

DOI: <https://doi.org/10.32689/2523-4536/79-4>
УДК 338.242

Жуковський Д.М.

аспірант кафедри економічної інформатики,
Український державний університет науки і технологій
ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-1105-7434>

Zhukovskyi Dmytro

Postgraduate Student at the Department of Economic Informatics,
Ukrainian State University of Science and Technology

ТЕХНОЛОГІЇ АНАЛІЗУ БІЗНЕС КОМУНІКАЦІЙ ЯК ІНСТРУМЕНТ ПІДВИЩЕННЯ ПОКАЗНИКІВ ЕФЕКТИВНОСТІ В СИСТЕМІ ЦИФРОВОЇ ЕКОНОМІКИ УСТАНОВ БАНКІВСЬКИХ ПОСЛУГ

TECHNOLOGIES FOR BUSINESS COMMUNICATION ANALYSIS AS A TOOL FOR IMPROVING PERFORMANCE INDICATORS IN THE DIGITAL ECONOMY SYSTEM OF BANKING SERVICE INSTITUTIONS

У статті представлено результати прикладного наукового дослідження, спрямованого на впровадження мовної аналітики в інфраструктуру банківських установ шляхом розробки та тестування багатомодульної агентської системи, побудованої на основі великих мовних моделей. На основі інструментів штучного інтелекту для мовної аналітики розроблено інноваційні форми аналітичної звітності, адаптовані до специфіки управлінського обліку в банківських установах. У межах системного підходу до розвитку цифрової економіки обґрунтовано доцільність застосування комплексного аналітичного інструментарію, що інтегрує принципи юніт-економіки, наскрізної аналітики та сучасні технології автоматизованого аналізу комунікацій на основі великих мовних моделей в інформаційно-аналітичній системі банківських установ.

Ключові слова: цифрова економіка, системний аналіз, штучний інтелект, обробка природної мови, мовна аналітика, юніт-економіка, наскрізна аналітика, онлайн банкінг, управлінський облік.

The article presents the results of an applied study aimed at implementing language analytics into the infrastructure of banking institutions through the development and testing of a multi-module agent-based system built on artificial intelligence technologies, particularly large language models. The study outlines key performance indicators and analyzes the specifics of their integration into the analytical infrastructure of the digital economy within the banking sector. Based on artificial intelligence tools for language analytics, innovative forms of analytical reporting have been developed, adapted to the specifics of management accounting in banking institutions. Within the framework of a systems approach to the development of the digital economy, the feasibility of applying a comprehensive analytical toolkit that integrates the principles of unit economics, end-to-end analytics, and modern technologies for automated communication analysis based on large language models into the information-analytical systems of banks has been substantiated. The applicability of a multi-module agent-based system based on large language models, which has previously demonstrated high effectiveness in other economic sectors, has been justified for the analysis of communications between clients and representatives of banking institutions. Unlike the traditional approach that employs a single unified prompt for all types of customer inquiries, the proposed architecture provides for the functional differentiation of analytical tasks among specialized agents, each performing a distinct cognitive-analytical function. This modular structure ensures higher processing accuracy, greater relevance of the results obtained, and the ability to adapt the system to the specific managerial needs of the banking sector. The study has also identified optimal conditions for the application of large language models depending on the typology of analytical tasks; in particular, the use of GPT and BERT models has been found to be most appropriate for communication analysis in the banking domain.

Keywords: digital economy, systems analysis, artificial intelligence, natural language processing, language analytics, unit economics, end-to-end analytics, online banking, managerial accounting.

Постановка проблеми. Класичні підходи економічного аналізу, сформовані в умовах індустріальної моделі розвитку доцифрової епохи, виявилися ефективними для оцінки

фінансової стійкості банків, рентабельності продуктів, ліквідності, платоспроможності та інших ключових показників на основі агрегованих облікових і фінансових даних.

Однак сучасна цифрова трансформація банківської сфери формує нову інформаційно-аналітичну парадигму, в центрі якої поведінкові дані клієнтів, висока динаміка споживчих запитів, омніканальні цифрові взаємодії та зростаюча потреба в персоналізованому підході до обслуговування.

