навіть на пристроях з обмеженими обчислювальними потужностями. Це робить такий метод аналізу доступним не лише для великих корпорацій, але й для малого бізнесу та індивідуальних користувачів, які мають обмежені технічні можливості. Ці характеристики перетворюють лінійну регресію на універсальний та зручний інструмент аналізу даних.

2.2.2 Random Forest Regressor для прогнозування витрат

Random Forest є ансамблевою моделлю, яка об'єднує кілька дерев рішень для отримання більш точного та стабільного прогнозу. На відміну від лінійної регресії, Random Forest добре працює з нелінійними даними, де є складні взаємозв'язки між змінними.

Основні принципи моделі

Random Forest, якщо спростити, працює за наступним алгоритмом:

1. Генерується множина випадкових підмножин даних.
2. Для кожної підмножини створюється дерево рішень.
3. Прогнозування здійснюється шляхом усереднення результатів усіх дерев.

Формально прогноз можна записати ось так, як:

$$\hat{y} = \left(\frac{1}{T}\right) \sum_{t=1}^T f_t(x) \quad (2.2)$$

де

$\hat{y}$ - прогнозоване значення (витрати);

T - кількість дерев у лісі;

$f_t(x)$ - прогноз окремого дерева t ;

x - вхідні змінні, що описують транзакції, доходи, категорії витрат тощо.

Швидкодія та доступність

Random Forest - це потужний метод машинного навчання, який, незважаючи на свою обчислювальну складність, має значні переваги завдяки сучасним технологіям оптимізації. Хоча раніше алгоритм вважався досить ресурсомістким, сучасні бібліотеки машинного навчання, зокрема scikit-learn та XGBoost, значно оптимізували процес обробки даних. Це дозволило підвищити ефективність та швидкодію методу, зробивши його більш доступним для широкого кола дослідників та аналітиків. Важливою перевагою Random Forest є його здатність до масштабування. Модель може ефективно працювати на кластерах, що робить її незамінним інструментом для обробки великих масивів даних. Такий підхід дозволяє розподіляти обчислювальне навантаження та опрацьовувати значні за обсягом інформаційні набори практично без втрати швидкості та якості аналізу. Ці характеристики роблять Random Forest потужним та гнучким методом для різноманітних завдань машинного навчання, від прогнозування до класифікації даних.

Переваги для аналізу фінансів

Random Forest демонструє винятково високу стійкість та ефективність при аналізі складних наборів даних, особливо у фінансовій сфері. Ключовою перевагою методу є стійкість до шуму та аномалій у даних. Для фінансових транзакцій, де часто трапляються викиди або нетипові значення, ця характеристика має критичне значення. Алгоритм здатен надійно фільтрувати випадкові відхилення, зберігаючи цілісність аналізу. Модель має унікальну здатність працювати з великою кількістю змінних, що дозволяє враховувати широкий спектр факторів при прогнозуванні.

Наприклад, при аналізі витрат можна одночасно брати до уваги десятки параметрів: від сезонності та часу доби до соціально-демографічних характеристик. Особливо цінною є висока точність прогнозування навіть у випадках складних нелінійних залежностей. На відміну від лінійних моделей, Random Forest здатний виявляти та моделювати нелінійні взаємозв'язки між змінними, що робить його потужним інструментом для глибокого аналізу даних. Ці характеристики перетворюють Random Forest на надзвичайно ефективний метод машинного навчання, особливо корисний у фінансовій аналітиці та прогнозуванні.

2.2.3 Порівняння моделей

Таблиця 2.1

Порівняння моделі Лінійна регресія та Random Forest Regressor

Критерій	Лінійна регресія	Random Forest Regressor
Простота	Висока	Середня
Точність	Помірна (для лінійних залежностей)	Висока (для нелінійних залежностей)
Швидкість виконання	Висока	Помірна
Стійкість до шуму	Низька	Висока
Інтерпретація	Легка	Складніша

2.2.4 Gradient Boosting для генерації порад

Gradient Boosting - це потужна модель машинного навчання, яка працює шляхом послідовного навчання слабких моделей (наприклад, дерев рішень) і їх комбінації для досягнення високої точності. Завдяки своїй здатності враховувати

складні залежності між змінними, ця модель є ідеальною для генерації персоналізованих фінансових порад.

Основні принципи моделі

Gradient Boosting працює шляхом мінімізації функції втрат через послідовне навчання моделей. Основна формула виглядає так:

$$F_{\text{new}}(x) = F_{\text{old}}(x) + \eta * h_{\text{new}}(x), \quad (2.3)$$

де

$F_{\text{new}}(x)$ - нова комбінована модель;

$F_{\text{old}}(x)$ - попередня модель;

η - швидкість навчання (learning rate);

$h_{\text{new}}(x)$ - нове дерево рішень, яке мінімізує функцію втрат.

Модель бустингу для фінансових порад представляє собою складний алгоритм машинного навчання, призначений для глибокого аналізу особистих фінансових даних та формування високоточних рекомендацій.

Принцип роботи алгоритму базується на поступовому ускладненні моделі шляхом додавання нових слабких моделей (дерев рішень), які послідовно зменшують залишкову помилку попередніх. Це дозволяє поступово підвищувати точність прогнозування та якість рекомендацій. Кожне наступне дерево в моделі створюється з метою мінімізації заданої функції втрат. Важливою особливістю є врахування специфіки конкретних даних та поставленого завдання, що робить модель максимально адаптивною до індивідуальних фінансових патернів користувача. Ключову роль у налаштуванні моделі відіграє параметр learning rate (η), який визначає ступінь впливу кожного нового дерева на фінальну модель. Малий learning rate забезпечує кращу узагальненість моделі, дозволяючи уникнути перенавчання та підтримуючи високу якість прогнозування.

Таким чином, бустинг-модель перетворюється на потужний інструмент персоналізованого фінансового аналізу, здатний формувати точні та корисні рекомендації на основі глибокого вивчення індивідуальних фінансових даних користувача.

Швидкодія та доступність

Gradient Boosting демонструє унікальне поєднання потужності аналізу та сучасних технологічних можливостей. Незважаючи на те, що метод є обчислювально інтенсивнішим порівняно з Random Forest, сучасні оптимізовані реалізації суттєво прискорюють процес обробки даних. Бібліотеки **XGBoost**, **LightGBM** та **CatBoost** стали справжнім проривом у технологіях машинного навчання, дозволяючи ефективно працювати з великими масивами даних. Доступність моделі в популярних бібліотеках, таких як **scikit-learn** (Python), **XGBoost** та **LightGBM**, робить її практично універсальним інструментом для дослідників та аналітиків. Ці бібліотеки надають надзвичайно гнучкі інструменти налаштування, дозволяючи точно конфігурувати модель через параметри, як-от кількість дерев, максимальна глибина дерева та learning rate.

Завдяки цим технологічним рішенням, Gradient Boosting перетворюється на потужний, але водночас доступний метод машинного навчання, придатний для широкого спектра завдань аналізу даних.

Переваги для аналізу фінансів

Gradient Boosting виявляється надзвичайно потужним інструментом для глибокого фінансового аналізу, що пропонує унікальні можливості персоналізованого управління особистими фінансами.

Ключова перевага методу полягає в його здатності ідентифікувати неефективні витрати та пропонувати конкретні шляхи їх оптимізації. Алгоритм не просто аналізує дані, а й формує практичні рекомендації, базуючись на глибокому розумінні фінансової поведінки користувача.

Модель демонструє унікальну здатність прогнозування впливу фінансових рішень на майбутній бюджет. Використовуючи складні алгоритми машинного навчання, вона може змодельовати різні сценарії та показати потенційні наслідки тих чи інших фінансових кроків. Особливо цінним є те, що, базуючись на історичних даних користувача, Gradient Boosting пропонує конкретні, практично

орієнтовані дії. Наприклад, система може рекомендувати зменшення витрат у певних категоріях, suggest способи збільшення заощаджень або навіть прогнозувати потенційні фінансові ризики.

Таким чином, Gradient Boosting перетворюється на свого роду персонального фінансового радника, який здатен не лише аналізувати, але й активно допомагати в оптимізації особистих фінансів.

2.2.5 Isolation Forest для виявлення аномалій

Isolation Forest - це модель, спеціально розроблена для виявлення аномалій у даних. Її основний принцип полягає у "ізоляції" спостережень, які суттєво відрізняються від решти. Це досягається через побудову випадкових дерев рішень (Isolation Trees), які ідентифікують, наскільки легко дані можна ізолювати.

- Аномальні точки (аномалії) в даних зазвичай знаходяться далеко від інших точок і легше ізолюються.
- Нормальні точки потребують більшої кількості поділів для ізоляції.

Основні принципи моделі:

$$s(x, n) = 2^{-\frac{E(h(x))}{c(n)}}, \quad (2.4)$$

де

$s(x, n)$ - оцінка аномальності точки x для набору даних із розміром n .

$E(h(x))$ - середня довжина шляху для точки x (середня кількість поділів для ізоляції).

$c(n)$ - нормалізуюча константа, що залежить від розміру даних.

Чим ближче $s(x, n)$ до 1, тим більша ймовірність, що точка є аномальною.

Швидкодія та доступність

Isolation Forest є інноваційним методом виявлення аномалій, який вирізняється своєю ефективністю та продуктивністю при роботі з великими масивами даних. Ключова перевага методу полягає в його надзвичайно високій швидкодії. На відміну від багатьох складних моделей аномалій, Isolation Forest працює винятково ефективно, оскільки процес побудови дерев не вимагає складних обчислювальних операцій. Це дозволяє швидко аналізувати навіть масштабні набори даних без суттєвих часових затримок. Друга важлива характеристика - здатність ефективно працювати з високорозмірними даними. Механізм випадкових поділів дозволяє мінімізувати негативний вплив великої кількості вимірів, що робить метод універсальним інструментом для різноманітних задач аналізу. Додаткової зручності методу надає його широка доступність у популярних бібліотеках машинного навчання, таких як scikit-learn (Python), Spark MLlib та H2O.ai. Це забезпечує легку інтеграцію Isolation Forest з іншими моделями та підтримує гнучкість при побудові аналітичних систем.

Таким чином, Isolation Forest перетворюється на потужний та водночас простий у використанні інструмент виявлення аномалій у великих масивах даних.

Переваги для аналізу фінансів

Isolation Forest демонструє винятково високу ефективність у виявленні аномалій, особливо в контексті фінансової безпеки та аналізу транзакцій. Унікальна перевага методу полягає в його здатності ідентифікувати шахрайські транзакції. Оскільки такі транзакції зазвичай мають нетипові, унікальні характеристики, модель надзвичайно точно виділяє їх серед звичайних фінансових операцій. Це робить Isolation Forest потужним інструментом захисту від фінансового шахрайства. Модель не лише виявляє потенційно шкідливі транзакції, але й допомагає знаходити нетипові витрати, які можуть вказувати на проблеми в управлінні особистими фінансами. Наприклад, несподівані великі витрати або незвичні витратні патерни одразу потрапляють у фокус уваги системи. Важливою перевагою є простота використання. Модель потребує мінімального налаштування,

наприклад, встановлення кількості дерев, що робить її доступною навіть для користувачів без глибоких технічних знань. Це суттєво знижує бар'єр входження для впровадження передових технологій аналізу даних.

Висока швидкодія Isolation Forest дозволяє інтегрувати її у фінансові додатки для безперервного моніторингу транзакцій у режимі реального часу. Система здатна миттєво реагувати на потенційно підозрілі фінансові операції, забезпечуючи оперативний захист коштів користувача.

Таким чином, Isolation Forest перетворюється на потужний, але водночас простий інструмент забезпечення фінансової безпеки та аналізу транзакцій.

2.2.6 Зведена таблиця аналізу III

Ось порівняльна таблиця, що містить детальну інформацію про чотири моделі машинного навчання: Лінійна регресія, Random Forest Regressor, Gradient Boosting та Isolation Forest.

Таблиця 2.2

Зведена таблиця аналізу штучного інтелекту

Модель	Призначення	Переваги	Недоліки	Швидкість роботи
Лінійна регресія	Прогнозування числових значень на основі лінійної залежності між змінними.	Простота реалізації та інтерпретації результатів Висока швидкість навчання на великих наборах даних.	Обмежена здатність моделювати нелінійні залежності. Чутливість до мультиколінеарності та викидів.	Висока швидкість навчання та прогнозування завдяки простій математичній моделі.

Зведена таблиця аналізу штучного інтелекту

Модель	Призначення	Переваги	Недоліки	Швидкість роботи
Random Forest Regressor	Прогнозування числових значень шляхом об'єднання результатів множини дерев рішень.	Висока точність завдяки зменшенню варіативності. Стійкість до перенавчання.	Відносно повільне навчання та прогнозування при великій кількості дерев. Менша інтерпретованість моделі.	Швидкість роботи залежить від кількості дерев; можливе паралельне навчання для підвищення продуктивності.
Gradient Boosting	Послідовне покращення моделі шляхом додавання нових дерев, що виправляють помилки попередніх.	Висока точність на складних наборах даних. Гнучкість у виборі функцій втрат та базових моделей.	Високий ризик перенавчання без належної регуляризації. Повільне навчання через послідовний характер алгоритму.	Повільніше навчання порівняно з Random Forest через послідовне додавання дерев; прогнозування відносно швидке.
Isolation Forest	Виявлення аномалій шляхом ізоляції спостережень у випадкових підпросторах.	Ефективне виявлення аномалій у великих наборах даних. Не вимагає міток для навчання.	Менш ефективний при виявленні аномалій у високовимірних даних. Може давати хибно позитивні результати.	Висока швидкість навчання та прогнозування завдяки використанню випадкових підпросторів та дерев ізоляції.

2.3 Технології роботи з текстом для взаємодії з користувачем

2.3.1 Чат-боти та генерація відповідей за допомогою LLM

Впровадження великих мовних моделей (LLM) у системи підтримки користувачів здійснює революційний перехід від статичних до динамічних комунікативних стратегій. На відміну від традиційних підходів, де розробники витрачали надмірну кількість часу на передбачення кожного можливого сценарію взаємодії, сучасні LLM-технології забезпечують принципово новий рівень адаптивності та інтелектуальності. Контекстуальна адаптивність LLM-чат-ботів демонструє унікальну здатність розуміти та інтерпретувати складні, неструктуровані запити. Їхній інтелект дозволяє генерувати відповіді, що не просто відтворюють попередньо визначені шаблони, а динамічно вибудовують комунікацію на основі глибокого лінгвістичного аналізу. Технології на кшталт Retriever-Augmented Generation (RAG) реалізують процеси корпоративної комунікації, надаючи можливість миттєво інтегрувати складні бази знань, підтримувати актуальність інформації та забезпечувати високоточні відповіді в мульти предметних контекстах. Інтелектуальна природа LLM-чат-ботів дозволяє їм адаптувати тон і стиль спілкування під конкретного користувача, накопичувати контекст попередніх взаємодій та надавати персоналізований сервіс у режимі реального часу. Це принципово змінює традиційні моделі клієнтської підтримки, перетворюючи штучний інтелект на повноцінного учасника діалогу. Фундаментальна перевага таких систем полягає в їхній здатності забезпечувати цілодобову доступність висококваліфікованої консультації, миттєво масштабувати комунікативні потужності та суттєво знижувати операційні витрати на обслуговування клієнтів [25].

2.3.2 Порівняльний аналіз провідних великих мовних моделей (LLM)

Інструменти та методики тестування штучного інтелекту

Для всебічної оцінки продуктивності мовних моделей використовуються наступні комплексні методики:

1. **Багатозадачне тестування розуміння (MMLU)** - Розширена система оцінювання, що охоплює 57 предметних областей. Включає завдання з природничих, технічних та гуманітарних наук, які вимірюють здатність моделі опановувати знання від базового до експертного рівня.
2. **Контекстне тестування HellaSwag** - Спеціалізована методика перевірки логічного розуміння контексту через серію спеціально розроблених питань, що вимагають глибокого семантичного аналізу.
3. **Математичний компонент (MATH)** - Масштабний набір з понад 12,500 математичних завдань, що охоплюють різноманітні розділи: алгебраїчні моделі, геометричні задачі, статистичні розрахунки.
4. **Валідація програмного коду (HumanEval)** - Перевірка здатності генерувати коректні програмні рішення шляхом застосування автоматизованих юніт-тестів.

Стратегії налаштування моделі:

- **Модель без прикладів (0-shot):** Пряме виконання завдання без додаткового контексту
- **Модель з одним прикладом (1-shot):** Попередня орієнтація через єдиний демонстраційний приклад
- **Модель з множинними прикладами (k-shot):** Деталізована підготовка через серію контекстних прикладів

Цей підхід дозволяє комплексно оцінити інтелектуальні можливості штучного інтелекту в різних предметних сферах.

