

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.01.2024.17>

УДК 004.414.32

Архітектура системи фінансового менеджера з використанням технологій штучного інтелекту

Шуригін Костянтин Андрійович¹⁾

Магістр, каф. Інженерії програмного забезпечення

ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-1000-303X>; ksurygin5@gmail.com

Зіноватна Світлана Леонідівна¹⁾

Канд. техніч. наук, доцент, каф. Інженерії програмного забезпечення

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9190-6486>; zinovatnaya.svetlana@op.edu.ua. Scopus Author ID: 57219779480

¹⁾ Національний університет «Одеська політехніка», пр. Шевченка, 1. Одеса, 65044, Україна

АНОТАЦІЯ

Швидке впровадження штучного інтелекту (ШІ) на споживчих ринках привело до необхідності широких досліджень щодо його впливу на поведінку споживачів, особливо в тому, як він використовує когнітивні упередження. Це викликає етичні питання та підкреслює необхідність балансування таких впливів за допомогою штучного інтелекту-систем, які допомагають споживачам, а не маніпулюють ними. Розробка і впровадження інтелектуальної системи управління фінансами, яка не лише автоматизує фінансові процеси, але й інтегрує інструменти, що керуються ШІ, для підтримки кращого ухвалення фінансових рішень, сприяє вирішенню цих проблем. Робота містить опис розробки архітектури інтелектуальної системи управління фінансами, яка спрямована на вирішення проблем, пов'язаних із фінансовою неграмотністю, складністю фінансових ринків та впливом когнітивних упереджень на ухвалення фінансових рішень. В системі передбачено використання сучасних технологій штучного інтелекту та машинного навчання для автоматизації фінансових процесів і надання користувачам персоналізованих рекомендацій. Розробка системи на основі мікросервісної архітектури вимагає застосування певних архітектурних патернів, що забезпечують ефективність, надійність і масштабованість, тому робота ґрунтувалася на критичному аналізі сучасних архітектурних парадигм, таких як мікросервісна архітектура та Event-Driven Architecture. Впровадження штучного інтелекту підтримує етичні керівні принципи, які мають у пріоритеті прозорість, справедливість і автономію споживачів, тобто забезпечують вільність системи з штучним інтелектом від упереджень, дії можуть бути легко інтерпретовані користувачами. Методологія цього дослідження базується на міждисциплінарному підході, який поєднує аналіз архітектурних рішень, методи машинного навчання та штучного інтелекту з методами забезпечення надійності та масштабованості програмних систем.

Ключові слова: Архітектура програми; штучний інтелект; фінансові рішення; рекомендації; шаблон проектування

Актуальність. Сучасний фінансовий ландшафт характеризується значними викликами для ефективного управління фінансами як індивідів, так і організацій. Фінансова неграмотність залишається поширеною проблемою, що призводить до прийняття нерациональних фінансових рішень і робить людей вразливими до агресивних маркетингових стратегій. Багато людей не володіють достатніми знаннями для ухвалення обґрунтованих рішень щодо бюджетування, заощаджень і інвестування, що може мати довгострокові наслідки для їх фінансового стану. Ця проблема ще більше ускладнюється зростанням складності маркетингових прийомів, часто підсилених штучним інтелектом (ШІ), які можуть маніпулювати поведінкою споживачів та сприяти ірраціональним витратам.

Дослідження в галузі поведінкової економіки показали, що люди часто ухвалюють рішення, які відхиляються від того, що можна було б очікувати, якби вони діяли раціонально [1]. Ці упередження підкреслюють необхідність створення інструментів, які допоможуть людям орієнтуватися у складних фінансових ситуаціях, долати когнітивні упередження і ухвалювати кращі фінансові рішення.

Метою дослідження є підвищення якості ухвалених фінансових рішень, за рахунок зменшення впливу когнітивних упереджень, завдяки створенню надійної та гнучкої платформи управління фінансами.

Завданням дослідження є розробка та впровадження архітектури системи, яка інтегрує мікросервісний підхід із сучасними моделями машинного навчання, такими як Isolation Forest, ARIMA та LSTM, для забезпечення точного прогнозування бюджетів, виявлення аномалій у витратах та надання персоналізованих фінансових рекомендацій. Додатковими завданнями є забезпечення високої надійності системи шляхом впровадження

This is an open access article under the CC BY license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.uk>)

багаторегіонального розгортання, автоматичного масштабування та використання передових DevOps практик.