У цьому контексті класичний економічний аналіз стикається з низкою суттєвих обмежень [1, с. 11], серед яких особливо актуальними для банківської сфери є:

- відсутність персоналізованого рівня аналітики, що є критичним у фінансовому секторі, де ефективність продажу банківських продуктів та побудови довгострокових відносин залежить від індивідуального профілю клієнта, його історії взаємодії та фінансової поведінки. Це зумовлює потребу у впровадженні методології юніт-економіки для оцінки ефективності на рівні окремого клієнта;

- фрагментарність даних щодо клієнтського шляху, особливо в умовах, коли початкова взаємодія відбувається онлайн (через сайт, мобільний застосунок, чат), а подальше обслуговування – в офлайн-каналах, таких як відділення банку або кол-центр. Така роз'єднаність даних потребує інтеграції наскрізної аналітики для забезпечення цілісного бачення шляху клієнта;

- неможливість повноцінного аналізу якісних характеристик спілкування з клієнтами – таких як зміст звернень, інтонаційне забарвлення або структура комунікації, хоча саме ці чинники суттєво впливають на рівень довіри, задоволеності й подальшу лояльність клієнтів.

У зв'язку з цим виникає необхідність оновлення аналітичного інструментарію банків за рахунок інтеграції технологій юніт-економіки, наскрізної аналітики та мовного аналізу в інформаційно-аналітичні системи фінансових установ. Це створює підґрунтя для покращення якості управлінських рішень, персоналізації банківських сервісів та підвищення ефективності функціонування банків у цифровому середовищі.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Теоретичні основи створення систем для обробки природної мови були закладені ще в середині двадцятого століття в роботах А. Тюрінга [2, с. 433]. Згодом, на початку двадцятого першого століття, М. Флейсчер запропонував одну з перших концепцій застосування автоматизованої мовної аналітики у сфері клієнтського сервісу та в роботі контакт-центрів [3, с. 1]. Одним із перших дослідників, який окреслив теоретичні засади застосування мовної аналітики у банківському секторі, був С. Дас, який у своїй праці розглянув

можливості використання лінгвістичних технологій у фінансових установах [4, с. 145]. Серед сучасних досліджень особливу увагу заслуговує робота А. Лопез-Ліри, в якій представлено підходи до інтеграції великих мовних моделей (англ. Large Language Models, LLM) штучного інтелекту для розв'язання прикладних завдань мовної аналітики в банківській сфері [5, с. 2].

Метою статті є експериментальна перевірка та апробація багатомодульної агентської системи, розробленої автором і раніше успішно реалізованої в суміжних галузях, для її адаптації до специфіки функціонування банківського сектору. Зазначена система побудована із застосуванням технологій штучного інтелекту на основі великих мовних моделей. Додатково в межах дослідження здійснюється обґрунтування доцільності інтеграції інструментів юніт-економіки, наскрізної аналітики та автоматизованих технологій обробки бізнес-комунікацій як методологічного підґрунтя для формування комплексної моделі оцінювання ефективності управлінських рішень у банківських установах.

Виклад основного матеріалу. У сучасних умовах стрімкого розвитку цифрової економіки, що характеризується високим рівнем автоматизації, інтеграції даних і швидкістю інформаційного обміну, бізнес-комунікації в банківських установах набувають стратегічного значення. Перехід до цифрових каналів зв'язку, впровадження інтелектуальних систем обслуговування клієнтів, а також зростання ролі онлайн- і мобільного банкінгу зумовлюють необхідність не лише технологічного оновлення, але й глибокої трансформації підходів до взаємодії з клієнтами. Якісні бізнес-комунікації з використанням цифрових каналів сприяють підвищенню економічної ефективності банківських установ завдяки зростанню задоволеності клієнтів, зниженню витрат на обслуговування та збільшенню довгострокової цінності клієнта [6, с. 358].

Ефективність практичного впровадження концепції юніт-економіки в умовах розвитку цифрового бізнесу знаходить підтвердження в діяльності провідних компаній, що надають фінансові та цифрові послуги через онлайн-платформи [7, с. 127]. Зокрема, банки, неопіансові установи та стартапи у сфері фінтеху активно використовують розрахунок таких показників, як вартість залучення клієнта (англ. Customer Acquisition Cost, CAC), довгострокова цінність клієнта (англ. Lifetime Value, LTV), рівень відтоку (англ. Churn Rate) та показник утримання (англ. Retention Rate) для оцінки ефективності окремих каналів

комунікації, продуктів і сегментів аудиторії. У практиці банківських платформ це дозволяє здійснювати персоналізовану сегментацію клієнтів, оптимізувати маркетингові бюджети та прогнозувати прибутковість кожної взаємодії. Такий підхід сприяє прийняттю обґрунтованих управлінських рішень у реальному часі та формуванню стійких моделей зростання в умовах високої конкуренції й динамічного цифрового середовища.