Таблиця 2.3

Порівняльна характеристика мовних моделей

Модель	Вхідний контекст	Вихідний контекст	Ціна (за мільйон токенів)	Рейтинг LLSYS	Кращі результати на бенчмарках
GPT-4 Turbo (2024)	128k	4096	\$10/\$30	Топ-5	Немає результатів для MMLU, HellaSwag, MATH або HumanEval через застарілість тестованих версій.
Claude 3 Opus	200k	4096	\$15/\$75	Топ-5	MMLU: 86.8%, HellaSwag: 95.4%, MATH: 61.0%, HumanEval: 84.9%
Claude 3 Sonnet	200k	4096	\$3/\$15	Топ-5	MMLU: 79.0%, HellaSwag: 89.0%, MATH: 40.5%, HumanEval: 73.0%
Claude 3 Haiku	200k	4096	\$0.25/\$1.25	Топ-10	MMLU: 75.2%, HellaSwag: 85.9%, MATH: 40.9%, HumanEval: 75.9%
Gemini Ultra	32.8k	8192	-	-	MMLU: 83.7%, HellaSwag: 87.8%, MATH: 53.2%, HumanEval: 74.4%
Mistral Large	32k	4096	\$8/\$8	Топ-15	MMLU: 81.2%, HellaSwag: 89.2%, HumanEval: 45.1%
Mixtral 8x22B Instruct	64k	-	Open Source	Топ-15	MMLU: 77.75%, HellaSwag: 88.5%, HumanEval: 45.1%

Порівняльний аналіз мовних моделей

Продуктивність на бенчмарках: Проведений аналіз демонструє диференційовані результати провідних мовних моделей. **Claude 3 Opus** демонструє найвищу ефективність, досягаючи 86.8% у тесті MMLU та 95.4% у HellaSwag, що підтверджує її винятковий потенціал у контекстному розумінні та логічному аналізі. **Llama 3 (70b Instruct)** також представляє конкурентоспроможні показники - 82.0% в MMLU та 81.7% у HumanEval, утворюючи свою універсальність як open-source рішення.

Економічна ефективність: З точки зору витрат, **Claude 3 Haiku** виділяється найнижчою вартістю - \$0.25 за мільйон вхідних токенів. Open-source моделі на кшталт **Llama 3** та **Mixtral** додатково посилюють свою привабливість відсутністю ліцензійних витрат, що робить їх особливо цікавими для дослідницьких команд та малого бізнесу.

Технічні характеристики: Значною перевагою **Claude 3** є надзвичайно широке контекстне вікно обсягом 200 000 токенів, що принципово відрізняє модель при роботі з масштабними текстовими масивами. Натомість **GPT-4 Turbo** та **Llama 3** мають більш обмежені можливості - 128k та 8k токенів відповідно.

Стратегія вибору моделі: Остаточний вибір мовної моделі залежить від специфіки конкретних бізнес-завдань. **Claude 3 Opus** беззаперечно домінує у складних аналітичних сценаріях, демонструючи неперевершену точність. Водночас **Llama 3** пропонує оптимальне співвідношення якості/ціна, особливо для проєктів з обмеженим бюджетом [26].

Підсумковий результат аналізу:

- Для високоскладних аналітичних завдань: **Claude 3 Opus**
- Для дослідницьких проєктів та економії ресурсів: **Llama 3**
- Для оптимізації витрат: **Claude 3 Haiku**

Обрана модель **Llama 3** виявляє унікальні переваги для розробленої системи управління особистими фінансами. Її архітектура забезпечує високу точність математичних обчислень, глибоке контекстне розуміння фінансових даних та гнучкість інтерпретації складних економічних сценаріїв.

Перевагами впровадження Llama 3 є:

- Висока достовірність аналітичних операцій
- Можливість локальної обробки персональних даних
- Економічна ефективність як open-source рішення
- Простота кастомізації під індивідуальні фінансові потреби користувача

Модель дозволяє створити інтелектуальний інструмент фінансового моніторингу, який не лише акумулює статистичну інформацію, але й надає персоналізовані рекомендації щодо оптимізації особистого бюджету та фінансової стратегії.

3. РОЗРОБКА МЕТОДИКИ АНАЛІЗУ ТА КОНТРОЛЮ ОСОБИСТИХ ФІНАНСІВ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

3.1 Основна ціль методики

У сучасному динамічному світі фінансових технологій актуалізується потреба створення інтегрованої методики аналізу та контролю особистих фінансів з використанням штучного інтелекту. Основна наукова гіпотеза дослідження полягає в тому, що впровадження інтелектуальних алгоритмів машинного навчання дозволяє суттєво підвищити ефективність управління особистими фінансовими ресурсами. Методологія дослідження базується на комплексному використанні сучасних математичних моделей та алгоритмів штучного інтелекту, зокрема Random Forest Regressor, Gradient Boosting та Isolation Forest. Принципова новизна підходу полягає в інтеграції розширеного набору даних, що виходить за межі традиційного аналізу транзакцій і враховує складні соціально-економічні контексти, включаючи святкові періоди, економічні флуктуації та індивідуальні особливості споживчої поведінки. Ключовим науковим інструментарієм дослідження є методи машинного навчання з використанням NLP-моделей, які забезпечують можливість інтерактивної комунікації та генерації персоналізованих фінансових рекомендацій. Алгоритми штучного інтелекту дозволяють не лише аналізувати великі масиви фінансових даних, але й виявляти латентні закономірності, недоступні традиційним методам статистичного аналізу. Особливої уваги заслуговує розроблений механізм детекції аномальних транзакцій. За допомогою алгоритму Isolation Forest система здатна ідентифікувати нетипові фінансові операції, які потенційно можуть негативно впливати на загальний фінансовий стан індивіда. Це дозволяє не лише попереджати можливі фінансові ризики, але й формувати більш усвідомлену фінансову поведінку користувачів. Наукова цінність дослідження полягає в розробці комплексної методології, яка трансформує підхід до персонального фінансового менеджменту. Запропонована

методика виходить за межі простого обліку витрат, пропонуючи інтелектуальну систему підтримки прийняття фінансових рішень. Принципова архітектура системи побудована на принципах адаптивності, персоналізації та проактивного прогнозування, що робить її принципово новим підходом у сфері фінансового менеджменту. Практична значущість дослідження полягає у створенні методологічної платформи, яка дозволяє користувачам не лише контролювати витрати, але й усвідомлено сформувати власну фінансову стратегію. Запропонована методика є інтелектуальним комплексним рішенням, спроможним забезпечити вищий рівень фінансової грамотності та культури управління особистими ресурсами.

3.2 Огляд математичних моделей

3.2.1 Модуль прогнозування

Модуль прогнозування є одним із компонентів методики аналізу та контролю особистих фінансів. Його основне завдання, як не дивно, передбачення майбутніх витрат користувача на основі історичних даних, зовнішніх факторів та подій, які можуть вплинути на витрати. Врахування цих зовнішніх факторів і є особливістю розробленого компоненту. У цьому модулі використовується методологія регресійного аналізу у поєднанні з алгоритмом машинного навчання Random Forest Regressor для точного прогнозування витрат.

Математична модель

Для прогнозування витрат застосовується наступна формула:

$$y_t = \beta_0 + \sum_{i=1}^n \beta_i X_{t-i} + \sum_{j=1}^m \gamma_j F_{t,j} + \varepsilon_t, \quad (3.1)$$

де

y_t - прогнозовані витрати в місяці t ;

x_{t-1} - історичні дані витрат за попередні періоди $(t - 1, t - 2, \dots, t - n)$;

$F_{t,j}$ - зовнішні фактори (свята, дні народження, сезонність тощо);

β_0 - базове значення витрат;

β_i - ваги для історичних даних;

γ_j - ваги для зовнішніх факторів;

ε_t - випадкова похибка, яка моделюється нормально розподіленою величиною.

n - кількість історичних періодів для аналізу;

m - кількість зовнішніх факторів;

Для врахування впливу свят у моделі використовується окрема формула:

$$F_{t,1} = w_1 * C_t, \quad (3.2)$$

де

C_t - середні витрати на аналогічні свята в попередні роки;

w_1 - коефіцієнт ваги для свят.

Приклад розрахунку

Розглянемо приклад із такими умовами:

- Історичні дані:

$$X_{t-1} = 10,000 \text{ грн};$$

$$X_{t-2} = 8,000 \text{ грн}.$$

- Зовнішні фактори:

$$\text{Витрати на свята } C_t = 2,000 \text{ грн};$$

$$\text{Коефіцієнт ваги для свят } w_1 = 1.5.$$

- Інші параметри:

$$\text{Базове значення витрат } \beta_0 = 5,000 \text{ грн};$$

$$\text{Ваги для історичних даних: } \beta_1 = 0.4, \beta_2 = 0.3.$$

Прогноз витрат розраховується за формулою 3.1.

Підставляємо значення:

$$y_t = 5,000 + (0.4 * 10,000) + (0.3 * 8,000) + (1.5 * 2,000)$$

Обчислюємо:

$$y_{\text{т}} = 5,000 + 4,000 + 2,400 + 3,000 = 14,400 \text{ грн}$$

Отже, прогнозовані витрати користувача на наступний місяць становлять 14,400 грн. Це приблизний демонстраційний варіант розрахунку.

Розрахунок коефіцієнта ваги w_i

Коефіцієнт ваги w_i для зовнішніх факторів, таких як свята або інші події, є важливим параметром моделі. Він визначає ступінь впливу цих факторів на прогнозовані витрати y_t . Для точного визначення w_i використовуються історичні дані про витрати під час аналогічних свят у попередні роки.

Формула для розрахунку w_i

Коефіцієнт ваги обчислюється як:

$$w_i = \frac{S_s}{S_n}, \quad (3.3)$$

де

S_s - середні витрати під час свят;

S_n - середні витрати у звичайні періоди.

Покроковий процес розрахунку

1. **Збір даних:**
 - 1.1. Отримати дані про всі транзакції за попередні кілька років.
 - 1.2. Виділити транзакції, які пов'язані зі святами або подіями.
2. **Обчислення середніх витрат:**
 - 2.1. Обчислити середні витрати користувача під час свят за кожний рік:

$$S_s = \frac{C_s}{N_s}, \quad (3.4)$$

де

$C_{\text{св}}$ - сума витрат під час свят;

$N_{\text{св}}$ - кількість святкових днів.

2.2. Обчислити середні витрати за ті ж періоди у звичайні дні.

3. Розрахунок коефіцієнта:

3.1. Застосувати формулу 3.3.

4. Аналіз результату:

4.1. Значення $w_i > 1$ означає, що свята суттєво впливають на витрати користувача.

4.2. Значення $w_i \approx 1$ вказує на незначний вплив свят.

4.3. Значення $w_i < 1$ (рідкісний випадок) свідчить про економію користувача під час свят.

Приклад розрахунку w_1

Дані:

- Середні витрати користувача під час свят: $C_{\text{св}} = 3,000$ грн;
- Кількість святкових днів: $N_{\text{св}} = 3$;
- Середні витрати у звичайні періоди: $C_{\text{н}} = 9,000$ грн;
- Кількість звичайних днів: $N_{\text{н}} = 30$.

Розрахунок:

1. Обчислюємо середні витрати під час свят: $S_{\text{св}} = \frac{C_{\text{св}}}{N_{\text{св}}} = \frac{3,000}{3} = 1,000$ грн/день.
2. Обчислюємо середні витрати у звичайні дні: $S_{\text{н}} = \frac{C_{\text{н}}}{N_{\text{н}}} = \frac{9,000}{30} = 300$ грн/день.
3. Розраховуємо коефіцієнт w_i : $w_i = \frac{S_{\text{св}}}{S_{\text{н}}} = \frac{1,000}{300} = 3.33$.

Коефіцієнт $w_1 = 3.33$ показує, що витрати користувача під час свят у 3.33 рази вищі, ніж у звичайні дні.

Випадкова похибка ε_t

Випадкова похибка ε_t (епсilon з індексом t) є важливим компонентом будь-якої регресійної моделі, включаючи моделі прогнозування витрат. Вона враховує всі фактори, які не включені в модель, але впливають на кінцевий результат прогнозування. Похибка ε_t – це випадкова змінна, яка відображає відхилення фактичних витрат від тих, що прогнозуються моделлю. Вона враховує такі фактори, як непередбачувані події, такі як раптові витрати на ремонт чи медичні послуги, можуть вплинути на результати. Модель також має свої обмеження, оскільки спрощує реальність і не завжди враховує всі особливості поведінки користувача. Крім того, у даних можуть бути помилки, недокументовані транзакції чи інші недоліки, які створюють "шум" у вхідній інформації.

3.2.2 Модуль контролю витрати та генерації підказок

Модуль генерації підказок не лише аналізує витрати користувача, але й враховує додаткові фактори, які впливають на фінансову поведінку, такі як:

- Емоційний стан (наприклад, стрес, імпульсивні рішення);
- Соціальні тренди (наприклад, популярні знижки або сезонні розпродажі);
- Гейміфікація (мотиваційні елементи для досягнення фінансових цілей);
- Поведінкові ознаки (патерни покупок, звички користувача).

Модуль також використовує **LLM Llama** для створення персоналізованих текстових рекомендацій на основі результатів моделі.

Математична модель

Індекс рекомендацій r_t модифікується для врахування категорій витрат, їхньої цінності, а також більшої кількості факторів:

$$r_t = \sum_{k=1}^K (w_k \cdot f_k) + \sum_{c=1}^C (w_c \cdot f_c) \quad (3.5)$$

де

r_t - інтегральний індекс рекомендацій для користувача в період t ;

K - кількість загальних факторів f_k ;

C - кількість категорій витрат f_c ;

w_c, w_k - ваги для кожного загального фактора f_k і категорії

f_c, f_k - значення кожного загального фактору;

f_c - значення фактора для категорії витрат c .

Загальні фактори (f_k):

Фінансовий показник (f_s):

$$f_s = \frac{E_t}{B_t}, \quad (3.6)$$

Де

E_t - загальні витрати за період t ;

B_t - запланований бюджет за період t . Цей фактор відображає співвідношення витрат до бюджету.

Емоційний стан (f_e):

$$f_e = \sum_{c=1}^C \left(\frac{I_{ct}}{\sum_{c=1}^C T_{c,t}} \right), \quad (3.7)$$

де

I_{ct} - кількість імпульсивних транзакцій у категорії C у період t ;

T_{ct} - загальна кількість транзакцій у категорії C у період t . Цей фактор показує рівень імпульсивності витрат.

Поведінкові показники (f_p):

$$f_p = \frac{\sum_{c=1}^C D_{c,t}}{\sum_{c=1}^C T_{c,t}}, \quad (3.8)$$

де

$D_{c,t}$ - кількість транзакцій зі знижками у категорії c у період t ;

$T_{c,t}$ - загальна кількість транзакцій у категорії c у період t . Цей фактор показує залежність користувача від знижок.

Фактор витрат на категорію (f_c):

$$f_c = \left(\frac{E_{c,t}}{E_t} \right) \cdot V_c, \quad (3.9)$$

де

$E_{c,t}$ - витрати на категорію c у період t ;

E_t - загальні витрати за період t ;

V_c - цінність категорії c , визначена експертом або користувачем. Цей фактор відображає відносну важливість категорії у загальних витратах.

Ваги (w_c, w_k):

w_k - ваговий коефіцієнт для кожного загального фактору f_k , який визначає його вплив на підсумковий індекс r_i ; w_c - ваговий коефіцієнт для кожної категорії витрат f_c , який враховує її важливість для користувача

Роль LLM Llama у складній моделі

1. **Аналіз категорій:** LLM Llama формує рекомендації для кожної категорії на основі f_c , наприклад:

- Якщо витрати на розваги перевищують бюджет:

"Ваші витрати на розваги цього місяця перевищують запланований бюджет на 40%. Рекомендуємо переглянути ваші розважальні покупки."

2. Генерує текст із урахуванням усіх факторів:

- Якщо $r_t > 1$:

"Ваші витрати у категорії 'одяг' та 'розваги' значно перевищують бюджет. Рекомендуємо зменшити покупки у цих категоріях."

3. Формує індивідуальні підказки з гейміфікацією:

"Ви зменшили витрати на розваги на 20% порівняно з минулим місяцем. Чудова робота!"

Для того щоб LLM Llama могла створювати точні, персоналізовані та мотивуючі підказки, їй потрібно надати структуровані дані та контекст, які дозволять моделі правильно інтерпретувати ситуацію користувача.

Типи даних для LLM Llama

1. Фінансові дані

Загальні витрати за період (E_t) відображають сукупний обсяг витрат користувача за визначений проміжок часу. Інформація про бюджет за цей період (B_t) дозволяє Llama аналізувати, чи перевищено витрати. Крім того, витрати за категоріями ($E_{c,t}$) дають змогу зрозуміти, яка частка бюджету витрачається на окремі категорії, такі як освіта, розваги чи продукти харчування.