Об'єктом дослідження є програмне забезпечення для автоматизації та оптимізації фінансових процесів.

Предметом дослідження є інтелектуальні системи управління для бюджетування, обробки транзакцій та надання фінансових рекомендацій.

Результати досліджень. Споживачі часто діють ірраціонально через когнітивні упередження, такі як уникнення втрат і ефекти кадрування, що продемонстровано теорією перспектив, яка описана в [1]. Ця теорія є надзвичайно важливою для розуміння того, як системи ШІ можуть потенційно посилювати ці упередження через персоналізовану рекламу.

Щоб протидіяти етичним занепокоєнням, пов'язаним із ШІ, запропонована розробка набору правил під назвою AI4People [2]. Ці техніки призначені для того, щоб зробити процеси прийняття рішень ШІ більш прозорими, що, в свою чергу, допомагає зменшити потенціал для експлуатації упереджень.

Часто дослідження стосуються саме використання методів та моделей машинного навчання для визначення ефективності продуктів з боку їх виробників або продавців [3].

Здатність ШІ персоналізувати споживчий досвід широко визнана. В [4] автори обговорюють, як системи ШІ використовують когнітивну психологію для створення персоналізованого досвіду, який може залучити споживачів на емоційному рівні. Ці системи часто використовують моделі машинного навчання, такі як колаборативна фільтрація і глибоке навчання, для аналізу величезних обсягів споживчих даних, що дозволяє створювати таргетовану рекламу, яка відповідає індивідуальним вподобанням.

Існує багато досліджень, які охоплюють використання передових моделей машинного навчання в аналізі поведінки споживачів. Наприклад, Convolutional Neural Networks (CNNs) і Recurrent Neural Networks (RNNs) часто використовуються для аналізу споживчих даних з метою прогнозування поведінкових моделей. Ці моделі тренуються на великих наборах даних для виявлення трендів і вподобань, які потім можна використовувати для персоналізації маркетингових стратегій [5].

В [6] прогнозування поведінки споживачів сполучається з моделями глибокого навчання, пропонуються моделі rDNN і моделі KmDNN, реалізуються алгоритми з використанням Python як експериментальні інструменти, виводяться результати прогнозування й проводиться порівняльний аналіз. Продуктивність моделей глибоких нейронних мереж для аналізу поведінки споживачів при покупці досліджується із трьох сторін: базова теорія моделей глибоких нейронних мереж, побудова й реалізація моделей і поліпшення моделей.

Також на зараз популярними є рекомендаційні системи, які допомагають користувачам вибирати підходящі продукти або послуги із широкого спектра варіантів. Для рекомендаційних систем використовуються численні методи, включаючи фільтрацію на основі контенту, спільну фільтрацію, послідовну, засновану на сеансах і т. д. [7]. Існують дослідження для групових рекомендаційних систем, зокрема розроблено метод агрегування вподобань, за допомогою якого можна “зберегти максимум інформації від членів групи та підвищити точність рекомендацій” [8].

Штучний інтелект (ШІ) також може бути використаний і в фінансовій сфері, від керування ризиками й виявлення шахрайства до алгоритмічної торгівлі й обслуговування клієнтів. В [9] розглядається складна роль ШІ в прийнятті рішень у фінансовому секторі, зокрема його вплив на оцінку ризиків, інвестиційні стратегії й кредитний скоринг.

Для формування фінансових рекомендацій використається програмне забезпечення ШІ, зокрема ChatGPT, що “значно скорочує час, необхідний для виконання послуг зі створення, введення й редагування для простих рекомендацій з фінансових консультацій” [10].

Модель Isolation Forest може використовуватися для запобігання шахрайству шляхом виявлення аномальних фінансових патернів [11]. У представленій роботі запропоновано

застосувати цю модель до аномалій поведінки людей, таких як спонтанні витрати, імпульсивні рішення тощо.

Також варто зазначити, що на зараз фінансові системи активно використовують Event-Driven Architecture (EDA) для переходу на реальні процеси в режимі реального часу [12]. В роботі застосовано EDA разом з іншими патернами для створення складної системи, орієнтованої на фінансову поведінку людини.

На рис. 1 наданий загальний принцип роботи системи, включаючи підтримку основних фінансових операцій, інтеграції з банківськими системами, очисткою та підготовкою даних до аналізу ШІ модулем, ШІ модуль.