Впровадження концепції юніт-економіки у банківському секторі вимагає урахування низки специфічних характеристик, що вирізняють фінансові установи серед інших суб'єктів цифрового бізнесу. На відміну від традиційних моделей, де одиницею аналітики виступає продукт або транзакція, у банківській сфері ключовим об'єктом оцінки є клієнт у його взаємодії з комплексом фінансових сервісів. Це зумовлює необхідність побудови мультипродуктової моделі юніт-економіки, яка враховує не лише дохідність окремих послуг, а й синергію між ними в межах життєвого циклу клієнта [8, с. 221].

Однією з ключових особливостей функціонування банківських установ у цифровій економіці є тривала взаємодія з клієнтами, яка охоплює не лише окремі транзакції, а й комплексне користування фінансовими продуктами протягом багатьох років. Це вимагає від банків здатності до довгострокового прогнозування ключових показників ефективності, зокрема довгострокової цінності клієнта (LTV), з урахуванням змін у поведінці користувачів та рівня залученості до сервісів. Водночас вартість залучення клієнтів (CAC) у банківському секторі традиційно є високою через необхідність реалізації масштабних маркетингових кампаній, витрат на програми стимулювання, а також забезпечення відповідності регуляторним вимогам, зокрема процедур ідентифікації клієнтів. Додатковим фактором є потреба в адаптації нових користувачів до цифрових сервісів банку, що також вимагає ресурсів. За таких умов оптимізація співвідношення LTV до CAC постає як стратегічне завдання для підвищення економічної ефективності банківських бізнес-моделей в умовах цифрової трансформації.

У сфері банківських послуг перші етапи взаємодії з потенційним клієнтом зазвичай реалізуються в онлайн-середовищі, в межах якого відбувається ознайомлення з продуктами банку та впроваджуються механізми лідогенерації та залучення цільової аудиторії за допомогою цифрових каналів. Проте подальше обслуговування клієнта, зокрема укладання договорів, проходження процедур верифікації або отримання послуг, часто здійснюється в офлайн-форматі – у відділеннях

банку або через персоналізовані консультації. Такий гібридний характер клієнтського шляху створює необхідність у впровадженні аналітичної системи наскрізної аналітики, яка дозволяє інтегрувати дані з онлайн-каналів залучення із показниками, що формуються на офлайн-етапах взаємодії [9, с. 175]. Це, своєю чергою, дозволяє встановити причинно-наслідковий зв'язок між витратами на онлайн-маркетингові активності та фінансовими результатами, отриманими на етапах офлайн-обслуговування, що забезпечує можливість коректної оцінки співвідношення вартості залучення клієнта (CAC) до його довгострокової цінності для банку (LTV). При цьому узгодження даних, отриманих в онлайн- та офлайн-середовищі, здійснюється на основі унікальних ідентифікаторів клієнтів, до яких належать контактні дані, зокрема номери телефонів, адреси електронної пошти та інші атрибути, що дозволяють ідентифікувати особу.

Попри значну аналітичну цінність поєднання інструментів юніт економіки та наскрізної аналітики, така інтеграція не завжди забезпечує повноцінний аналіз бізнес-процесів взаємодії банку з клієнтами. Зокрема, залишаються недостатньо дослідженими семантичні аспекти комунікацій, які можуть суттєво впливати на ключові економічні показники. У зв'язку з цим виникає потреба у доповненні аналітичної системи банку модулем мовної аналітики, що дає змогу здійснювати змістовний аналіз вхідних звернень, телефонних розмов, чатів та інших каналів взаємодії. Одним із пріоритетних завдань мовної аналітики є ідентифікація нецільових лідів, які не мають потенціалу до конверсії, що дозволяє підвищити ефективність використання рекламного бюджету шляхом зменшення частки нерелевантного трафіку. Крім того, мовна аналітика створює підґрунтя для оцінювання впливу характеру комунікацій на довгострокову цінність клієнта (LTV), розширюючи можливості стратегічного управління клієнтським портфелем.