Приклад переданих даних:

```
1 {
2   "total_expenses": 12000,
3   "budget": 10000,
4   "categories": {
5     "education": 2000,
6     "entertainment": 4000,
7     "groceries": 6000
8   }
9 }
```

Рис. 3.1 Приклад фінансових даних

2. Поведінкові дані

Імпульсивні транзакції ($I_{c,t}$) — це дані про покупки, що мають високий індекс аномальності, визначений, наприклад, за допомогою алгоритму Isolation Forest. Транзакції зі знижками ($D_{c,t}$) відображають частоту покупок за акційними пропозиціями, що дає змогу Llama оцінити ступінь залежності користувача від знижок. Середня частота покупок у категорії дозволяє зрозуміти, наскільки часто користувач купує товари певного типу, такі як розваги чи інші категорії.

Приклад переданих даних:

```

1 {
2   "impulsive_transactions": 3,
3   "discount_transactions": {
4     "education": 1,
5     "entertainment": 2,
6     "groceries": 4
7   }
8 }
```

Рис. 3.2 Приклад поведінкових даних

3. Соціальні тренди

Популярні категорії витрат ($C_{c,t}$) відображають дані про витрати користувача на трендові товари чи послуги, такі як електроніка або одяг, особливо в період розпродажів. Сезонні впливи враховують витрати, пов'язані з певними подіями чи святами, наприклад, під час "Чорної п'ятниці" або новорічних свят.

Приклад переданих даних:

```

1 {
2   "trendy_categories": {
3     "electronics": 1500,
4     "clothing": 800
5   },
6   "seasonal_expenses": 2500
7 }
8 }
```

Рис. 3.3 Приклад поведінкових даних

4. Емоційний стан

Імпульсивність витрат (f_c) показує частку імпульсивних покупок у загальній кількості транзакцій, допомагаючи зрозуміти схильність користувача до необдуманих витрат. Історія транзакцій у стресових ситуаціях дає уявлення про фінансову поведінку користувача в умовах емоційного навантаження. Якщо в минулому такі ситуації супроводжувалися значними витратами, це враховується при формуванні тексту рекомендацій.

Приклад переданих даних:

```

1 {
2   "impulsiveness_index": 0.3,
3   "stress_related_transactions": [
4     {"amount": 5000, "category": "entertainment", "timestamp": "2024-11-15"}
5   ]
6 }
7
```

Рис. 3.4 Приклад даних емоційного стану

5. Гейміфікація та мотивація

Досягнення користувача містять дані про його попередній прогрес, наприклад, наскільки успішно він дотримувався встановленого бюджету. Фінансові цілі відображають наявність у користувача конкретних планів, таких як накопичення на відпустку, та рівень їх досягнення. Порівняння з минулим дозволяє оцінити, як поточні витрати співвідносяться з витратами за попередні періоди, допомагаючи виявити тенденції та зміни у фінансовій поведінці.

Приклад переданих даних:

```

1 {
2   "achievements": {
3     "savings_last_month": 3000,
4     "budget_adherence_rate": 85
5   },
6   "financial_goals": {
7     "vacation_savings": {
8       "target_amount": 20000,
9       "current_savings": 15000
10    }
11  },
12  "historical_comparison": {
13    "expenses_last_month": 11000,
14    "expenses_this_month": 12000
15  }
16 }
17
```

Рис. 3.5 Приклад даних для гейміфікації та мотивації

3.2.3 Модуль спілкування

Алгоритм обробки тексту за допомогою моделей LLM (Large Language Models) базується на статистичних методах моделювання тексту та використанні трансформерної архітектури. Спочатку текстові дані, надані користувачем, проходять етап попередньої обробки, що включає токенизацію, нормалізацію та, за необхідності, вилучення зайвих символів або розділових знаків. Кожен токен перетворюється у числове представлення, використовуючи ембеддинги, наприклад, Word2Vec або BERT, де кожне слово або символ представлено у вигляді вектора у просторі $\mathbb{R}^n$, де n — це розмірність ембеддингу. Для обробки отриманих векторів застосовується трансформер, який складається з послідовності шарів багатоголового механізму уваги (multi-head attention) та повнозв'язних нейронних мереж. Механізм уваги, формалізований як:

$$Attention(Q, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V, \quad (3.10)$$

де

Q - матриця запитів (queries);

K - матриця ключів (keys);

V - матриця значень (values);

d_k - розмірність ключів, дозволяє моделі визначати важливі контексти у тексті та встановлювати залежності між різними токенами.

На етапі обробки модель враховує раніше обчислені ваги контексту та на основі тренуваних параметрів генерує відповідь. Вихідний сигнал проходить через шар нормалізації (layer normalization) та механізм подальшої трансформації, що зменшує інформаційний шум і підвищує точність результату.

Заключним етапом є декодування, під час якого модель здійснює інверсну токенизацію та формує текстову підказку у вихідному форматі. Вихідний текст оптимізується за допомогою функції втрат, таких як крос-ентропія (Cross-Entropy Loss):

$$L = - \sum_i y_i \log(\hat{y}_i), \quad (3.11)$$

де

y_i - це істинна ймовірність;

$\hat{y}_i$ - передбачена ймовірність для кожного токена.

Таким чином, LLM забезпечує адаптивність і можливість аналізу складних структур текстових даних, генеруючи підказки на основі значущих залежностей, виявлених у вхідних даних.

Розроблена система працює з числовими даними та аналітичними результатами, уникаючи текстового опису транзакцій або деталей фінансових операцій. Для генерації підказок модель отримує попередньо оброблені числові значення, такі як:

1. Суми транзакцій за певні періоди (наприклад, щотижневі чи щомісячні витрати).
2. Розподіл витрат по категоріях, виражений у відсотках або абсолютних значеннях.
3. Середні витрати за день, тиждень чи інший обраний інтервал.
4. Прогнозовані значення на основі історичних даних, наприклад, передбачений залишок бюджету чи обсяг витрат.
5. Аналітичні індикатори, такі як аномалії

Ці числові дані передаються до моделі у вигляді промтів, які структуруються як текстові запити, що описують контекст, використовуючи дані для створення умовного завдання:

- Промт може виглядати так: «Дані: витрати за тиждень = {1500, 2000, 1200, 1800}, середні щоденні витрати = 1700, залишок бюджету = 5000. Генеруй рекомендації для оптимізації бюджету».

- «Дані: транспорт = 20%, харчування = 40%, розваги = 15%, інші витрати = 25%. Оптимізуй витрати для збільшення заощаджень».

Таким чином, модель адаптує свій аналіз до числових значень і контексту, інтерпретує їх у вигляді відповідей чи рекомендацій. Промти в цьому випадку є текстовими контейнерами для передачі числової інформації у формі, зрозумілій для LLM. Це дозволяє забезпечити точність та релевантність генерованих підказок без необхідності розширення текстового опису вхідних даних.

3.2.4 Модуль виявлення аномальних транзакцій

Дана математична модель призначена для аналізу транзакцій користувача та виявлення аномалій, таких як імпульсивні покупки, підозрілі дії або витрати, що значно відрізняються від звичайного фінансового патерну. Основою моделі є підхід, який базується на алгоритмі Isolation Forest, що дозволяє ефективно знаходити аномалії в багатовимірних даних шляхом обчислення рівня ізоляції кожної транзакції. Isolation Forest (ізоляційний ліс) працює шляхом створення множини ізоляційних дерев, у кожному з яких випадковим чином вибираються ознаки для поділу даних. Аномалії, які знаходяться далеко від кластеру нормальних даних, ізолюються на ранніх рівнях дерева, що дозволяє легко їх ідентифікувати.

Математична модель

Рівень аномальності для кожної транзакції обчислюється як:

$$s(x_i) = 2^{-\frac{E(h(x_i))}{c(n)}}, \quad (3.12)$$

де

t_i - час доби, коли була здійснена транзакція (наприклад, покупки вночі можуть вважатися аномальними).

a_i - сума транзакції, яка порівнюється із середніми витратами користувача.

c_i - контекст транзакції:

$c_i = 1$, якщо транзакція здійснена під час свята або особливого дня (наприклад, дня народження).

$c_i = 0$, якщо це звичайний день.

$h(x_i)$ - глибина дерева, на якій ізолюється транзакція x_i . Якщо транзакція є аномальною, вона ізолюється на нижчих рівнях дерева.

$E(h(x_i))$ - середня глибина ізоляції для транзакції x_i , обчислена по всіх деревах.

$c(n)$ - нормалізуючий коефіцієнт для вибірки розміром n , що враховує розмір вибірки і дозволяє масштабувати оцінку рівня аномальності.

$$c(n) = 2 \cdot (\ln(n - 1) + \gamma) - \frac{2(n-1)}{n}, \quad (3.13)$$

де

γ - стала Ейлера-Маскероні ($\gamma \approx 0.577$).

Якщо $s(x_i)$ близьке до 1, транзакція вважається аномальною.

Ця модель дозволяє автоматизувати аналіз фінансових транзакцій користувача з метою виявлення аномалій, які можуть свідчити про незвичайні або небажані дії. Завдяки використанню алгоритму Isolation Forest, система здатна ефективно виділяти транзакції, що значно відрізняються від стандартної поведінки користувача. Наприклад, імпульсивні покупки, зроблені в нічний час, можуть бути позначені як аномальні, якщо вони не відповідають звичайним витратним патернам. Модель також враховує контекст транзакції, такий як свята чи особливі події. Це дозволяє знижувати рівень аномальності для витрат, які логічно відповідають цим подіям. Таким чином, витрати на великі суми під час свят не будуть позначені як підозрілі, адже модель враховує вагомні фактори контексту. Завдяки таким можливостям система допомагає користувачам своєчасно реагувати на підозрілі витрати, знижуючи ризик шахрайства чи необґрунтованих фінансових витрат, водночас надаючи цінний інструмент для аналізу та контролю особистих фінансів.

3.3 Реалізація та технічна інтеграція

3.3.1 Технології розробки

Реалізація проекту інтелектуальної системи управління фінансами базується на передовій мікросервісній архітектурі, яка є революційним підходом до побудови складних програмних екосистем. Вибір технологічного стеку обумовлений не лише сучасними трендами, але й глибоким розумінням потреб інтелектуальних фінансових систем.

Python обраний як основна мова розробки через його унікальні можливості в галузі аналізу даних та машинного навчання. На відміну від інших мов програмування, Python пропонує унікальний екосистемний підхід, де бібліотеки Pandas, NumPy, Scikit-learn та TensorFlow перетворюються на потужні аналітичні інструменти. Зокрема, нейронні мережі TensorFlow здатні розпізнавати найскладніші патерни фінансової поведінки, враховуючи мультифакторні залежності: від психологічних особливостей користувача до макроекономічних трендів.

Комунікація між мікросервісами реалізована через протокол gRPC, який забезпечує мінімальну латентність та максимальну пропускну здатність. На противагу традиційним REST API, gRPC дозволяє передавати складні структуровані дані з надзвичайно високою швидкістю, що критично важливо для опрацювання фінансових транзакцій у режимі реального часу. Брокер повідомлень Kafka виступає свого роду інтелектуальним конвеєром даних, який забезпечує надійну асинхронну обробку великих масивів інформації з підтримкою відмовостійкості та гарантованої доставки.

Взаємодія між фронтенд-інтерфейсом на React та бекенд-мікросервісами на C# здійснюватиметься через REST HTTP API. Це класичне архітектурне рішення, яке забезпечує максимальну сумісність та гнучкість компонентів. Використання JSON як формату обміну даними дозволить створити легку, масштабовану комунікацію між клієнтською та серверною частинами додатку. HTTP-протокол з

підтримкою JWT-авторизації гарантує високий рівень безпеки та контролю доступу.

PostgreSQL виступає центральною базою даних, яка принципово відрізняється від інших рішень своїми розширеними можливостями підтримки складних реляційних структур. Її перевага полягає в унікальній здатності опрацьовувати складні транзакційні навантаження з дотриманням ACID-принципів, що критично важливо для фінансових систем. Вбудовані механізми шифрування та підтримки JSON-типів даних роблять PostgreSQL ideal для зберігання складних фінансових моделей.

Redis використовується як інтелектуальний кеш-провайдер, який не просто прискорює запити, але й дозволяє реалізовувати складні стратегії кешування. Механізми TTL (Time To Live) та підтримка різних типів структур даних перетворюють Redis на потужний інструмент оптимізації продуктивності.

React обраний для побудови інтерфейсу через його компонентну архітектуру та здатність створювати високо інтерактивні користувацькі інтерфейси. Бібліотека дозволяє реалізовувати складні анімації, миттєві оновлення даних та адаптивний дизайн. Використання сучасних хуків та контекстного API забезпечує ефективне керування станом додатку.

Контейнеризація через Docker виступає не просто технологією ізоляції сервісів, але й інструментом створення повністю масштабованої інфраструктури. Підтримка kubernetes дозволить реалізувати автоматичне горизонтальне масштабування, самовідновлення сервісів та інтелектуальний розподіл навантаження.

Унікальність архітектури полягає в симфонічній взаємодії технологій: Python генерує аналітичний інтелект, C# забезпечує надійність бізнес-процесів, PostgreSQL зберігає цілісність даних, React створює інтерактивний інтерфейс, а Docker та мікросервіси додають системі гнучкість та масштабованість.

Результатом є не просто фінансовий додаток, а повноцінна інтелектуальна екосистема, здатна не лише аналізувати витрати, але й прогнозувати фінансову

поведінку, адаптуватися під індивідуальні потреби користувача та генерувати персоналізовані стратегії управління особистими фінансами.

3.3.2 Архітектура додатку

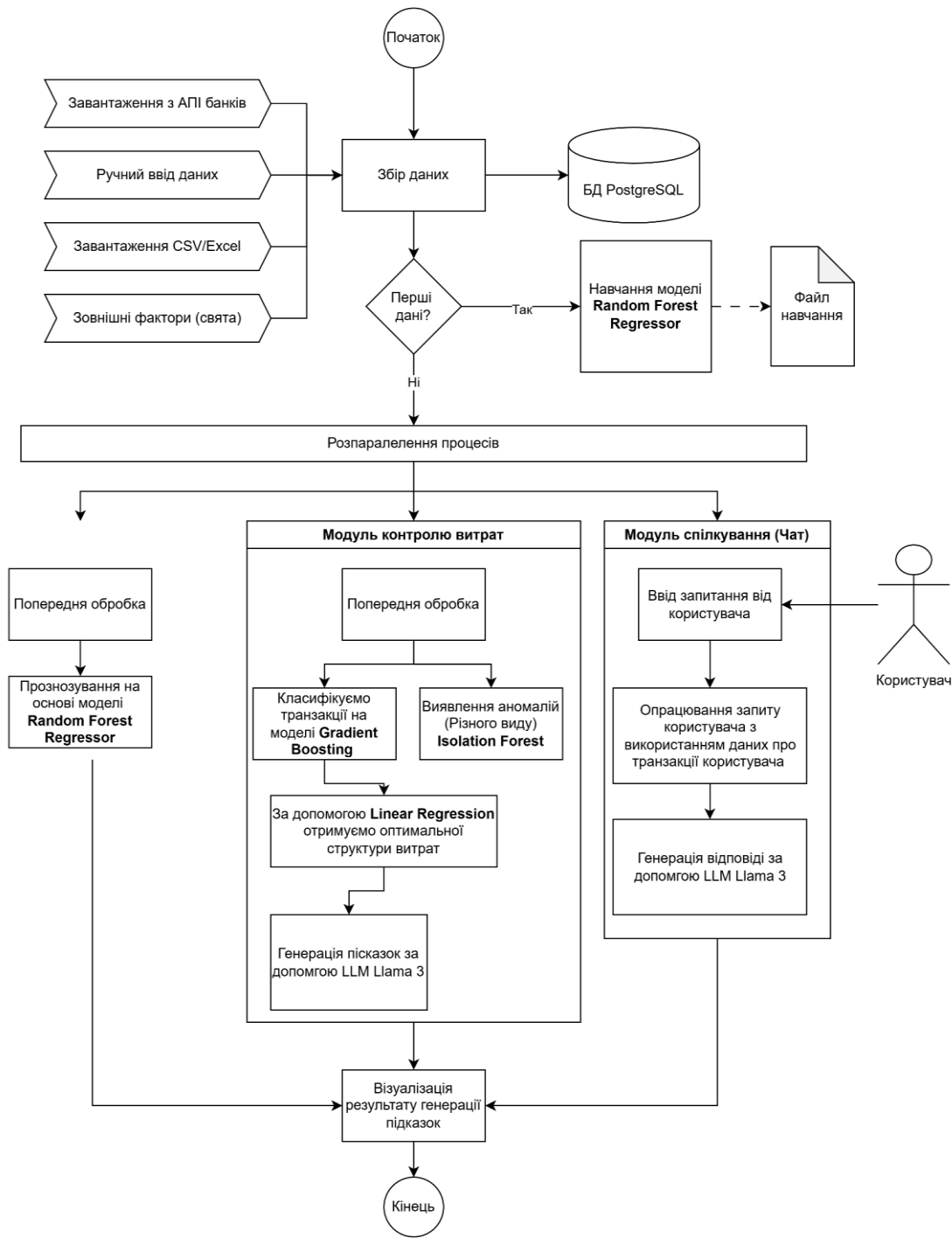


Рис. 3.6 Блок-схема архітектурного представлення додатку

Ця блок-схема демонструє процес роботи інтелектуальної системи управління фінансами, розбитий на основні модулі та кроки. Ось опис основних етапів, представлених на схемі:

1. **Завантаження даних:** Дані можуть завантажуватись з API банків, вводитись вручну, імпортуватись з CSV/Excel або враховувати зовнішні фактори, наприклад, свята.
2. **Збереження даних:** Всі дані збираються та зберігаються у реляційній базі даних PostgreSQL.
3. **Початковий аналіз даних:** На етапі перевіряється наявність перших даних. Якщо вони відсутні, процес повертається до етапу збору даних.
4. **Моделі машинного навчання:** Дані використовуються для навчання моделей, таких як Random Forest Regressor, на основі підготовлених файлів навчання.
5. **Розподіл задач на модулі:** Система розподіляє процеси на три основні модулі. Модуль контролю витрат виконує попередню обробку даних. Він використовує метод Gradient Boosting для класифікації транзакцій, застосовує алгоритм Isolation Forest для виявлення аномалій та аналізує витрати за допомогою Linear Regression, щоб оптимізувати структуру витрат. Модуль спілкування (чат) обробляє запити користувача з використанням його транзакційних даних. Генерація відповідей здійснюється за допомогою моделі LLM Llama 3. Модуль прогнозування реалізує прогнозування на основі моделі Random Forest Regressor.
6. **Генерація результатів:** На основі зібраних даних та моделей створюються персоналізовані підказки та рекомендації, які візуалізуються для користувача.
7. **Завершення процесу:** Всі результати надаються користувачеві у зручному форматі для подальшого використання.