Діаграма демонструє систему, побудовану на принципах EDA [13] та високого рівня незалежності модулів один від одного. Це означає, наприклад, що Budget Module працюватиме у випадках, коли AI module є недоступним з певних причин та навпаки.

Далі окремо розглянуто роль кожного модулю.

Модуль API Gateway представляє собою патерн проектування при розробці мікросервісної архітектури. Його використання пов'язано із інкапсуляцією деталей реалізації системи, кращим розподіленням навантаження, зменшенням мережних викликів, безпекою та моніторингом [14]. В контексті системи фінансового менеджменту, модуль інкапсулює деталі реалізації аналітики та генерації фінансових рекомендацій за уніфікованим інтерфейсом (API).

Представлений на діаграмі Authorization Module є частиною імплементації стандарту OAuth 2 [15]. В контексті представленої системи, компонент відповідає за надання Access token – токenu, який проходитиме валідацію під час надходження запитів до модулів під захистом (protected resource server). OAuth 2 фреймворк є фактичним стандартом захисту веб застосунків від різного виду загроз.

На рис. 2 представлено загальну діаграму аспекту security системи.

При використанні системи користувач (resource owner) надає дозвіл клієнту (user interface client) на дії від його імені. Клієнт надсилає запит із дозволом до модулю авторизації (authorization module), який в свою чергу генерує токен, в якому закодовано рівень доступу до ресурсів (access token). Клієнт надсилає запит із отриманим токеном до захищених ресурсів (budget module, AI module), які в свою чергу валідують його та надають дані у відповідь.