Як свідчать результати аналізу проведених автором досліджень, значна частка комунікацій у цифрових каналах банківського сектору здійснюється за допомогою телефонного зв'язку. Відтак одним із пріоритетних завдань мовної аналітики в цій сфері є автоматизована транскрипція із застосуванням інструментів штучного інтелекту, тобто перетворення аудіозаписів телефонних розмов у текстовий формат для подальшого аналітичного опрацювання.

Впровадження систем автоматичного розпізнавання мовлення (англ. Automatic Speech Recognition, ASR) у банківських контакт-центрах вимагає врахування високої терміно-

логічної складності мовного середовища, характерного для фінансової сфери. Значна частина звернень клієнтів супроводжується вживанням спеціалізованої лексики, яка охоплює назви банківських продуктів, нормативно-правових процедур, а також численні аббревіатури та англомовні запозичення [10, с. 1128]. До типових термінів належать, зокрема, овердрафт, депозитний сертифікат, SWIFT-код, ідентифікація клієнта, фінансова звітність, ризик-профіль тощо.

З огляду на зазначені особливості, доцільним є проведення порівняльного аналізу ефективності застосування базових ASR-моделей та спеціалізованих рішень, адаптованих до банківської предметної області.

У межах дослідження було здійснено порівняльний аналіз точності розпізнавання мовлення трьох типів автоматичних систем транскрипції: базових універсальних моделей, зокрема, Whisper від OpenAI та Google Speech-to-Text у стандартній конфігурації, моделей Whisper від OpenAI, адаптованих до банківської предметної області шляхом тонкого налаштування (англ. *fine-tuning*). Точність систем оцінювалася за показниками Word Error Rate (WER) та Term Error Rate (TER), що дозволяють визначити рівень загальної похибки при транскрипції, а також точність розпізнавання критично важливих доменних лексичних одиниць – таких як назви банківських продуктів, аббревіатури, коди транзакцій, юридичні формулювання тощо. Експериментальна вибірка складалася з понад 120 годин телефонних діалогів, що охоплювали ключові сценарії взаємодії клієнтів з банком: відкриття рахунків, отримання консультацій щодо кредитування, проведення ідентифікації та подання скарг.

У результаті проведених автором досліджень встановлено, що базова модель Whisper продемонструвала середні значення WER на рівні 27,8% і TER 43,6%, тоді як Google Speech-to-Text у типовій конфігурації забезпечила WER 25,6% та TER 38,2%. Натомість спеціалізована модель, адаптована на профільному наборі банківських аудіоданих, продемонстрували суттєво кращі результати. Зокрема, донавчена версія Whisper досягла WER 5,4% та TER 6,2%. Крім того, спостерігалось підвищення точності розпізнавання стандартизованих елементів скриптів обслуговування, таких як привітання, процедури верифікації особи, правові повідомлення, а також значне зменшення кількості помилок при багатомовній комунікації.

Таким чином, отримані результати підтверджують високий рівень ефективності використання доменно адаптованих технологій штучного інтелекту автоматичного розпізнавання

мовлення, донавчених на реальних аудіозаписах банківської взаємодії, для забезпечення точного та надійного перетворення мовлення у текст. Ураховуючи вимоги банківської галузі до регуляторної відповідності, конфіденційності та достовірності оброблюваних даних, саме такі спеціалізовані ASR-рішення мають найбільший потенціал для подальшої інтеграції в інформаційно-аналітичні системи сучасних фінансових установ.

Наступним етапом є реалізація задач мовної аналітики із застосуванням великих мовних моделей для опрацювання текстових діалогів, отриманих із різних цифрових каналів комунікації.

У практиці аналізу діалогових текстів нерідко застосовується однопромптовий підхід з використанням уніфікованої інструкції до LLM-моделі. Проте така модель має низку суттєвих обмежень. Вона не дозволяє функціонально розмежовувати аналітичні задачі, ускладнює масштабування при зростанні обсягу даних і типів аналізу, а також не підтримує незалежну валідацію результатів на кожному етапі. Крім того, вона обмежена в архітектурному виборі: як правило, застосовується лише одна LLM-модель, що знижує ефективність для спеціалізованих завдань. Натомість багатомодульна агентська система забезпечує розподіл функцій, поєднання різних моделей (наприклад, GPT і BERT) та підвищену точність у складному середовищі банківських бізнес-комунікацій.