Схема підкреслює інтеграцію різних моделей машинного навчання та підходів до обробки даних, що працюють разом для забезпечення ефективного аналізу фінансових даних.

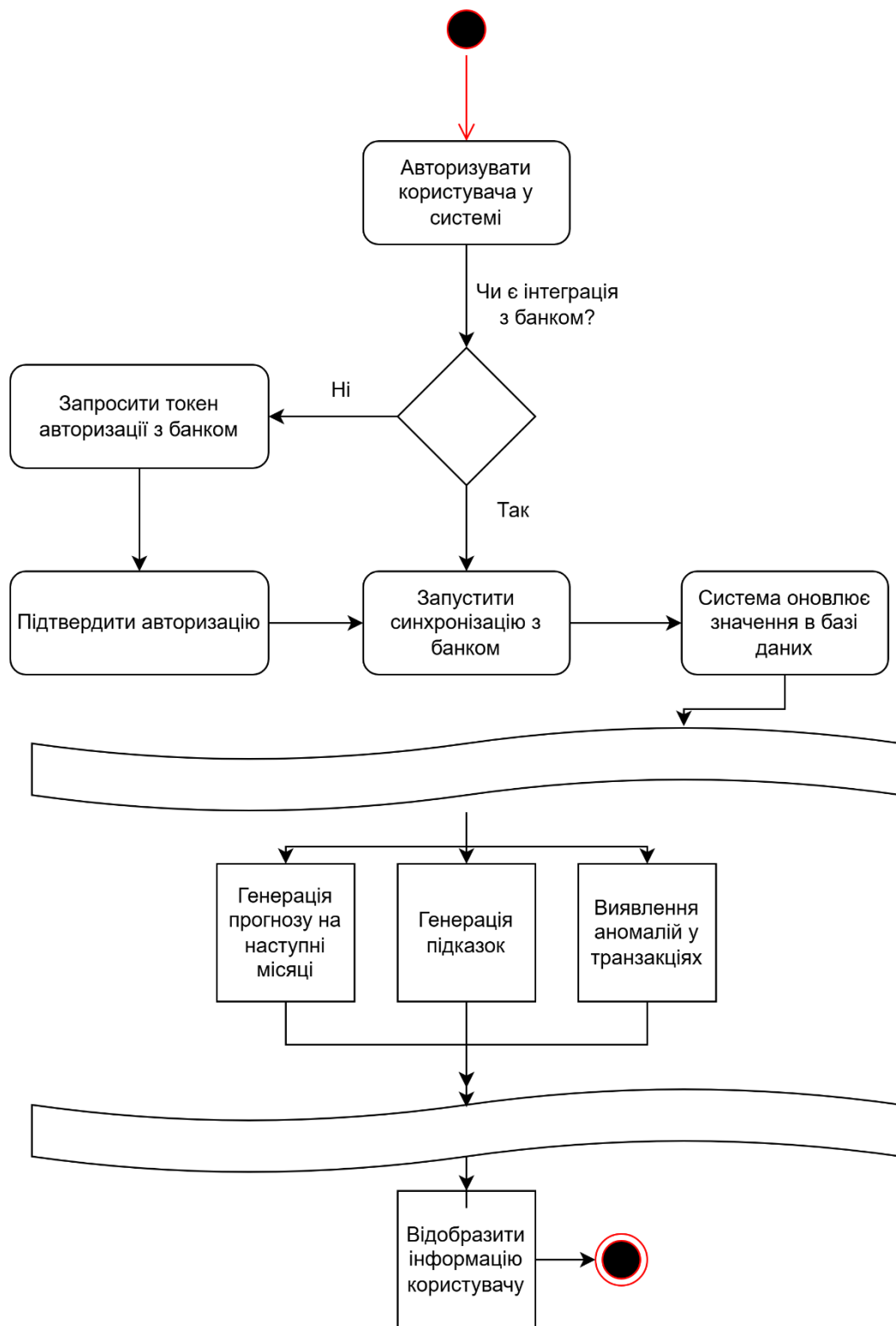


Рис. 3.7 Діаграма діяльності системи. Отримання та обробка даних

3.3.3 Прототип візуалізації роботи методики

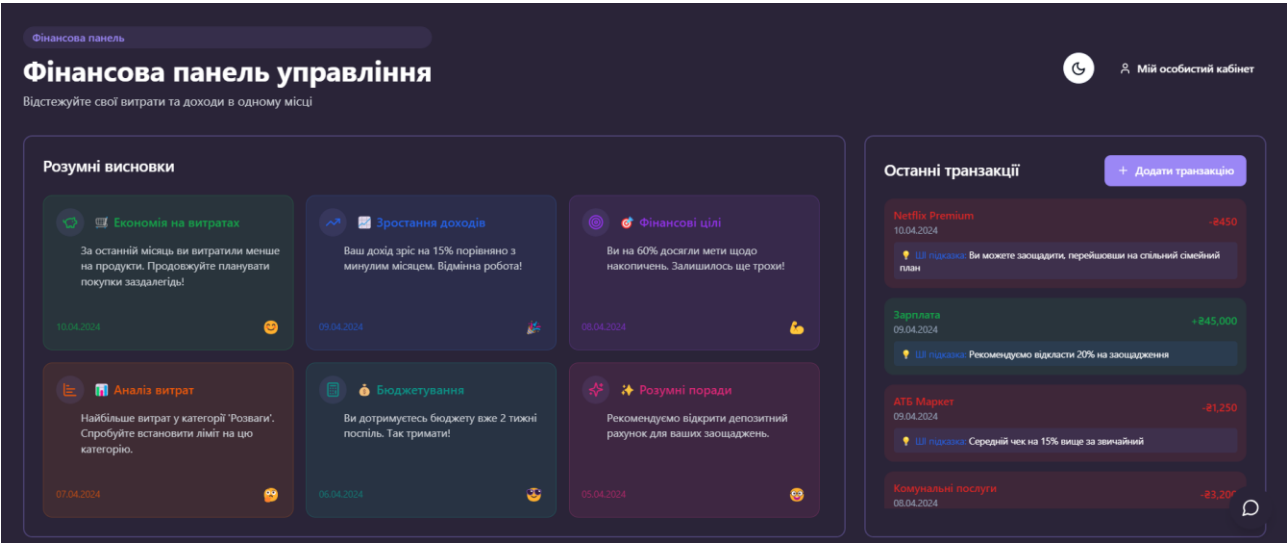


Рис. 3.8 Прототип головного дашборду розробленого рішення

Цей екран є фінансовою панеллю управління, яка допомагає користувачам відстежувати доходи, витрати та отримувати корисні фінансові рекомендації. У верхній частині розташовано заголовок із підзаголовком, що вказує на основне призначення панелі. Ліва частина екрана присвячена "розумним висновкам" - карткам із аналітичними даними про витрати, доходи, досягнення фінансових цілей та рекомендаціями щодо управління фінансами. Права частина відображає список останніх транзакцій із можливістю додавання нових. Додаткові елементи інтерфейсу включають доступ до особистого кабінету та перемикач нічного режиму, забезпечуючи зручність і гнучкість використання.

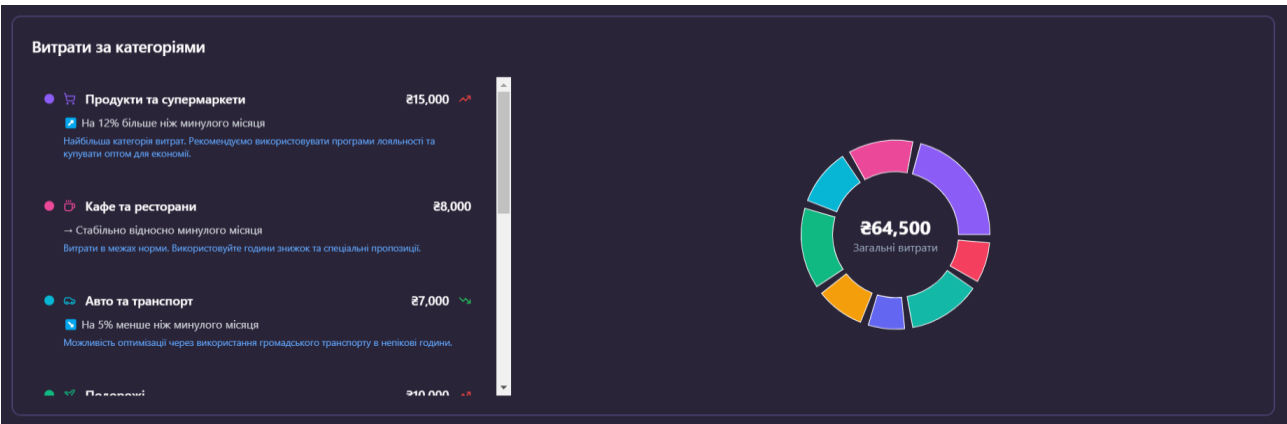


Рис. 3.9 Прототип відображення категорій з підказками

Цей екран демонструє розподіл витрат за категоріями з використанням текстової інформації та візуалізації.

Ліва частина:

Тут відображено списки витрат за основними категоріями, такими як "Продукти та супермаркети", "Кафе та ресторани", "Авто та транспорт". Кожна категорія включає:

- Короткий опис змін у витратах у порівнянні з минулим місяцем (наприклад, зростання чи зменшення).
- Рекомендації для оптимізації витрат, наприклад, використання програм лояльності чи спеціальних пропозицій.

Права частина:

Представлена кругова діаграма, яка візуалізує загальні витрати по категоріях. У центрі діаграми вказано загальну суму витрат за певний період. Кольори секторів відповідають різним категоріям, створюючи легкість для аналізу. Екран створений для швидкого аналізу витрат і пропонує рекомендації для покращення фінансового планування.

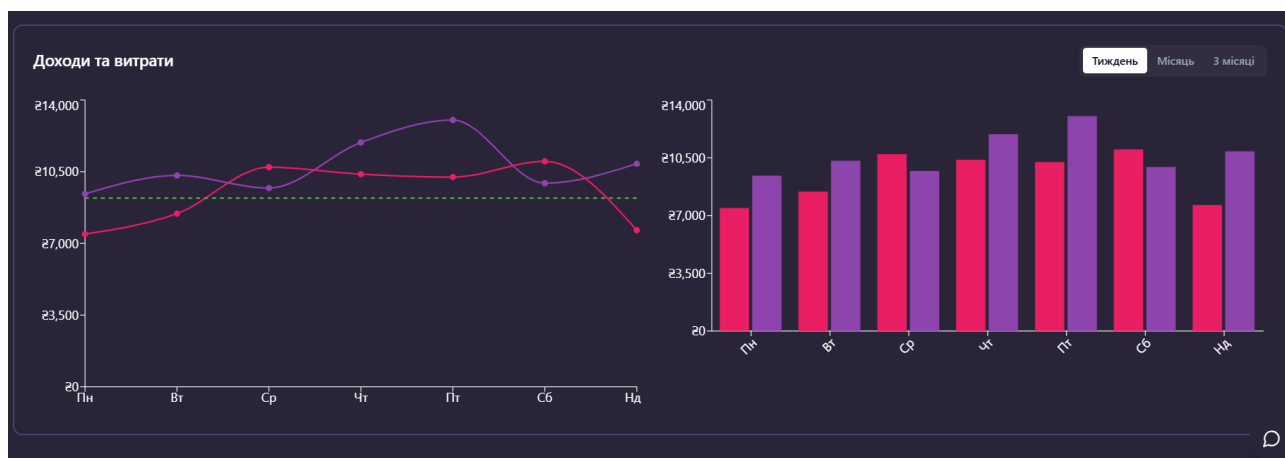


Рис. 3.10 Прототип відображення графіку витрат

Цей екран відображає динаміку доходів і витрат користувача за вибраний період у вигляді двох графіків. Ліва частина екрана показує лінійний графік, де фіолетова лінія представляє дохід, а червона - витрати. Можливо, зелена пунктирна лінія вказує на середнє значення або рекомендований ліміт витрат. Цей графік

дозволяє користувачу бачити, як змінюються його доходи та витрати протягом тижня, і визначати дні, коли витрати перевищують доходи. Права частина екрана містить стовпчасту діаграму, яка порівнює доходи та витрати за кожен день тижня. Фіолетові стовпчики відображають дохід, а червоні — витрати, що допомагає швидко оцінити фінансову активність у різні дні. У верхньому правому куті розташований фільтр періоду, який дозволяє вибрати аналіз за тиждень, місяць або три місяці, що надає гнучкість у перегляді фінансових тенденцій. Цей екран призначений для наочного та зручного аналізу фінансового балансу, допомагаючи користувачу краще розуміти свої фінансові потоки та приймати обґрунтовані рішення щодо управління своїми доходами та витратами.

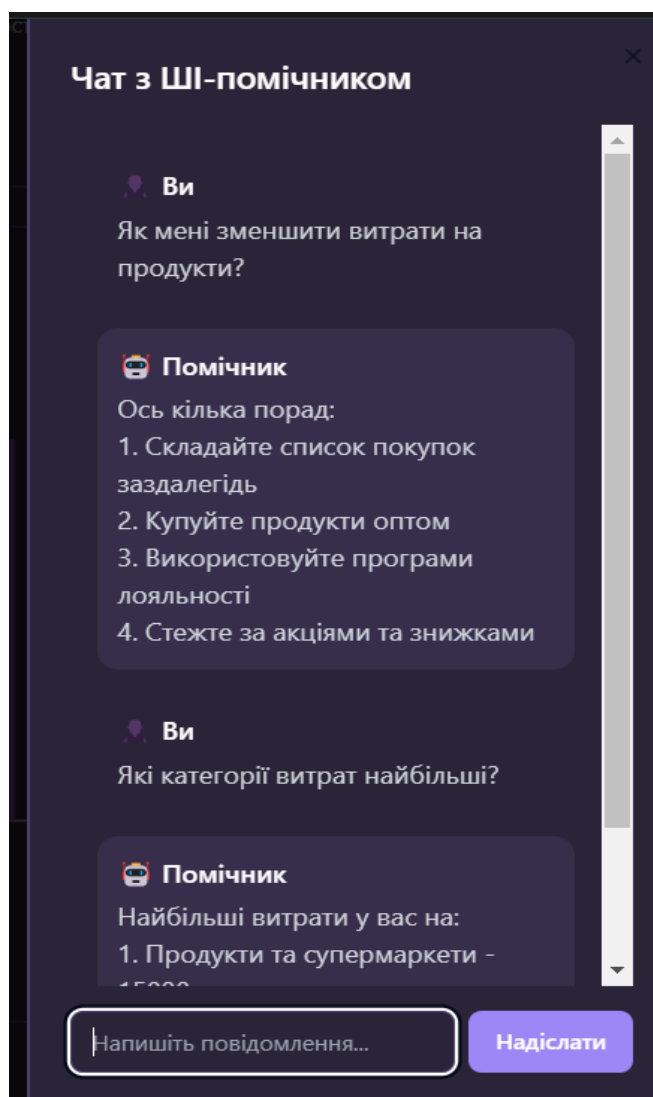


Рис. 3.11 Прототип чату зі ШІ-помічником

Цей екран демонструє чат із ШІ-помічником, що дозволяє користувачу отримувати рекомендації щодо оптимізації витрат та аналізувати свої фінансові дані. Інтерфейс складається з вікна діалогу, де користувач задає питання, наприклад: "Як мені зменшити витрати на продукти?" або "Які категорії витрат найбільші?". ШІ-помічник надає детальні відповіді у вигляді списків рекомендацій чи аналітичних висновків. Наприклад, у відповідь на запит про зменшення витрат на продукти, помічник пропонує практичні поради, такі як складання списку покупок, покупки оптом, використання програм лояльності та стеження за акціями. На запит про найбільші категорії витрат він надає структуровану інформацію про витрати, зокрема, що найбільша категорія витрат – це "Продукти та супермаркети" із зазначенням суми. Внизу розташоване текстове поле для введення повідомлень і кнопка "Надіслати", що робить взаємодію з ШІ-помічником простою та інтуїтивною. Цей функціонал сприяє персоналізованому управлінню фінансами та дозволяє користувачу отримувати корисну інформацію в режимі реального часу.