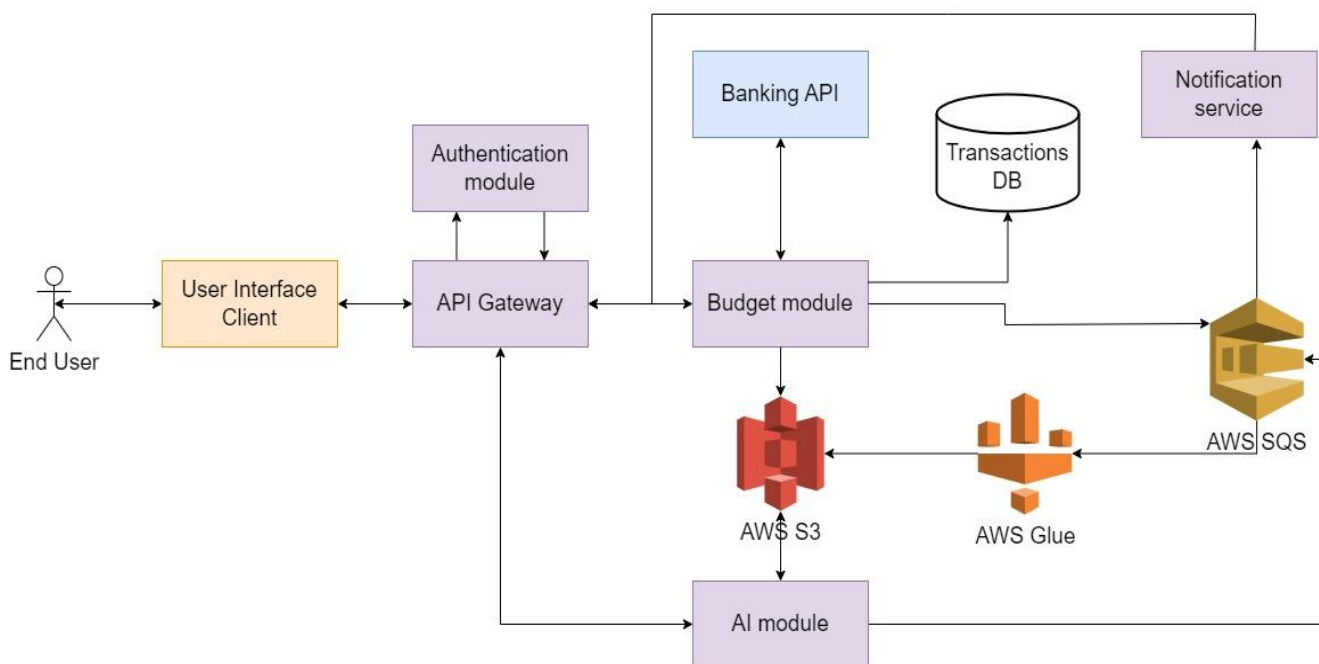


Рис. 1. Схема архітектури системи

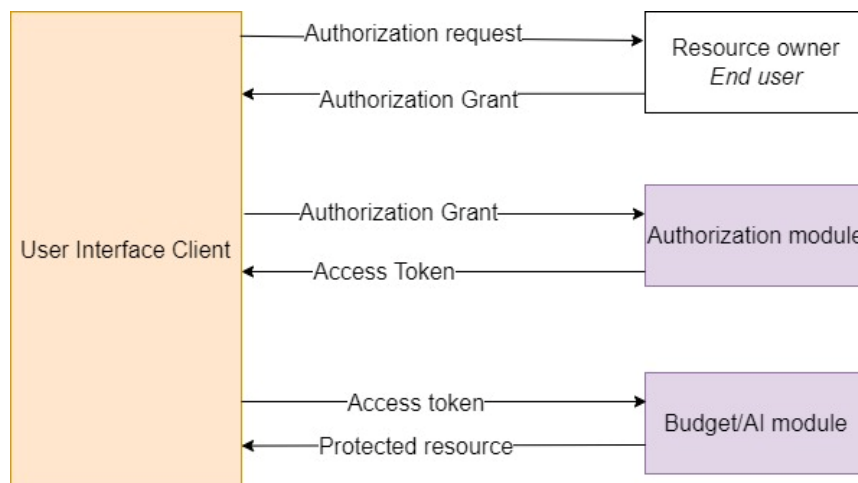


Рис. 2. Схема безпеки системи згідно зі стандартом OAuth 2

Модуль Budget відповідає за базові фінансові операції, такі як додавання транзакцій, отримання списку транзакцій, перегляд статистики, створення бюджету та встановлення фінансових цілей. Перелічені функції є основою для подальшої обробки, аналізу та генерації рекомендацій на основі цих даних. Під час проектування модуля було прийнято рішення використовувати підхід DDD (Domain Driven Design). Цей підхід передбачає аналіз, дизайн предметної області, а також імплементацію та тестування [16]. Прийняття цього рішення обґрунтоване наявністю даних про ефективність використання DDD підходу під час дизайну та розробки систем на основі мікросервісної архітектури у хмарному середовищі [17].

AI Module відповідає за детекцію аномальних витрат, передбачення витрат при плануванні бюджету, генерацію персоналізованих фінансових порад, та рекомендацію альтернативних варіантів витрат. Для того, щоб успішно інтегрувати III модель до описаної мікросервісної архітектури, використовується патерн Buld-Train-Deploy, імплементація якого підтримується сервісом AWS SageMaker [18]. Загальну схему цього процесу представлено на рис. 3.

За основу виявлення аномальних витрат користувача було використано концепцію Isolation Forest [19], сенс якої полягає в ізолюванні аномалій від нормальних даних. Для досягнення мети, спочатку створюється бінарне дерево, випадково обираючи features і розподіляючи значення. Наступним кроком є визначення anomaly score шляхом вирахування довжини шляху від кореню дерева до кінцевого вузла. Найкоротші шляхи вважатимуться аномаліями.

Висновки. Для забезпечення виконання інтелектуальних функцій, пов'язаних із фінансовими рекомендаціями, було використано комбінацію моделей, кожна з яких виконує певну функцію.

Для інтеграції штучного інтелекту та машинного навчання у фінансову систему було обрано експериментальний підхід. Визначення наборів даних для навчання моделей, включаючи історичні дані транзакцій користувачів, стало першим кроком. Дослідження включало застосування таких алгоритмів, як Isolation Forest для виявлення аномалій та гібридного підходу, що поєднує ARIMA та LSTM для прогнозування бюджетів. Кожна модель проходила ретельне тестування та валідацію за допомогою статистичних методів оцінки, таких як крос-валідація, для визначення точності та надійності. Наприклад, тестування моделі ARIMA проводилося на різних часових рядах з трендами та сезонністю, з використанням метрик Mean Absolute Error (MAE) та Root Mean Squared Error (RMSE).

Методи дослідження в області забезпечення надійності системи включали моделювання різних сценаріїв відмов компонентів та аналіз їх впливу на загальну стабільність роботи. Застосування патерну Circuit Breaker і багаторегіонального розгортання було оцінено шляхом імітації реальних умов експлуатації. Для перевірки масштабованості та стійкості до навантажень проводилися стрес-тести, які дозволили визначити межі продуктивності системи.