У подальшій частині викладу представлено систематизований перелік мовно-аналітичних задач, які в межах проведеного дослідження ідентифіковано як релевантні до функціональних особливостей банківських установ. Для кожної з окреслених задач було сконструйовано окремий аналітичний модуль із багатокomпонентною агентською архітектурою, побудованою на основі великих мовних моделей (LLM), що раніше засвідчили високу ефективність у суміжних сферах застосування. Запропоновані модулі адаптовано до специфіки банківського середовища з метою емпіричної перевірки їхньої практичної придатності в умовах реального функціонування контакт-центрів фінансових установ.

Агентська система автоматичного резюмування змісту бізнес-комунікацій є багатокomпонентним інтелектуальним модулем, реалізованим на основі великих мовних моделей (LLM), що забезпечує стислий, структурований виклад ключових аспектів діалогу між клієнтом і представником банку. Основне призначення системи полягає в автоматичному перетворенні повнотекстового діалогу у формалізоване

резюме, придатне для подальшого використання в інформаційно-аналітичних системах банківської установи (CRM, модулі контролю якості, регуляторна звітність тощо).

Архітектура системи включає чотири функціональні блоки. Перший модуль виконує семантичну сегментацію діалогу, виділяючи основні етапи комунікації (вступ, суть звернення, обґрунтування, відповідь, завершення), що дозволяє зберегти логічну послідовність змісту. Другий блок відповідає за виявлення та збереження ключової банківської термінології, яка маркується як незамінна і підлягає обов'язковому включенню до фінального резюме незалежно від стилістичних трансформацій. До таких термінів належать, зокрема: назви продуктів (депозит, іпотека, кредитна картка), скорочення та стандарти (KYC, AML, SWIFT, IBAN), а також умови обслуговування (щомісячна комісія, дострокове погашення, відсоткова ставка). Ці параметри формують окремий словниковий блок, що інтегрується у роботу LLM як інструкція, яка забороняє їх видалення або переформулювання.

Третій компонент системи здійснює формування самого резюме у відповідному форматі – одне речення, абзац чи маркований список – відповідно до цілей використання: реєстрація звернення в CRM, аналітика якості обслуговування або підготовка службової рекомендації. Четвертий модуль відповідає за верифікацію формальних вимог: обсяг тексту, відповідність стилю, граматичну коректність та наявність всіх термінів, критичних для правової точності.

Запропонована система дозволяє значно зменшити час обробки звернень, покращити точність та повноту клієнтської історії, а також знизити ризик помилкових інтерпретацій важливої інформації. Водночас, збереження галузевої термінології та відповідність форматним вимогам забезпечують відповідність регуляторним стандартам банківської сфери. На рівні юніт-економіки система сприяє зниженню SAC, підвищенню LTV та Retention Rate завдяки персоналізації обслуговування і точному збереженню контексту взаємодії.

Агентська система контролю дотримання скрипта є складовим елементом інтелектуальної мовної аналітики, призначеним для автоматизованого виявлення відхилень між фактичною структурою діалогу в банківському контакт-центрі та нормативним сценарієм обслуговування.

Запропоноване рішення реалізується на основі багатокомпонентної архітектури, що включає ряд функціонально автономних агентів, побудованих з використанням великих мовних моделей. Кожен із агентів виконує окрему

аналітичну функцію. Агент етапної сегментації здійснює автоматичне виокремлення ключових фаз взаємодії, зіставляючи реальний хід розмови з еталонною моделлю скрипта. Агент відповідності сценарію фіксує відсутні або порушені елементи, забезпечуючи перевірку повноти реалізації нормативної послідовності. Агент шаблонної класифікації класифікує висловлювання оператора відповідно до стандартних шаблонів комунікативної поведінки, беручи до уваги варіативність формулювань та контекстуальні особливості. Агент комунікативної ефективності забезпечує оцінку якісних характеристик реалізації кожного етапу, включаючи логічність, персоналізацію та повноту аргументації, тоді як формальне виконання без змістовного наповнення ідентифікується як недотримання цільової функції скрипта.