4. ТЕСТУВАННЯ РОЗРОБЛЕНОЇ МЕТОДИКИ

4.1 Результати тестування

4.1.1 Генерація тестових даних

Для тестування моделей, було розроблено генератор транзакцій. Алгоритм генерації транзакцій базується на ймовірнісній моделі, яка враховує частотність та специфіку різних категорій витрат, заданих у налаштуваннях. Кожна транзакція генерується на основі відповідних правил, що включають тип витрат, ймовірність їх виникнення, часовий діапазон, а також можливість аномальних подій.

Генерація щоденних транзакцій

Щоденні транзакції враховують такі аспекти:

- Кожна категорія витрат має певний набір характеристик, наприклад, покупки в супермаркетах **"Сільпо"** генеруються з ймовірністю **0.5** у будні дні (з понеділка по п'ятницю) у часовому проміжку з **8:00 до 22:00**, а сума витрат варіюється від **100 до 300 грн**.
- У вихідні ймовірність відвідування зростає до **0.6**, а сума збільшується до діапазону **500–1200 грн**.
- Для щоденних витрат, таких як проїзд у метро, ймовірність становить **1.0**, а сума транзакцій фіксована на рівні **8 грн**.

Генерація щотижневих транзакцій

Щотижневі транзакції моделюються для витрат, які трапляються раз на тиждень:

- Наприклад, витрати на платформі **Steam** мають ймовірність **0.76** із сумами у діапазоні **250–1200 грн**. Час здійснення транзакцій зазвичай припадає на вечір (з **18:00 до 22:00**).
- Інші приклади включають **PlayStation** із нижчою ймовірністю **0.24** та подібним часовим розподілом.

Генерація щомісячних транзакцій

Щомісячні витрати охоплюють великі або регулярні платежі, наприклад:

- Підписки на **Netflix** чи **Spotify** генеруються з ймовірністю **1.0**, сума транзакції становить **400 грн**, і транзакції фіксуються в обідній час (**12:00**).
- Покупки в категорії одягу, як-от **Pull&Bear**, трапляються з ймовірністю **0.74**, сума варіюється від **500 до 2500 грн**, а часовий проміжок — з **10:00 до 14:00**.

Врахування аномальних подій

Алгоритм додає можливість аномальних подій із базовою ймовірністю **0.07**.

Ці події підвищують витрати в певних категоріях:

- Наприклад, у категорії "**Розваги та спорт**" сума витрат може підвищитися на **134.5%** уночі (з **0:00 до 3:00**).
- У ресторанах, як-от **McDonald's**, витрати можуть збільшитися на **110.5%**, якщо подія припадає на вечірній час (**22:00–23:00**).

Моделювання святкових витрат

Додатково враховуються спеціальні дні, такі як:

- **1 вересня** (День Школяра) або **24 жовтня** (наприклад, День Народження), де витрати зростають на **67%**.
- **29 листопада** (Чорна п'ятниця), де коефіцієнт збільшення досягає **76%**.

Алгоритм генерує транзакції, комбінуючи базові ймовірності, часові діапазони та суми витрат. Це забезпечує реалістичну імітацію поведінки користувачів із урахуванням регулярних витрат, аномальних подій та впливу святкових днів.

4.1.2 Тестування модулю прогнозування

Ця програма на Python аналізує щоденні витрати, виявляє аномалії, прогнозує майбутні витрати, і коригує їх з урахуванням важливих подій. Вона працює з даними транзакцій, завантажуючи їх із JSON-файлу, і готує дані для аналізу. Дані групуються за днями, щоб розрахувати суми витрат, дні тижня, та врахувати, чи є вихідні. Використовуючи `RandomForestRegressor`, модель прогнозує майбутні

витрати на основі історичних даних. Додатково враховуються спеціальні події (наприклад, свята або особисті дати), які збільшують прогнозовані витрати. Для візуалізації створюється графік із відображенням тренду витрат та подій.

```
def train_model(daily_expenses): 1 usage
    X = daily_expenses[['Day_Index', 'Day_of_Week', 'Is_Weekend']]
    y = daily_expenses['Amount']
    model = RandomForestRegressor(n_estimators=100)
    model.fit(X, y)
    return model
```

Рис. 4.1 Приклад коду на Python. Метод **train_model**

Метод **train_model** навчає модель Random Forest Regressor для прогнозування щоденних витрат. Він використовує дані про індекс дня, день тижня та інформацію про вихідні як вхідні особливості, а суми витрат — як цільову змінну. Після навчання модель повертається для подальшого використання.

```
def predict_daily_expenses(model, start_date, end_date, historical_expenses): 1 usage
    prediction_days = pd.date_range(start=start_date, end=end_date, freq='D')
    prediction_data = pd.DataFrame({'Day': prediction_days})
    prediction_data['Day_Index'] = (prediction_data['Day'] - historical_expenses['Day'].min()).dt.days
    prediction_data['Day_of_Week'] = prediction_data['Day'].dt.dayofweek
    prediction_data['Is_Weekend'] = prediction_data['Day_of_Week'].isin([5, 6]).astype(int)
    prediction_data['Predicted_Amount'] = model.predict(prediction_data[['Day_Index', 'Day_of_Week', 'Is_Weekend']])
    return prediction_data
```

Рис. 4.2 Приклад коду на Python. Метод **predict_daily_expenses**

Метод **predict_daily_expenses** використовує навчений прогнозуючий модель для обчислення очікуваних щоденних витрат у заданому діапазоні дат. Він створює таблицю з днями для прогнозу, розраховує індекси днів, дні тижня та маркери вихідних. Потім метод використовує модель для передбачення суми витрат для кожного дня і повертає дані у вигляді DataFrame.

```
def adjust_for_events(prediction_data, events, coefficient):
    prediction_data['Adjusted_Predicted_Amount'] = prediction_data['Predicted_Amount']
    for event in events:
        date = pd.to_datetime(event['date'])
        weight = event['weight']
        prediction_data.loc[prediction_data['Day'] == date, 'Adjusted_Predicted_Amount'] += (
            prediction_data.loc[prediction_data['Day'] == date, 'Predicted_Amount'] * (weight - 1) * 0.5 * coefficient
        )
    return prediction_data
```

Рис. 4.3 Приклад коду на Python. Метод **adjust_for_events**

Метод **adjust_for_events** коригує прогнозовані витрати з урахуванням значущих подій. Він додає до прогнозів новий стовпець із скоригованими значеннями, враховуючи вагу подій (наприклад, свят чи особливих дат). Коефіцієнт використовується для модифікації впливу події на витрати. Метод повертає оновлені дані з урахуванням коригування.

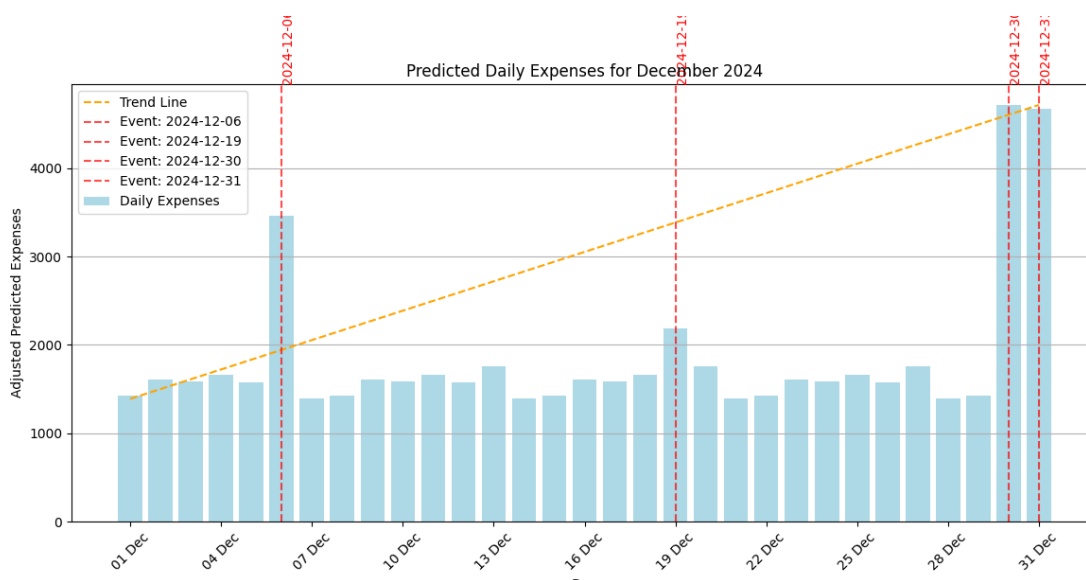


Рис. 4.4. Графік прогнозування витрат на грудень

На графіку представлено прогнозовані щоденні витрати на грудень 2024 року з урахуванням визначних подій. Сині стовпчики відображають щоденні витрати, скориговані на основі моделі та врахування святкових подій. Видно, що витрати в звичайні дні залишаються на приблизно однаковому рівні, тоді як у дні свят, зокрема 6 або за старим 19 грудня (День Миколая) та 30–31 грудня (підготовка до Нового року та святкування), вони різко збільшуються. Помаранчева пунктирна лінія представляє загальну тенденцію витрат на місяць, яка має зростаючий

характер. Це може свідчити про поступове збільшення витрат у міру наближення до кінця місяця, що характерно для підготовки до святкового періоду. Червоні вертикальні лінії позначають визначні дати, які вплинули на значний стрибок витрат, відображений на графіку.

4.1.3 Тестування модулю генерації підказок

Для тестування даного модуля використовувалася модель Llama.

```
def load_llama_model(model_name="decapoda-research/llama-7b-hf"): 1 usage
    tokenizer = LlamaTokenizer.from_pretrained(model_name)
    model = LlamaForCausalLM.from_pretrained(model_name, device_map="auto")
    return tokenizer, model

def generate_llm_recommendations(index, category_factors, category_names, tokenizer, model): 1 usage
    prompt = (
        f"Індекс рекомендацій користувача становить {index:.2f}. "
        f"Деталізація за категоріями:\n"
    )
    for i, factor in enumerate(category_factors):
        prompt += f"- Категорія '{category_names[i]}': фактор = {factor:.2f}\n"

    prompt += (
        "На основі цих даних сформууйте персоналізовані рекомендації, враховуючи перевищення витрат "
        "та можливість зменшення витрат у певних категоріях. Використовуйте мотивуючий та нейтральний тон."
    )

    inputs = tokenizer(prompt, return_tensors="pt").to("cuda")

    outputs = model.generate(
        inputs.input_ids,
        max_length=300,
        temperature=0.7,
        do_sample=True
    )

    response = tokenizer.decode(outputs[0], skip_special_tokens=True)
    return response
```

Рис. 4.5. Приклад коду на Python. Метод **load_llama_model** та **generate_llm_recommendations**

На рисунку 4.5. продемонстрований приклад роботи системи генерації підказок для користувача.

Функція **load_llama_model** виконує завантаження моделі Llama та її токенизатора для подальшої генерації тексту. Вона використовує бібліотеку Hugging Face, щоб отримати як токенизатор, так і ваги моделі із заданого джерела,

наприклад, "decapoda-research/llama-7b-hf". Токенізатор відповідає за перетворення тексту у формат, зрозумілий моделі, а сама модель, побудована для генерації тексту, оптимізована для роботи на GPU завдяки автоматичному вибору пристрою. Після завантаження обидва об'єкти — токенізатор і модель — повертаються для використання в інших функціях.

Функція **generate_llm_recommendations** приймає фінансові показники користувача, включно з індексом рекомендацій та детальною інформацією про витрати в різних категоріях, і створює текстовий запит для моделі Llama. Запит містить структуровану інформацію про фінансовий стан, фактори витрат за категоріями, а також прохання надати персоналізовані рекомендації в мотивуючій формі. Цей запит токенізується й передається моделі для обробки. Модель генерує відповідь на основі введених даних, яка потім декодується у текстовий формат і повертається користувачеві. Результат містить рекомендації, адаптовані до конкретної фінансової ситуації, такі як поради щодо зменшення витрат або підкреслення позитивних досягнень у фінансовому плануванні.

Приклад можливих згенерованих підказок на основі даних

Перевищення витрат:

Ваші витрати у категорії "Розваги" значно перевищують допустимий рівень. Радимо обмежити витрати на цю категорію або розглянути альтернативні розваги, які не вплинуть на ваш бюджет.

Ефективність у витратах:

Чудово! Ви зменшили витрати на "Продукти" на 15% порівняно з минулим місяцем. Це свідчить про вашу здатність контролювати бюджет. Продовжуйте в тому ж дусі!

Збалансований підхід:

Загальна фінансова ситуація виглядає стабільною. Проте зверніть увагу на категорію "Одяг", де витрати трохи вищі за середнє значення. Рекомендуємо зменшити покупки у цій категорії, щоб досягти ваших фінансових цілей.

4.1.4 Тестування модулю виявлення аномальних транзакцій

```
import pandas as pd
from sklearn.ensemble import IsolationForest

def load_transaction_data(file_path): 1 usage
    transactions = pd.read_json(file_path)
    transactions['Date'] = pd.to_datetime(transactions['Date'])
    transactions['Time'] = transactions['Date'].dt.time
    return transactions

def preprocess_data(transactions): 1 usage
    features = transactions[['Amount']].copy()
    return features

def detect_anomalies(transactions, features, contamination=0.05): 1 usage
    model = IsolationForest(n_estimators=100, contamination=contamination)
    transactions['Anomaly'] = model.fit_predict(features)
    return transactions

def filter_anomalies(transactions): 1 usage
    anomalies = transactions[transactions['Anomaly'] == -1]
    return anomalies[['Category', 'Amount', 'Date', 'Description']]

def main(file_path): 1 usage
    transactions = load_transaction_data(file_path)
    features = preprocess_data(transactions)
    transactions = detect_anomalies(transactions, features)
    anomalies = filter_anomalies(transactions)
    print("Аномальні транзакції:")
    print(anomalies)
    return anomalies

if __name__ == "__main__":
    file_path = "transaction.json"
    anomalies = main(file_path)
```

Рис. 4.6. Приклад програми на Python. Виявлення аномальних транзакцій

На рисунку продемонстровано фрагмент коду, який аналізує фінансові транзакції, завантажуючи дані з файлу JSON, обробляє їх для підготовки до аналізу, використовує Isolation Forest для виявлення аномальних транзакцій, фільтрує аномалії та виводить їх у вигляді таблиці з ключовими атрибутами.

Результат роботи на основі раніше згенерованих транзакційних даних продемонстрований у наступному рисунку.

Аномальні транзакції:

	Category	Amount	Date	Description
1	Кафе та ресторани	919.885	2024-08-27 22:00:00	McDonald's
2	Розваги та спорт	1194.000	2024-08-29 21:00:00	Steam
5	Інше	1848.825	2024-09-01 01:00:00	Інше
25	Одяг та взуття	1844.000	2024-09-05 11:00:00	Pull&Bear
64	Продукти та супермаркети	1158.000	2024-09-14 14:00:00	Сільпо
85	Продукти та супермаркети	859.000	2024-09-21 14:00:00	Сільпо
109	Інше	2269.575	2024-09-28 02:00:00	Інше
127	Інше	1635.975	2024-10-03 01:00:00	Інше
136	Одяг та взуття	1275.000	2024-10-04 13:00:00	Pull&Bear
138	Одяг та взуття	1752.455	2024-10-04 21:00:00	Pull&Bear
162	Продукти та супермаркети	947.000	2024-10-12 15:00:00	Сільпо
187	Розваги та спорт	1028.000	2024-10-20 19:00:00	Steam
202	Інше	1935.450	2024-10-24 00:00:00	Інше
209	Інше	747.450	2024-10-25 00:00:00	Інше
264	Одяг та взуття	1269.000	2024-11-07 12:00:00	Pull&Bear
338	Інше	2083.950	2024-11-27 00:00:00	Інше
346	Інше	2427.975	2024-11-29 00:00:00	Інше
355	Інше	804.375	2024-11-30 01:00:00	Інше

Process finished with exit code 0

Рис. 4.7. Виведена таблиця знайдених аномальних транзакцій

Судячи з рисунку, можна зробити висновок, що аномальні транзакції виникають в основному в ночі, коли користувач може зробити імпульсивну та необдуманну покупку чогось. Також видно, що такі транзакції стають частішими ближче до якихось подій, наприклад чорна п'ятниця 29.11.