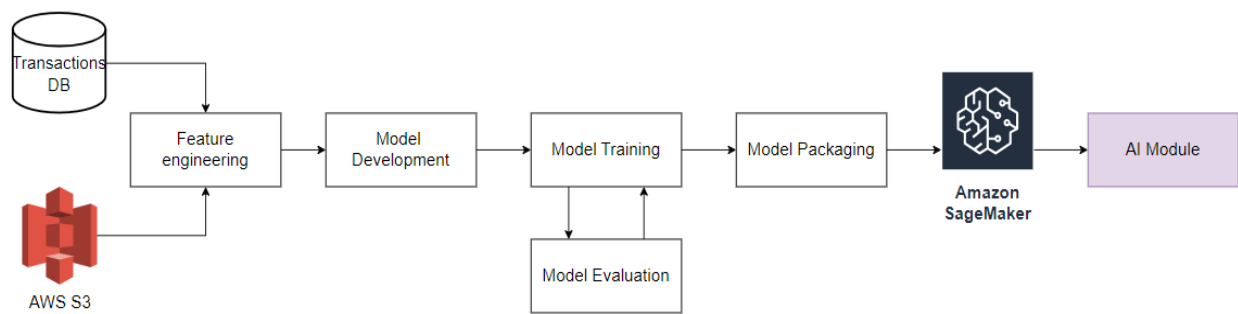


Рис. 3. Схема Build - Train – Deploy

Система використовує велику мовну модель (LLM) для генерації персоналізованих фінансових порад, допомагаючи користувачам ухвалювати більш обґрунтовані рішення та уникати поширених фінансових помилок.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Kahneman D., Smith V. “Foundations of behavioral and experimental economics”. *Nobel Prize Committee. Nobel Prize in Economics Documents*. 2002. – Available from: <https://www.nobelprize.org/uploads/2018/06/advanced-economicsciences2002.pdf>. – [Accessed: Jun, 2024].
2. Floridi L., Cowls J., Beltrametti M. “AI4People-An Ethical Framework for a Good AI Society: Opportunities, Risks, Principles, and Recommendations”. *PubMed*. 2018. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11023-018-9482-5>.
3. Sharma S., Waoo A. “An efficient machine learning technique for prediction of consumer behaviour with high accuracy”. *International Journal of Computing and Artificial Intelligence*. 2023; 4 (1): 12–15. DOI: <https://doi.org/10.33545/27076571.2023.v4.i1a.59>.
4. Rodriguez R. V., Kannan H. “Exploring the Cognitive Psychology of Consumer Behavior in the Age of Artificial Intelligence”. *Swiss Cognitive*. 2023. – Available from: <https://swisscognitive.ch/2023/08/01/exploring-the-cognitive-psychology-of-consumer-behavior-in-the-age-of-artificial-intelligence/> – [Accessed: Jul, 2024].
5. Di Persio L., Honchar O. “Recurrent neural networks approach to the financial forecast of Google assets”. *International Journal of Mathematics and Computers in Simulation*. 2017. Available from: <https://iris.univr.it/retrieve/handle/11562/959057/66085/Recurrent>. – [Accessed: Jul, 2024].
6. Zhang Y., Wang A., Hu W. “Deep Learning-Based Consumer Behavior Analysis and Application Research”. *Wireless Communications and Mobile Computing*. 2022. DOI: <https://doi.org/10.1155/2022/4268982>.
7. Patel D., Patel F., Chauhan U. “Recommendation Systems: Types, Applications, and Challenges”. *International Journal of Computing and Digital Systems*. 2023; 13 (1): 851–868. DOI: <https://doi.org/10.12785/ijcds/130168>.
8. Gorbatenko A. A., Hodovychenko M. A. “Methods of preference aggregation in group recommender systems”. *Applied Aspects of Information Technology*. 2024; 7 (1): 13–23. DOI: <https://doi.org/10.15276/aait.07.2024.1>.
9. Divya D. “Artificial intelligence in finance”. *Innovate & Transform Revolutionizing Business with Breakthrough Creativity*. 2024. – Available from: https://www.researchgate.net/publication/380266484_Artificial_Intelligence_in_Finance – [Accessed: Jul, 2024].
10. Neilson B. Artificial Intelligence Authoring Financial Recommendations: Comparative Australian Evidence. *Journal of Financial Regulation*. 2023; 9 (2): 249–257. DOI: <https://doi.org/10.1093/jfr/fjad004>.
11. Michalopoulos P. “Interpretable Unsupervised Fraud Detection in Financial Services”. *Eindhoven University of Technology*. 2020. – Available from: https://pure.tue.nl/ws/portalfiles/portal/168172886/Michalopoulos_P.pdf. – [Accessed: Jul, 2024].