Агентська система контролю дотримання скрипта сприяє зниженню SAC шляхом автоматизації контролю якості обслуговування та підвищення конверсійності звернень, а також підвищує LTV завдяки стабільному дотриманню стандартів сервісу і зменшенню втрат клієнтів на етапах комунікації.

Модуль ідентифікації інтенції звернення клієнта є важливою складовою багатокомпонентної системи мовної аналітики в інфраструктурі банківських контакт-центрів. Архітектура модуля включає низку спеціалізованих компонентів. Лексичний інтерпретатор виявляє ключові слова та фрази, характерні для типових банківських запитів, таких як «відкрити депозит» чи «заблокована картка», що дозволяє швидко визначити тему взаємодії. Семантичний модуль виконує глибинну інтерпретацію реплік, розпізнаючи інтенцію навіть у разі непрямого або завуальованого формулювання запиту. Компонент, що відповідає за мовленнєві дії, класифікує висловлювання за функціональними категоріями – запитання, прохання, твердження або скарги – і забезпечує розуміння прагматичного навантаження звернення. Контекстуальний аналізатор оцінює розташування ключових фраз у межах діалогу та визначає повторюваність тем, що дозволяє встановити головний зміст звернення. Поведінковий агент системи інтегрує історичні дані про клієнта, включаючи попередні взаємодії, шаблони поведінки та скорингові характеристики, що забезпечує адаптивність інтерпретації до конкретного користувача. Узагальнюючий класифікатор здійснює типологізацію звернення, визначаючи його як інформаційне, сервісне, транзакційне або емоційно забарвлене.

Результати роботи модуля автоматично зберігаються в CRM і використовуються для швидкого перенаправлення звернень до

потрібних спеціалістів, формування персональних пропозицій, виявлення проблемних клієнтів і підвищення точності маркетингових кампаній. Такий підхід сприяє зменшенню часу обслуговування, підвищенню задоволеності клієнтів і покращенню ключових показників юніт-економіки, таких як LTV та Retention Rate.

Агентська система тематичного тегування в межах банківського контакт-центру є важливою складовою сучасної мовної аналітики, що забезпечує автоматичну ідентифікацію ключових тем, обговорених під час діалогу між клієнтом та оператором. Такий функціонал дозволяє систематизувати значні обсяги розмовних даних, забезпечити їх стандартизоване зберігання в корпоративних інформаційних системах та сприяти подальшому вдосконаленню клієнтського сервісу.

Основним елементом цієї архітектури виступає агент тематичної категоризації, який оперує попередньо визначеним переліком доменно специфічних категорій і відповідних наборів ключових слів, фраз або мовних конструкцій. Наприклад, фрази на кшталт «я хочу оформити кредит», «мене цікавить ставка по депозиту», «не можу розблокувати картку» або «як зробити переказ через SWIFT?» автоматично розподіляються за відповідними темами: кредитування, депозитні програми, карткові операції, міжнародні платежі тощо.

Для підвищення точності класифікації застосовується семантичний компонент контекстної релевантності, який дозволяє диференціювати значення однакових термінів залежно від контексту розмови. Наприклад, слово «виплата» може означати як щомісячне списання за кредитом, так і компенсацію за страховим полісом. У фразі «мене цікавить виплата страхового відшкодування» система ідентифікує категорію як страхування, а у фразі «я здійснив останню виплату за кредитом» – як кредитування.

Ще одним функціональним блоком є модуль частотного аналізу, що фіксує кількість згадувань кожної теми в межах окремого звернення. Це дозволяє визначити провідну тематику у випадках, коли клієнт порушує кілька питань. Наприклад, у діалозі, де спочатку обговорюється ставка по депозиту, а потім згадується відділення для оформлення, основною темою за частотністю й позиційним розміщенням є депозитні програми. Така диференціація особливо актуальна у випадках складних діалогів тривалістю понад 5 хвилин.

Результати роботи зазначених елементів передаються до механізму CRM-інтеграції, який відповідає за збереження отриманих тегів у банківській інформаційній системі.