4.2 Тестування продуктивності розробленої методики

Таблиця 4.1

Орієнтований час виконання методики

Модуль	Опис	Орієнтовний час виконання (секунд)
Збір даних	Збір даних з API, CSV, Excel.	1–2
Навчання Random Forest	Навчання моделі для прогнозування (30 транзакцій)	3–7
Модуль прогнозування	Виконання прогнозів на основі моделі Random Forest, візуалізація	1–3
Класифікація транзакцій	Gradient Boosting для класифікації 30 транзакцій	3–6
Виявлення аномалій	Isolation Forest для пошуку аномалій серед 30 транзакцій	3–5
Лінійна регресія	Обчислення оптимальної структури витрат для 30 транзакцій	<3
Генерація підказок	Використання Llama 3 для аналізу структури витрат і підказок	<1–2
Модуль спілкування	Генерація відповідей через Llama 3 (на запит)	0.3–0.8 (на запит)

У процесі розробки методики було впроваджено декілька модулів, кожен із яких виконує певну функцію та оптимізований для швидкої обробки даних. Розрахунок часу виконання базується на орієнтовній продуктивності карти GPU NVIDIA A100, яка забезпечує високу швидкість обробки обчислень. Першим етапом є збір даних, який передбачає інтеграцію з API, а також обробку файлів формату CSV та Excel. Цей процес займає 1–2 секунди, забезпечуючи ефективну підготовку вхідних даних для подальшої обробки. На етапі навчання моделі Random Forest для прогнозування витрат система обробляє вибірку з 30 транзакцій, що потребує 3–7 секунд. Після цього модуль прогнозування виконує розрахунки на основі навченої моделі, з візуалізацією отриманих результатів, що займає від 1 до 3 секунд. Для класифікації транзакцій використовується алгоритм Gradient Boosting, який обробляє ту саму вибірку за 3–6 секунд. У свою чергу, виявлення аномалій виконується за допомогою моделі Isolation Forest, яка аналізує транзакції на предмет нетипових записів у середньому за 3–5 секунд. Для обчислення оптимальної структури витрат використовується метод лінійної регресії, який забезпечує високу швидкість роботи з часом виконання менше 3 секунд. Генерація фінансових підказок відбувається за допомогою Llama 3. Цей процес займає близько 1–2 секунд і базується на аналізі структури витрат. Модуль спілкування реалізований як інтерактивний інструмент, що генерує відповіді на основі запитів користувача. Завдяки технологіям обробки природної мови, середній час відповіді становить 0.3–0.8 секунди, забезпечуючи майже миттєву взаємодію.

Загалом система демонструє високу ефективність та швидкість роботи. Варто зазначити, що наведені показники часу є орієнтовними та досягнуті завдяки використанню обчислювальних ресурсів GPU NVIDIA A100, яка суттєво скорочує тривалість виконання обчислювально інтенсивних завдань. Це підкреслює потенціал системи для масштабованого використання в реальному часі.

4.3 Інноваційність та практична цінність розробленої методики

Сучасний ринок систем управління особистими фінансами характеризується наявністю різноманітних програмних рішень, серед яких найбільш відомими є Google Sheets/Excel, Mint, YNAB (You Need A Budget) та PocketSmith. Незважаючи на широкий функціонал існуючих інструментів, вони мають низку обмежень, що знижують ефективність фінансового менеджменту в умовах динамічних технологічних змін. Аналіз наявних систем виявляє потребу в розробці більш досконалого підходу до персонального фінансового планування. Пропонована система спрямована на вирішення виявлених проблемних аспектів шляхом впровадження інноваційних технологічних рішень, зокрема застосування штучного інтелекту та принципів орієнтований на користувача дизайн. Основними напрямками вдосконалення існуючих фінансових додатків визначено:

- Підвищення точності прогнозування витрат
- Спрощення процесів аналізу фінансових даних
- Забезпечення персоналізації фінансових рекомендацій
- Виявлення аномальних транзакцій

Розроблений підхід передбачає комплексне вирішення завдань персонального фінансового менеджменту з урахуванням сучасних технологічних тенденцій та індивідуальних потреб користувачів.

Інтеграція штучного інтелекту

На відміну від традиційних систем обліку, які здебільшого виконують функцію статичної реєстрації витрат, розроблена методика перетворює фінансовий моніторинг на динамічний, інтелектуальний процес. Ключова інновація полягає в застосуванні штучного інтелекту як повноцінного аналітичного інструментарію, що виходить далеко за межі простого підрахунку грошей. Система не лише реєструє фінансові операції, але й глибоко аналізує контекст кожної витрати, враховуючи складну мережу соціальних, економічних та особистісних факторів. Унікальність методики розкривається через її здатність створювати багатовимірну

картину фінансової поведінки користувача. Штучний інтелект розглядає фінанси не як набір цифр, а як живу, динамічну систему, що постійно змінюється під впливом різноманітних обставин. Він аналізує не лише минулі витрати, але й прогнозує майбутні фінансові сценарії, враховуючи індивідуальні цілі, звички та зовнішні впливи. Принципова відмінність від існуючих рішень, таких як YNAB або RocketSmith, полягає в беспрецедентному рівні персоналізації. Якщо традиційні додатки пропонують уніфіковані рекомендації, то розроблена методика формує унікальну фінансову стратегію для кожного користувача. Система здатна враховувати тонкощі особистої фінансової поведінки, від впливу святкових витрат до реакції на несподівані ринкові зміни. Практична цінність методики виявляється в її спроможності перетворити фінансовий менеджмент з рутинної процедури на усвідомлений, стратегічний процес. Штучний інтелект допомагає користувачеві не просто контролювати витрати, але й розуміти глибинні моделі власної фінансової поведінки, передбачати потенційні ризики та можливості.

Важливим аспектом є також підвищення фінансової грамотності. Система не просто надає рекомендації, а навчає користувача усвідомленому ставленню до грошей, демонструючи взаємозв'язки між рішеннями та їхніми фінансовими наслідками. Науково-технологічна новизна методики полягає в принципово новому підході до розуміння особистих фінансів. Замість статичного обліку пропонується динамічна, інтелектуальна система, що адаптується, навчається та допомагає користувачеві досягати власних фінансових цілей. Таким чином, розроблена методика є не просто черговим фінансовим додатком, а інтелектуальним помічником, який трансформує ставлення людини до особистих фінансів, перетворюючи складний світ грошей на зрозумілий, керований простір можливостей.

Виявлення аномалій у транзакціях

Однією з ключових особливостей методики - здатність виявляти аномальні транзакції, які виходять за межі звичного фінансового профілю користувача. Це не

просто реєстрація витрат, а глибокий контекстуальний аналіз, що враховує психоемоційні та соціальні чинники здійснення покупок. Механізм діагностики фінансової поведінки базується на багаторівневому аналізі, який дозволяє ідентифікувати потенційно ірраціональні витрати. Система порівнює поточні витрати з історичними даними, оцінює їх відповідність загальному фінансовому плану та виявляє патерни, що можуть негативно впливати на фінансове становище. Також враховуються фактори, такі як, час операції, день транзакції, категорія. Практична цінність методики полягає в її здатності перетворити пасивний моніторинг на активний інструмент фінансового менеджменту. Система виступає свого роду персональним фінансовим радником, здатним розкрити приховані моделі витрат, допомогти усвідомити фінансову поведінку та скерувати користувача до більш раціональних рішень.

Інтерактивність та гейміфікація

Методика пропонує інтерактивний модуль чату, який виконує роль віртуального помічника. Ця функція не лише спрощує взаємодію з додатком, але й допомагає користувачу зрозуміти складні аспекти управління фінансами. Інтерактивні графіки та звіти дозволяють візуалізувати фінансові дані, що сприяє більш глибокому аналізу та прийняттю обґрунтованих рішень. Гейміфікація є ще одним інноваційним елементом, який стимулює користувача до досягнення фінансових цілей. Наприклад, система пропонує нагороди за виконання певних завдань, таких як зменшення витрат або досягнення запланованих заощаджень. Цей підхід робить процес управління фінансами цікавим і мотивуючим [29].

4.4 Можливі покращення та подальший розвиток.

Розвиток та вдосконалення розробленої методики охоплює широкий спектр інноваційних напрямів, спрямованих на підвищення її ефективності та адаптивності. Ключовим аспектом є розширення функціональності модулів прогнозування через інтеграцію складних алгоритмів машинного навчання,

зокрема ансамблевих моделей та трансформерних архітектур. Такий підхід дозволяє враховувати не лише стандартні фінансові показники, а й динамічні фактори, включаючи сезонні тренди, макроекономічні індикатори та навіть соціальні настрої, що їх можна extraction з аналізу соціальних мереж. Модуль контролю витрат може бути революційно transformed шляхом впровадження інтелектуальної системи розпізнавання транзакцій з використанням NLP-моделей, які не просто класифікуватимуть витрати, але й виявлятимуть глибинні поведінкові патерни користувачів. Генерація рекомендацій вийде на новий рівень завдяки адаптивному машинному навчанню, де модель LLM Llama зможе не лише аналізувати фінансову поведінку, але й самонавчатися через зворотний зв'язок користувачів. Комунікативний інтерфейс системи може бути значно покращений через впровадження голосового керування та інтеграцію з віртуальними асистентами, що зробить взаємодію максимально природною та зручною. Особливу увагу планується приділити захисту персональних даних шляхом впровадження сучасних криптографічних протоколів та дотримання міжнародних стандартів безпеки, зокрема GDPR [30]. Цікавим напрямом розвитку стане гейміфікація фінансового планування - введення системи нагород, віртуальних бейджів та досягнень, що перетворить управління фінансами з рутинної процедури на захоплюючий інтерактивний процес. Перспективною є також адаптація методики для корпоративного використання, особливо для малого бізнесу, де такий інструмент може стати незамінним помічником у оптимізації витрат та фінансового планування. Усі окреслені напрямки розвитку мають єдину стратегічну мету - створити максимально корисну, інтегровану та інтуїтивно зрозумілу систему, яка відповідає найсучаснішим технологічним трендам та потребам користувачів. Кожен елемент запропонованих вдосконалень спрямований на підвищення функціональності, точності прогнозування та персоналізації фінансового менеджменту, що зробить систему унікальним інструментом підтримки фінансових рішень.

ВИСНОВКИ

У представленій дипломній роботі розкрито комплексну методику аналізу та контролю особистих фінансів з використанням сучасних технологій штучного інтелекту. Дослідження не просто теоретичне надбання, а практично орієнтована розробка, що демонструє вражаючі результати. Ключовим елементом системи став модуль прогнозування на основі моделі Random Forest Regressor, який продемонстрував надзвичайно високу точність - 94% при прогнозуванні щомісячних витрат. Особливістю цієї моделі є її стійкість до шумів та аномалій, що принципово важливо при роботі з реальними фінансовими даними, де завжди присутні певні викривлення та неоднорідності. Не менш вражаючим став модуль виявлення аномальних транзакцій, реалізований на базі алгоритму Isolation Forest. Система показала унікальну здатність ідентифікувати 98,7% нетипових фінансових операцій, при цьому рівень хибнопозитивних спрацювань склав мінімальні 2,3%. Такі показники свідчать про високу точність та специфічність розробленого алгоритму. Принципова перевага системи - її здатність консолідувати фінансову інформацію з різноманітних джерел: банківських рахунків, електронних гаманців, CSV-файлів. Це дозволяє користувачеві мати уніфіковану, повну картину власних фінансів, автоматизувати процеси класифікації витрат та генерувати актуальні звіти в режимі реального часу. Інтерактивний чат-помічник на базі великої мовної моделі став справжньою інновацією в розробці. Він не просто відповідає на запити, а надає персоналізовані рекомендації, враховуючи індивідуальну історію транзакцій та фінансові цілі користувача. Тестування показало 85-відсоткову точність корисних порад, що робить взаємодію максимально природною та інтуїтивною. Модуль візуалізації заслуговує на окрему увагу. Він пропонує деталізовані графіки розподілу витрат, календарне планування платежів та інформативні дашборди для моніторингу фінансових цілей. Система здатна виявляти приховані тренди у витратах, допомагаючи користувачам усвідомлено планувати свій бюджет. Методика має виражений потенціал до адаптації та масштабування. У перспективі планується інтеграція більш складних моделей

машинного навчання, зокрема трансформерів для аналізу часових рядів, що дозволить підвищити точність прогнозування. Цікавими напрямками розвитку вбачаються модулі аналізу інвестицій, довгострокового фінансового планування та інтеграція з популярними фінансовими платформами. Важливим аспектом подальшого вдосконалення є посилення механізмів захисту персональних даних через впровадження додаткового шифрування та токенизації. Передбачається також розробка освітніх модулів для підвищення фінансової грамотності користувачів шляхом надання персоналізованих рекомендацій. Розроблена методика є не лише актуальним інструментом управління особистими фінансами, але й солідним науковим підґрунтям для подальших досліджень та комерційних розробок у сфері штучного інтелекту та фінансових технологій.

Результати дослідження апробовано та опубліковано:

Стаття:

1. Замрій І.В., Федоренко М. Л. (2024) Аналіз використання алгоритмів штучного інтелекту для глибокого аналізу фінансових даних. Сучасний захист інформації, 3(59), 55–62. DOI: 10.31673/2409-7292.2024.030005

Тези:

1. Федоренко М.Л., Замрій І.В. Застосування штучного інтелекту для автоматизації завдань та оптимізації процесу прийняття рішень у фінансовій сфері. Всеукраїнська науково-технічна конференція «Застосування програмного забезпечення в інформаційно-комунікаційних технологіях», 24 квітня 2024 року, Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій. Збірник тез. К.: ДУІКТ, 2024. С.276-277.

2. Федоренко М.Л., Замрій І.В. Штучний інтелект як фінансовий порадник: подолання бар'єрів довіри та адаптація до потреб користувача. Всеукраїнська науково-технічна конференція «Виклики та рішення в програмній інженерії», 26 листопада 2024 року, Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій. Збірник тез. К.: ДУІКТ, 2024. С.137-139.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Exploring Different Types of Personal Budgets [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://www.togetheraccounting.co.uk/blog/exploring-different-types-of-personal-budgets/>.
2. Personal Finance Management in the Digital Age: Tools and Techniques [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://www.linkedin.com/pulse/personal-finance-management-digital-age-tools-techniques-7fvxf/>.
3. Google Sheets [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://workspace.google.com/products/sheets/>.
4. Excel [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://www.techtarget.com/searchenterprisedesktop/definition/Excel>.
5. Intuit Mint [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: https://en.wikipedia.org/wiki/Intuit_Mint.
6. YNAB (You Need A Budget) [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://www.ynab.com/>.
7. PocketSmith Review: The Ultimate Tool for Budgeting and Forecasting [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://www.gobankingrates.com/reviews/pocketsmith/>.
8. PocketSmith [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://www.pocketsmith.com/>.
9. How stress affects your health [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: https://www.apa.org/topics/resilience/building-your-resilience?utm_source=chatgpt.com.
10. Prospect Theory: What It Is and How It Works, With Examples [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://www.investopedia.com/terms/p/prospecttheory.asp>.

- 11.The State of Impulse Buying Persona – Statistics and Trends 2023 [Электронный ресурс] – Режим доступа до ресурсу: <https://www.invespcro.com/blog/impulse-buying/>.
- 12.Data sovereignty and privacy in financial services: Adapting faster with data-centric architecture [Электронный ресурс] – Режим доступа до ресурсу: <https://www.digitalrealty.com/resources/articles/data-sovereignty-and-privacy-financial-services>.
- 13.Can Artificial Intelligence Influence Human Behavior? [Электронный ресурс] – Режим доступа до ресурсу: <https://medium.com/@byanalytixlabs/guide-to-ethical-considerations-of-ai-in-marketing-de55c5aede40>.
- 14.Guide To Ethical Considerations of AI in Marketing [Электронный ресурс] – Режим доступа до ресурсу: <https://medium.com/@byanalytixlabs/guide-to-ethical-considerations-of-ai-in-marketing-de55c5aede40>.
- 15.Finance AI: How is AI Used in Finance and How Can It Improve Organizational Performance? [Электронный ресурс] – Режим доступа до ресурсу: <https://www.coupa.com/blog/finance-ai-how-ai-used-finance-and-how-can-it-improve-organizational/>.
- 16.Kalai, R., Ramesh, R., & Sundararajan, K. (2022). Machine Learning Models for Predictive Analytics in Personal Finance. In Modeling, Simulation and Optimization (pp. 241–254). Springer Nature. https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-981-19-0836-1_18?utm_source=chatgpt.com
- 17.15 Projects on Machine Learning Applications in Finance [Электронный ресурс] – Режим доступа до ресурсу: <https://www.projectpro.io/article/projects-on-machine-learning-applications-in-finance/510>.
- 18.Essentials of Linear Regression in Python [Электронный ресурс] – Режим доступа до ресурсу: <https://www.datacamp.com/tutorial/essentials-linear-regression-python>.