12. “Financial Services Use of EDA to Migrate to Real-Time”. Red Hat. 2021. – Available from: <https://www.rtinsights.com/wp-content/uploads/2021/07/Red-Hat-EDA-FinServ-SR-Web.pdf>. – [Accessed: Jul, 2024].
13. Lazzari L., Farias K. “Uncovering the Hidden Potential of Event-Driven Architecture: A Research Agenda”. *Software Engineering*. 2023. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2308.05270>.
14. Zhao J. T., Jiang L. Z., Jing S. Y. “Management of API Gateway Based on Micro-service Architecture”. *Journal of Physics: Conference Series*. 2018; 1087: 032032. DOI: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1087/3/032032>.
15. Rahman S., Hossain N., Hossain Md. A., “OAuth 2.0: A Framework to Secure the OAuth-Based Service for Packaged Web Application”. *Innovative Perspectives on Interactive Communication Systems and Technologies*. 2020. p. 92–139. DOI: <https://doi.org/10.4018/978-1-7998-3355-0.ch005>.
16. Steinegger R., Glessier P., Hippchen B. “Overview of a Domain-Driven Design Approach to Build Microservice-Based Applications”. *The Third International Conference on Advances and Trends in Software Engineering*. Venice, Italy. 2017. – Available from: <https://www.researchgate.net/publication/316492773>. – [Accessed: Jul, 2024].
17. Vural H., Koyuncu M. “Does Domain-Driven Design Lead to Finding the Optimal Modularity of a Microservice?”. *IEEE Access*. 2021; XX: 1–14. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3060895>.
18. “AWS SageMaker”. *AWS Documentation*. Available from: <https://aws.amazon.com/ru/machine-learning/accelerate-amazon-sagemaker/> – [Accessed: Jul, 2024].
19. Liu, F. T., Ting, K., Zhou, Z.-H. “Isolation Forest”. *2008 Eighth IEEE International Conference on Data Mining*. Pisa, Italy. 2008. p. 413–422. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICDM.2008.17>.

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.01.2024.17>

UDC 004.414.32

Software architecture for implementing a personal budget manager with artificial intelligence

Kostiantyn A. Shuryhin¹⁾

Master, Department of Software Engineering

ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-1000-303X>; ksurygin5@gmail.com

Svitlana L. Zinovatna¹⁾

PhD, Associate Professor, Department of Software Engineering

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9190-6486>; zinovatnaya.svetlana@op.edu.ua. Scopus Author ID: 57219779480

¹⁾ Odessa Polytechnic National University, 1, Shevchenko Ave. Odessa, 65044, Ukraine

АНОТАЦІЯ

The rapid adoption of artificial intelligence (AI) in consumer markets has led to the need for extensive research into its impact on consumer behavior, particularly in how it exploits cognitive biases. This raises ethical questions and highlights the need to balance such influences with AI systems that help consumers, not manipulate them. The development and implementation of an intelligent financial management system, which not only automates financial processes, but also integrates AI-driven tools to support better financial decision-making, contributes to solving these problems. The work contains a description of the development of the architecture of an intelligent financial management system, which is aimed at solving problems related to financial illiteracy, the complexity of financial markets, and the impact of cognitive biases on financial decision-making. The system provides for the use of modern technologies of artificial intelligence and machine learning to automate financial processes and provide users with personalized recommendations. The development of a system based on microservice architecture requires the use of certain architectural patterns that ensure efficiency, reliability and scalability, so the work was based on a critical analysis of modern architectural paradigms, such as microservice architecture and Event-Driven Architecture. The implementation of AI supports ethical guidelines that prioritize transparency, fairness and consumer autonomy, i.e. ensure that the AI system is free from bias, actions can be easily interpreted by users. The methodology of this research is based on an interdisciplinary approach that combines the analysis of architectural solutions, methods of machine learning and artificial intelligence with methods of ensuring the reliability and scalability of software systems.

Keywords: Software architecture; artificial intelligence; financial solutions; recommendations; design pattern