У контексті юніт-економіки, впровадження системи тематичного тегування сприяє оптимізації витрат на обробку звернень, зростанню коефіцієнта конверсії в цільову дію (наприклад, активація послуги після консультації), а також підвищенню LTV завдяки більш точному розумінню інтересів клієнта та адаптації сервісної пропозиції.

Задача визначення емоційного тону діалогу є важливою складовою мовної аналітики в банківському секторі, де емоційний стан клієнта безпосередньо впливає на рівень задоволеності, лояльність до фінансової установи, ймовірність повторного звернення та дотримання стандартів сервісу. Для забезпечення високої точності аналізу доцільним є використання багатокомпонентної інтелектуальної системи, яка включає кілька спеціалізованих субмодулів (агентів), кожен з яких виконує окрему аналітичну функцію в межах узгодженої логіки обробки.

Першим елементом є лексичний аналітичний агент, що виконує виявлення емоційно маркованих слів та фраз, характерних для позитивного, негативного або нейтрального емоційного фону. Наприклад, вислови «ви мене врятували» після успішного розблокування картки або «чому у вас постійно зникають гроші?» у випадку необґрунтованого списання з рахунку прямо сигналізують про високий емоційний градус обговорення.

Другу функцію виконує семантичний блок, який аналізує контекстні значення фраз з урахуванням попередніх реплік та комунікативного наміру. Наприклад, фраза «це як завжди у вас» після скарги на чергову помилку в мобільному застосунку може сигналізувати про хронічне розчарування клієнта, хоча сама по собі є лексично нейтральною.

Наступною компонентою системи є позиційний детектор, що оцінює місце розташування емоційно забарвлених висловлювань у структурі діалогу. Наприклад, емоційно негативна реакція клієнта на початку звернення зі словами «мені знову не передзвонили» може вказувати на системну проблему у процесах обслуговування, тоді як позитивна фраза «дякую за швидке вирішення» наприкінці дзвінка – на високу ефективність поточної взаємодії.

Окремий аналізатор ролівої диференціації відповідає за відокремлення емоційного стану клієнта від тону висловлювань оператора. Наприклад, навіть у ситуації, коли клієнт виявляє агресію щодо затримки переказу коштів, спокійний і врівноважений стиль мовлення оператора із вживанням фраз «я зараз усе перевірю», «перепрошую за незручності»

може бути індикатором високого рівня професіоналізму співробітника.

Ще одним ключовим компонентом агентської системи є інтерпретатор тематичного впливу, який коригує базову емоційну оцінку з урахуванням попередньо визначених тем розмови. Так, звернення щодо оформлення депозиту рідко супроводжуються негативними емоціями, тоді як діалоги, пов'язані з шахрайськими списаннями, майже завжди містять ознаки напруженості та обурення.

Завершальну обробку здійснює синтезатор результатів, який агрегує дані з усіх підсистем, формує фінальну оцінку емоційного тону, а також забезпечує передачу інформації у CRM або системи контролю якості обслуговування. Наприклад, при виявленні трьох поспіль негативних звернень одного клієнта щодо мобільного банкінгу, система може автоматично направити кейс до служби технічної підтримки для пріоритетного опрацювання.

Таким чином, запропонована багатоагентна система забезпечує глибокий, багаторівневий аналіз емоційного фону діалогу з урахуванням лексичних, семантичних, позиційних, рольових та тематичних аспектів, що підвищує якість сервісу в банківських контакт-центрах та сприяє покращенню показників клієнтського досвіду.

У межах юніт-економіки результати емоційного аналізу бізнес-комунікацій прямо впливають на ключові показники, зокрема на рівень утримання клієнтів (Retention Rate) та потенційно на довгострокову вартість клієнта (LTV), що підтверджує стратегічну значущість впровадження такої аналітики в інформаційно-комунікаційні системи банківських установ.

Одним із ключових напрямів впровадження мовної аналітики в банківській сфері є побудова багатокомпонентної агентської системи для автоматизованої класифікації клієнтських звернень з метою виявлення кваліфікованих лідів. Така система дозволяє здійснювати пріоритетну обробку найбільш перспективних контактів, оптимізувати робоче навантаження операторів та підвищити ефективність процесів залучення клієнтів.