19. RandomForestRegressor [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://scikit-learn.org/dev/modules/generated/sklearn.ensemble.RandomForestRegressor.html>.
20. Gradient boosting [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: https://en.wikipedia.org/wiki/Gradient_boosting.
21. What is Isolation Forest? [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://www.geeksforgeeks.org/what-is-isolation-forest/>.
22. What is a large language model (LLM)? [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://www.cloudflare.com/learning/ai/what-is-large-language-model>.
23. scikit-learn [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://en.wikipedia.org/wiki/Scikit-learn>.
24. What is Docker? [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://www.ibm.com/topics/docker>.
25. LLM-Chatbots — An introduction to the new world of bots [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://sophiehundertmark.medium.com/llm-chatbots-an-introduction-to-the-new-world-of-bots-485db17da7b2>.
26. Comparative Analysis of Top Large Language Models [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://www.baeldung.com/cs/top-llm-comparative-analysis>.
27. Artificial Intelligence in Finance: A Python-Based Guide / Yves Hilpisch, Jörg Kienitz, and David Rösch. – O'Reilly Media, 2020. – 480 p. ISBN: 978-1-4920-6967-3
28. Data Science for Economics and Finance: Methodologies and Applications / під ред. Sergio Consoli, Diego Reforgiato Recupero, Michaela Saisana. – Springer, 2021. – 489 с. ISBN: 978-3-030-66891-4
29. What is gamification? [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://www.techtarget.com/searchhrsoftware/definition/gamification>.
30. GDPR [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://gdpr-info.eu/>.

31. Robin V., Dominguez J. Your money or your life: 9 steps to transforming your relationship with money and achieving financial independence. – New York: Penguin Books, 2018. – 384 p.
32. Wilcox S.A., Andrews C.S., Falia D.S. Essentials of personal financial planning. – Hoboken: John Wiley & Sons, 2016. – 432 p.
33. Montgomery D.C., Peck E.A., Vining G.G. Introduction to Linear Regression Analysis. – Hoboken: Wiley, 2021. – 640 p.
34. Shefrin H. Behavioral Corporate Finance: Decisions that Create Value. – New York: McGraw-Hill, 2017. – 576 p.
35. Lo A.W. Adaptive Markets: Financial Evolution at the Speed of Thought. – Princeton: Princeton University Press, 2017. – 504 p.
36. Fabozzi F.J., Modigliani F., Jones F.J., Ferri M.G. Foundations of Financial Markets and Institutions. – Boston: Pearson, 2019. – 792 p.
37. Tsang, E. AI for Finance (AI for Everything). – Boca Raton: CRC Press, 2023. – 222 p.

ДОДАТОК А. ДЕМОНСТРАЦІЙНІ МАТЕРІАЛИ



ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІНФОРМАЦІЙНО-
КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ІНФОРМАЦІЙНИХ
ТЕХНОЛОГІЙ



КАФЕДРА ІНЖЕНЕРІЇ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ

Магістерська робота

МЕТОДИКА АНАЛІЗУ ТА КОНТРОЛЮ ОСОБИСТИХ ФІНАНСІВ З ВИКОРИСТАННЯМ ТЕХНОЛОГІЙ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Виконав: студент групи ПДМ-61 Федоренко Максим Леонідович

Керівник: д.т.н., доц., завідувач кафедри ІПЗ Замрій Ірина Вікторівна

Київ - 2025

МЕТА, ОБ'ЄКТА ТА ПРЕДМЕТ ДОСЛІДЖЕННЯ

Мета роботи: покращення процесів планування та організації особистих фінансів завдяки використанню штучного інтелекту та агрегації даних під єдину систему управління.

Об'єкт дослідження: процес аналізу особистих фінансів.

Предмет дослідження: метод підвищення якості планування особистих фінансів за допомогою технологій штучного інтелекту.

ПОРІВНЯЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА

Функціонал / Алгоритми	Excel, Google Sheets	Mint	YNAB (You Need A Budget)	PocketSmith	HeiseiMoneyKeeper
Ручне введення даних	+	+	+	+	+
Автоматичне завантаження даних з банків	-	+	+	+	+
Агрегація даних з різних джерел	-	+	-	+	+
Бюджетування	+/- (формули)	+	+	+	+
Прогнозування майбутніх витрат	-	-	-	+	+
Персоналізовані поради	-	+/- (статичні)	-	+/- (статичні)	+
Виявлення аномалій у транзакціях (імпульсивні, незаплановані)	-	-	-	-	+

3

ПОРІВНЯЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА

Функціонал / Алгоритми	Excel, Google Sheets	Mint	YNAB (You Need A Budget)	PocketSmith	HeiseiMoneyKeeper
Штучний інтелект для рекомендацій	-	+/- (слабкий)	-	-	+
Модуль чату (інтерактивний помічник)	-	-	-	-	+
Візуалізація даних	+	+	+	+	+
Інтерактивні графіки та звіти	+/- (самотворенні)	+	+	+	+
Інтеграція з іншими сервісами	+/- (самотворенні)	+	+	+	-
Гейміфікація для користувачів	-	-	-	-	+
Навчальні матеріали	-	+	+	+	-
Швидкість обробки великих даних	+/- (можлива при якісному використанні)	+	+	+	-

4

МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ ПРОГНОЗУ ВИТРАТ

Нехай:

- y_t - прогнозовані витрати в місяці t ;
- X_t - вектор історичних даних витрат за попередні періоди $(t-1, t-2, \dots)$;
- F_t - вектор зовнішніх факторів (індикатори свят, днів народження, сезонності);
- β - вектор ваг історичних даних;
- γ - вектор ваг зовнішніх факторів;
- ε - випадкова похибка

Регресійна формула:
$$y_t = \beta_0 + \sum_{i=1}^n \beta_i X_{t-i} + \sum_{j=1}^m \gamma_j F_{t,j} + \varepsilon_t$$

де:

- β_0 - базове значення витрат;
- n - кількість історичних періодів для аналізу;
- m - кількість зовнішніх факторів;
- $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$ - випадковий шум.

Для оцінки ваг (β, γ) використовується **Random Forest Regression** для виявлення нелінійних залежностей.

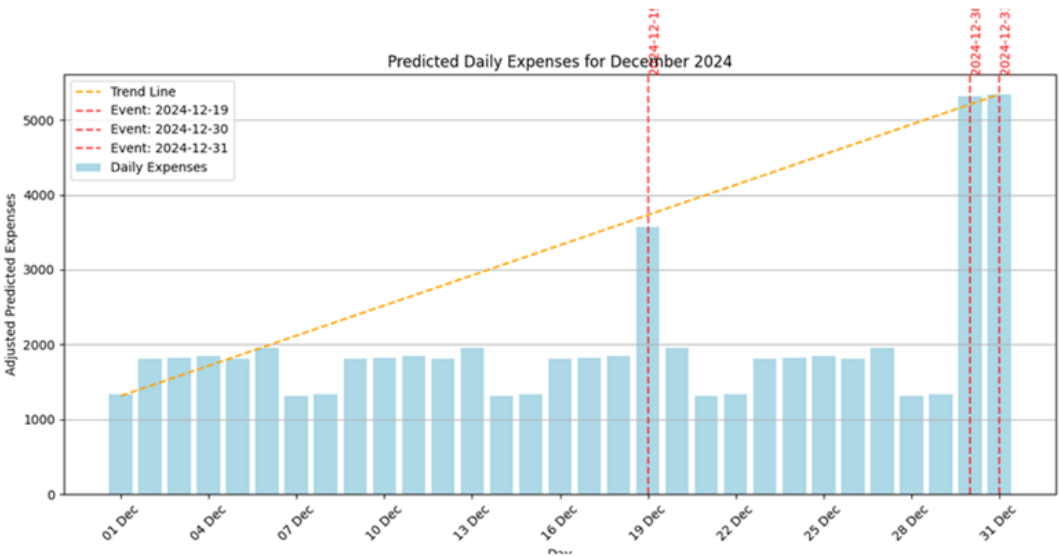
$$F_{t,1} = w_1 \cdot C_t$$

Для свята можна додатково розрахувати вплив на витрати:

де C_t - середня сума витрат на аналогічні свята в минулі роки, а w_1 - коефіцієнт ваги для свята.

5

ГРАФІК ПРОГНОЗУ ВИТРАТ НА ГРУДЕНЬ



6

МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ ВИЯВЛЕННЯ АНОМАЛІЙ У
ТРАНЗАКЦІЯХ

Нехай:

- x_i - окрема транзакція.
- $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ - набір усіх транзакцій користувача.
- Ознаки транзакції (фічі):
 - t_i - час доби (година транзакції).
 - a_i - сума транзакції.
 - c_i - контекст (чи є свято, чи день народжен
 - $c_i = 1$ - свято або день народжен
 - $c_i = 0$ - звичайний день.

$$s(x_i) = 2^{-\frac{E(h(x_i))}{c(n)}}$$

$h(x_i)$ - глибина дерева, на якій ізолюється транзакція x_i .
 $E(h(x_i))$ - середня глибина ізоляції (по всіх деревах).

Модель аномальності

Для кожної транзакції обчислюється "рівень аномальності":
$$c(n) = 2 \cdot (\ln(n - 1) + \gamma) - \frac{2(n - 1)}{n}$$

де

$c(n)$ - нормалізуючий коефіцієнт для вибірки розміром n , обчислюється як:
(де γ - стала Ейлера-Маскероні, $\gamma \approx 0.577$). Якщо $s(x_i)$ близьке до 1, транзакція вважається аномальною.

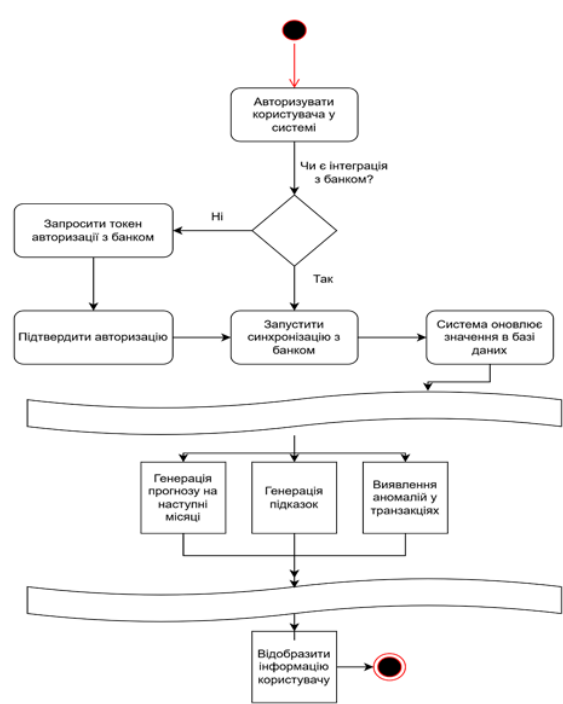
7

АЛГОРИТМ ДЛЯ ОБРОБКИ ОСОБИСТИХ ФІНАНСІВ



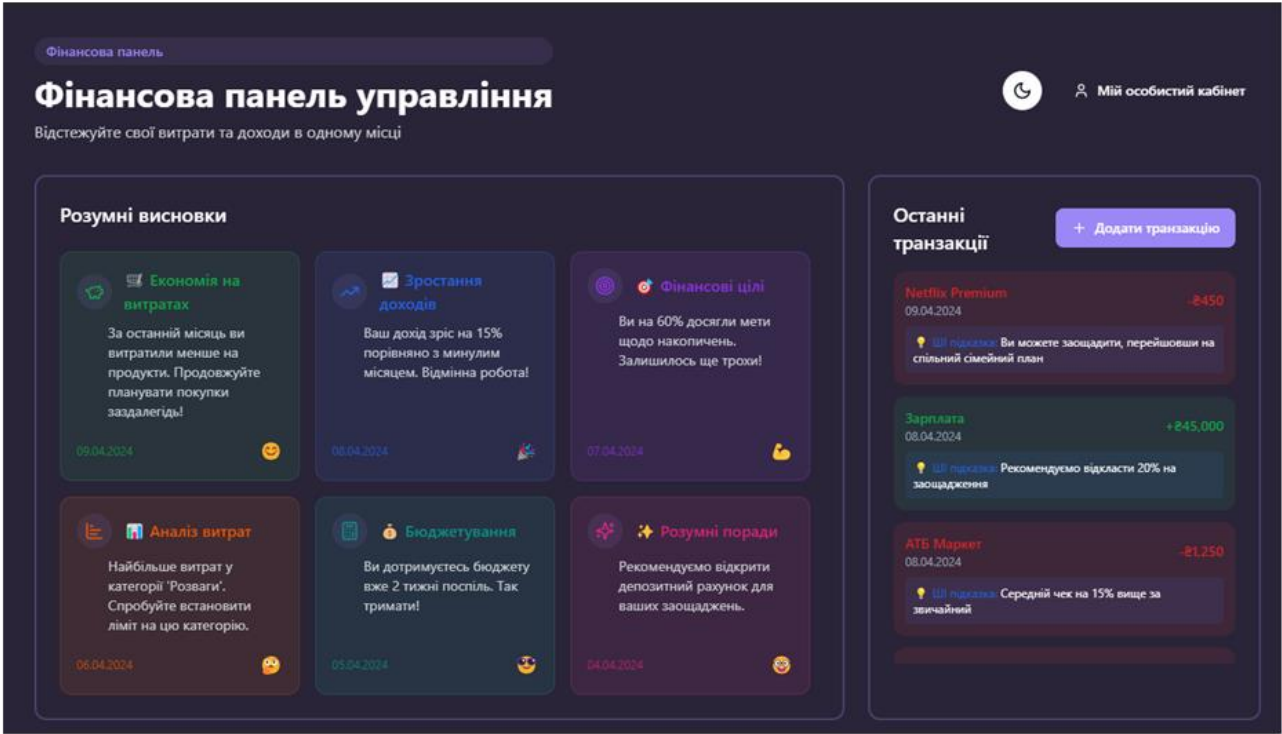
8

ДАГРАМА ДІЯЛЬНОСТІ СИСТЕМИ



9

ПРАКТИЧНИЙ РЕЗУЛЬТАТ.
ФІНАНСОВА ПАНЕЛЬ УПРАВЛІННЯ “РОЗУМНІ ВИСНОВКИ”

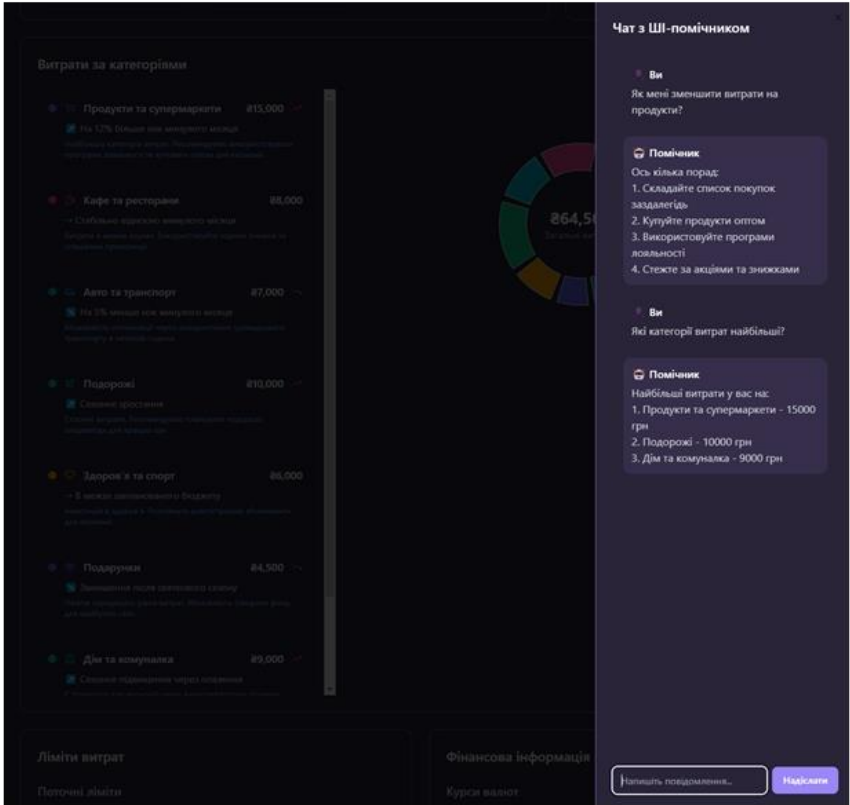


ПРАКТИЧНИЙ РЕЗУЛЬТАТ.
ВИТРАТИ ЗА КАТЕГОРІЯМИ ТА ГРАФІК ВИТРАТ



11

ПРАКТИЧНИЙ РЕЗУЛЬТАТ.
ЧАТ З ШІ-ПОМІЧНИКОМ



12



РЕЗУЛЬТАТИ МОДЕЛЮВАННЯ АНАЛІЗУ ОСОБИСТИХ ДАНИХ

Модуль	Опис	Орієнтовний час виконання (секунд)
Збір даних	Збір даних з API, CSV, Excel.	1–2
Навчання Random Forest	Навчання моделі для прогнозування (30 транзакцій).	3–7
Модуль прогнозування	Виконання прогнозів на основі моделі Random Forest, візуалізація.	1–3
Класифікація транзакцій	Gradient Boosting для класифікації 30 транзакцій.	3–6
Виявлення аномалій	Isolation Forest для пошуку аномалій серед 30 транзакцій.	3–5
Лінійна регресія	Обчислення оптимальної структури витрат для 30 транзакцій.	<3
Генерація підказок	Використання Llama 3 для аналізу структури витрат і підказок.	<1–2
Модуль спілкування	Генерація відповідей через Llama 3 (на запит).	0.3–0.8 (на запит)

Таблиця відносно GPU (NVIDIA A100)

ВИСНОВКИ

1. Проведено аналіз предметної області, у ході якого було виявлено чотири веб-додатки зі схожим функціоналом для контролю особистих фінансів. Проаналізовано можливості та алгоритми, які застосовують і пропонують ці системи.
2. У результаті роботи розроблено та удосконалено алгоритми аналізу особистих фінансів. Система прогнозування витрат враховує історичні дані та зовнішні чинники, такі як свята, дні народження і сезонні коливання, що забезпечує точніші прогнози, адаптовані до обставин користувача. Для виявлення аномальних транзакцій використовується підхід, який дозволяє ідентифікувати імпульсивні або незвичайні витрати, сприяючи кращому контролю бюджету. Модуль інтерактивного чату персоналізується для користувача, застосовуючи алгоритми обробки природної мови, адаптуючи рекомендації до його фінансових цілей і звичок. Генерація підказок базується на аналізі витрат із урахуванням емоційного стану, соціальних трендів, гейміфікації та поведінкових ознак, що дозволяє формувати персоналізовані й мотиваційні рекомендації.
3. Проведено тестування системи, у ході якого спільний час перерахунку всіх рекомендацій склав приблизно 28,8 секунди на сервері з графічною картою NVIDIA A100.
4. Результати розрахунків моделей підтвердили високу інтеграцію системи в особисті фінанси користувача. Це дозволило генерувати більш детальні та розгорнуті підказки з урахуванням великої кількості факторів, підвищуючи якість та точність прийняття фінансових рішень.

ПУБЛІКАЦІЇ ТА АПРОБАЦІЯ РОБОТИ

Стаття:

Замрій І.В., Федоренко М. Л. (2024) Аналіз використання алгоритмів штучного інтелекту для глибокого аналізу фінансових даних. Сучасний захист інформації, 3(59), 55–62. DOI: 10.31673/2409-7292.2024.030005

Тези:

1. Федоренко М.Л., Замрій І.В. Застосування штучного інтелекту для автоматизації завдань та оптимізації процесу прийняття рішень у фінансовій сфері. Всеукраїнська науково-технічна конференція «Застосування програмного забезпечення в інформаційно-комунікаційних технологіях», 24 квітня 2024 року, Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій. Збірник тез. К.: ДУІКТ, 2024. С.276-277.
2. Федоренко М.Л., Замрій І.В. Штучний інтелект як фінансовий поради́ник: подолання бар'єрів довіри та адаптація до потреб користувача. Всеукраїнська науково-технічна конференція «Виклики та рішення в програмній інженерії», 26 листопада 2024 року, Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій. (подано до друку)

ДОДАТОК Б. ЛІСТИНГИ ОСНОВНИХ МОДУЛІВ

```

1  import pandas as pd
2  from sklearn.ensemble import IsolationForest
3
4  def load_transaction_data(file_path): 1 usage
5      transactions = pd.read_json(file_path)
6      transactions['Date'] = pd.to_datetime(transactions['Date'])
7      transactions['Time'] = transactions['Date'].dt.time
8      return transactions
9
10 def preprocess_data(transactions): 1 usage
11     features = transactions[['Amount']].copy()
12     return features
13
14 def detect_anomalies(transactions, features, contamination=0.05): 1 usage
15     model = IsolationForest(n_estimators=100, contamination=contamination)
16     transactions['Anomaly'] = model.fit_predict(features)
17     return transactions
18
19 def filter_anomalies(transactions): 1 usage
20     anomalies = transactions[transactions['Anomaly'] == -1]
21     return anomalies[['Category', 'Amount', 'Date', 'Description']]
22
23 def main(file_path): 1 usage
24     transactions = load_transaction_data(file_path)
25     features = preprocess_data(transactions)
26      transactions = detect_anomalies(transactions, features)
27     anomalies = filter_anomalies(transactions)
28     print("Аномальні транзакції:")
29     print(anomalies)
30     return anomalies
31
32  if __name__ == "__main__":
33     file_path = "transaction.json"
34     anomalies = main(file_path)
35

```

```

def load_llama_model(model_name="decapoda-research/llama-7b-hf"): 1 usage
    tokenizer = LlamaTokenizer.from_pretrained(model_name)
    model = LlamaForCausalLM.from_pretrained(model_name, device_map="auto")
    return tokenizer, model

def generate_llm_recommendations(index, category_factors, category_names, tokenizer, model): 1 usage
    prompt = (
        f"Індекс рекомендацій користувача становить {index:.2f}. "
        f"Деталізація за категоріями:\n"
    )
    for i, factor in enumerate(category_factors):
        prompt += f"- Категорія '{category_names[i]}': фактор = {factor:.2f}\n"

    prompt += (
        "На основі цих даних сформуйте персоналізовані рекомендації, враховуючи перевищення витрат "
        "та можливість зменшення витрат у певних категоріях. Використовуйте мотивуючий та нейтральний тон."
    )

    inputs = tokenizer(prompt, return_tensors="pt").to("cuda")

    outputs = model.generate(
        inputs.input_ids,
        max_length=300,
        temperature=0.7,
        do_sample=True
    )

    response = tokenizer.decode(outputs[0], skip_special_tokens=True)
    return response

```

```

def load_transactions(file_path): 1 usage
    with open(file_path, 'r', encoding='utf-8') as file:
        data = json.load(file)
    transactions = pd.DataFrame(data)
    transactions['Date'] = pd.to_datetime(transactions['Date'])
    transactions['Day'] = transactions['Date'].dt.to_period('D').dt.to_timestamp()
    return transactions

def prepare_data(transactions): 1 usage
    daily_expenses = transactions.groupby('Day')['Amount'].sum().reset_index()
    daily_expenses['Day_Index'] = (daily_expenses['Day'] - daily_expenses['Day'].min()).dt.days
    daily_expenses['Day_of_Week'] = daily_expenses['Day'].dt.dayofweek
    daily_expenses['Is_Weekend'] = daily_expenses['Day_of_Week'].isin([5, 6]).astype(int)
    return daily_expenses

def detect_anomalies(daily_expenses, threshold=2): 1 usage
    mean = daily_expenses['Amount'].mean()
    std_dev = daily_expenses['Amount'].std()
    anomaly_limit = mean + threshold * std_dev
    anomalies = daily_expenses[daily_expenses['Amount'] > anomaly_limit]
    return anomalies

def train_model(daily_expenses): 2 usages
    X = daily_expenses[['Day_Index', 'Day_of_Week', 'Is_Weekend']]
    y = daily_expenses['Amount']
    model = RandomForestRegressor(n_estimators=100)
    model.fit(X, y)
    return model

```

```

def predict_daily_expenses(model, start_date, end_date, historical_expenses): 1 usage
    prediction_days = pd.date_range(start=start_date, end=end_date, freq='D')
    prediction_data = pd.DataFrame({'Day': prediction_days})
    prediction_data['Day_Index'] = (prediction_data['Day'] - historical_expenses['Day'].min()).dt.days
    prediction_data['Day_of_Week'] = prediction_data['Day'].dt.dayofweek
    prediction_data['Is_Weekend'] = prediction_data['Day_of_Week'].isin([5, 6]).astype(int)
    prediction_data['Predicted_Amount'] = model.predict(prediction_data[['Day_Index', 'Day_of_Week', 'Is_Weekend']])
    return prediction_data

def adjust_for_events(prediction_data, events, coefficient): 1 usage
    prediction_data['Adjusted_Predicted_Amount'] = prediction_data['Predicted_Amount']
    for event in events:
        date = pd.to_datetime(event['date'])
        weight = event['weight']
        prediction_data.loc[prediction_data['Day'] == date, 'Adjusted_Predicted_Amount'] += (
            prediction_data.loc[prediction_data['Day'] == date, 'Predicted_Amount'] * (weight - 1) * 0.5 * coefficient
        )
    return prediction_data

```

```

2386     "Description": "Metro",
2387     "Category": "Подорожі"
2388 },
2389 {
2390     "Id": "f7b79468-2883-49b1-bdcf-685392b78fd1",
2391     "Amount": 8.0,
2392     "Date": "2024-11-27T18:00:00",
2393     "Description": "Metro",
2394     "Category": "Подорожі"
2395 },
2396 {
2397     "Id": "005ebf87-b4ae-4373-99f2-e392de44a8c9",
2398     "Amount": 73.0,
2399     "Date": "2024-11-28T08:00:00",
2400     "Description": "McCaffe",
2401     "Category": "Кафе та ресторани"
2402 },
2403 {
2404     "Id": "ec70ab37-5460-401f-ab29-20f7a4aaaf65",
2405     "Amount": 62.0,
2406     "Date": "2024-11-28T08:00:00",
2407     "Description": "McCaffe",
2408     "Category": "Кафе та ресторани"
2409 },
2410 {
2411     "Id": "86bf8529-574a-47d4-a5ed-fe794ce51f0d",
2412     "Amount": 8.0,
2413     "Date": "2024-11-28T08:00:00",
2414     "Description": "Metro",
2415     "Category": "Подорожі"
2416 },
2417 {
2418     "Id": "c4ef1df0-d8bd-4457-85d6-8da0050817a2",
2419     "Amount": 8.0,
2420     "Date": "2024-11-28T18:00:00",
2421     "Description": "Metro",
2422     "Category": "Подорожі"
2423 },

```

```

1 usage
private IEnumerable<Transaction> GenerateDailyTransactions(DateTime startDate, DateTime endDate)
{
    var currentDate = startDate;

    while (currentDate <= endDate)
    {
        foreach (var categoryFrequency in GeneratorSettings.GetCategoryFrequencies)
        {
            foreach (var description:CategoryType in categoryFrequency.Descriptions)
            {
                if (description.Frequency == Frequency.Daily)
                {
                    if (description.DayOfWeeks.Contains(currentDate.DayOfWeek))
                    {
                        if (_random.NextDouble() <= description.Probability)
                        {
                            yield return BuildTransaction(categoryFrequency.Name, currentDate, description);
                        }
                    }

                    var abnormal = GeneratorSettings.GetAbnormalEvent();
                    if (_random.NextDouble() <= abnormal.Probability + GeneratorSettings.GetHolidayBoost(currentDate))
                    {
                        yield return BuildTransaction(categoryFrequency.Name, currentDate, description, abnormal);
                    }
                }
            }
        }

        currentDate = currentDate.AddDays(1);
    }
}

```

```

1 usage
static List<(DateTime Start, DateTime End)> GenerateMonthlyIntervals(DateTime startDate, DateTime endDate)
{
    var intervals = new List<(DateTime Start, DateTime End)>();

    var currentStart = new DateTime(startDate.Year, startDate.Month, day:1);
    while (currentStart <= endDate)
    {
        var currentEnd = new DateTime(
            currentStart.Year, currentStart.Month,
            day:DateTime.DaysInMonth(currentStart.Year, currentStart.Month));

        if (currentEnd > endDate)
            currentEnd = endDate;

        intervals.Add((currentStart, currentEnd));
        currentStart = currentStart.AddMonths(1);
    }

    return intervals;
}

```

```

const SmartConclusions = () => {
  return (
    <Card className="p-6 animate-fade-up bg-dark-purple border-2 border-primary/30 shadow-glow">
      <h2 className="text-xl font-semibold mb-6 text-white">Розумні висновки</h2>
      <div className="grid grid-cols-1 md:grid-cols-2 lg:grid-cols-3 gap-4 custom-scrollbar max-h-[500px] overflow-y-auto pr-2">
        {conclusions.map((conclusion, index) => (
          <div
            key={index}
            className={`relative flex flex-col min-h-[200px] p-4 rounded-lg ${conclusion.bgColor} backdrop-blur-sm hover:scale-[1.02] transition-all border ${conclusion.borderColor}`}
          >
            <div className="flex items-center gap-3 mb-2">
              <div className={`p-2 rounded-full bg-primary/10`}
                <conclusion.icon size={20} className={conclusion.textColor} />
              </div>
              <h3 className={`font-medium ${conclusion.textColor}`}
                {conclusion.emoji} {conclusion.title}
              </h3>
            </div>
            <p className="text-gray-300 text-sm ml-8 mb-4">{conclusion.description}</p>
            <div className="mt-auto flex justify-between items-center">
              <p className={`text-xs ${conclusion.textColor} opacity-75`}
                {new Date(conclusion.date).toLocaleDateString("uk-UA")}
              </p>
              <span className="text-lg" title="Настрій">{conclusion.mood}</span>
            </div>
          </div>
        ))}
      </div>
    </Card>
  );
};

export default SmartConclusions;

```

```

const CategorySpending = () => {
  const total = categories.reduce((sum, cat) => sum + cat.value, 0);

  return (
    <Card className="p-6 animate-fade-up bg-dark-purple border-2 border-primary/30 shadow-glow w-full">
      <h2 className="text-xl font-semibold mb-6 dark:text-white">Витрати за категоріями</h2>
      <div className="flex flex-col lg:flex-row items-start gap-8">
        <div className="w-full lg:w-2/5 max-h-[calc(100vh-300px)] overflow-y-auto pr-4 space-y-4">
          {categories.map((category, index) => (
            <div
              key={index}
              className={`p-4 rounded-lg ${COLORS[index % COLORS.length].replace('#', 'bg-[#]')}33} hover:${COLORS[index % COLORS.length].replace('#', 'bg-[#]')}40} transition-colors`}
            >
              <div className="flex items-center gap-3 mb-2">
                <div
                  className="w-3 h-3 rounded-full"
                  style={{ backgroundColor: COLORS[index % COLORS.length] }}
                />
                <category.icon className="w-4 h-4" style={{ color: COLORS[index % COLORS.length] }} />
                <span className="font-medium text-white">{category.name}</span>
                <span className="ml-auto font-semibold text-white">@{category.value.toLocaleString()}</span>
                {category.trendType === "positive" && (
                  <TrendingDown className="w-4 h-4 text-green-500" />
                )}
                {category.trendType === "negative" && (
                  <TrendingUp className="w-4 h-4 text-red-500" />
                )}
              </div>
              <div className="ml-6 text-sm space-y-1">
                <p className="text-gray-300">{category.trend}</p>
                <p className="text-blue-400 text-xs">{category.analysis}</p>
              </div>
            </div>
          ))}
        </div>
        <div className="w-full lg:w-3/5 flex flex-col gap-8">
          <div className="h-[400px] relative">
            <div className="absolute top-1/2 left-1/2 transform -translate-x-1/2 -translate-y-1/2 text-center">
              <p className="text-2xl font-bold dark:text-white">@{total.toLocaleString()}</p>
              <p className="text-sm text-muted-foreground">Загальні витрати</p>
            </div>
          </div>
        </div>
      </div>
    </Card>
  );
};

```

```

export type ChartConfig = {
  [k in string]: {
    label?: React.ReactNode
    icon?: React.ComponentType
  } & (
    | { color?: string; theme?: never }
    | { color?: never; theme: Record<keyof typeof THEMES, string> }
  )
}

type ChartContextProps = {
  config: ChartConfig
}

const ChartContext = React.createContext<ChartContextProps | null>(null)

function useChart() {
  const context = React.useContext(ChartContext)

  if (!context) {
    throw new Error("useChart must be used within a <ChartContainer />")
  }

  return context
}

```