Архітектура агентської системи для кваліфікації лідів складається з низки спеціалізованих модулів, кожен з яких виконує окрему функцію в процесі оцінки звернення. Модуль детекції інтенції виявляє фрази, що свідчать про купівельний намір (наприклад, «цікавить іпотека»), та відокремлює їх від нейтральних або інформаційних запитів. Тематичний аналізатор визначає релевантність звернення стратегічним напрямом банку, надаючи пріоритет запитам щодо ключових фінансових продуктів. Модуль поведінкових маркерів виявляє

ознаки зацікавлення, зокрема згадки про попередній досвід або уточнення деталей. Компонент виявлення бар'єрів фіксує фрази з сумнівами, негативною оцінкою або відсутністю наміру купівлі. Аналіз динаміки діалогу охоплює тривалість, насиченість, повторюваність та інші характеристики взаємодії. Підсумковий модуль агрегує результати, присвоюючи зверненню оцінку у вигляді бальної шкали або категорії, а саме кваліфікований або некваліфікований лід.

Отримані результати інтегруються в CRM-систему для подальшої маршрутизації, автоматичного спрямування звернень до менеджерів з продажу, або формування аналітичних звітів щодо ефективності каналів залучення. Впровадження такої агентської системи сприяє зниженню витрат на обробку нерелевантних контактів, підвищенню конверсії та покращенню ключових показників юніт-економіки, зокрема вартості залучення клієнта (CAC) та довічної цінності клієнта (LTV).

Агентська система обробки обірваних комунікацій є функціональним компонентом мовної аналітики нового покоління, призначеним для автоматизованого виявлення, класифікації та аналізу взаємодій із клієнтами, що були перервані до досягнення цільової дії. На відміну від традиційних рішень, система охоплює не лише телефонні дзвінки, але й недозавершені звернення через чат, електронну пошту, месенджери, онлайн-форму чи мобільний додаток.

Архітектура системи передбачає використання ряду спеціалізованих агентів на базі великих мовних моделей (LLM). Агент виявлення обірваних сесій виконує моніторинг усіх каналів комунікації з метою виявлення діалогів, що не завершилися підтвердженням результатом: відсутністю відповіді оператора, раптоvim завершенням чату, закриттям вікна форми, недоставленим повідомленням тощо. Агент структурного аналізу визначає, на якому етапі взаємодія була перервана – на вході, під час збору інформації, під час презентації продукту або при спробі укласти угоду. Агент аналізу причин переривання класифікує ймовірні фактори – технічні (втрата з'єднання, помилка платформи), поведінкові (емоційна реакція клієнта, втрата інтересу) або організаційні (затримка з відповіддю, складність інтерфейсу). Агент пріоритизації реакцій ранжує такі комунікації за потенційною вартістю втрати (на основі ключових слів, згадок продуктів або рівня емоційного залучення), пропонуючи відповідну реакцію – автозворот, надсилання тригера, підключення менеджера тощо. Агент маршрутизації дій ініціює створення задач у CRM, формує

персоналізовані повідомлення або передає кейс у відповідний підрозділ.

Інтеграція цієї системи дозволяє суттєво зменшити втрати клієнтів у моменті залучення, забезпечуючи другий шанс для завершення комунікації, яка могла перетворитися на ліда. Це безпосередньо впливає на зниження САС завдяки підвищенню ефективності кожного рекламного залучення, а також сприяє зростанню LTV, оскільки своєчасне реагування на обірвану комунікацію створює позитивний клієнтський досвід, підвищує довіру та стимулює довгострокову взаємодію. Таким чином, система обробки обірваних звернень стає критично важливим елементом інтелектуальної інфраструктури клієнтоорієнтованого сервісу.

Специфічні до банківської тематики аналітичні задачі мовної аналітики доцільно не виокремлювати у вигляді окремих автономних модулів, а інтегрувати у вигляді підмодулів до вже наявної архітектури багатокомпонентної мовної аналітики. Такий підхід дозволяє зменшити складність впровадження та уникнути дублювання функціоналу, зберігаючи при цьому системність обробки діалогів і врахування галузевої специфіки. Завдяки модульному принципу побудови аналітичної системи, додавання нових підсистем не потребує радикальної зміни загальної архітектури, натомість забезпечує масштабованість і адаптивність до галузевих умов.

Зокрема, до модуля аналізу емоційного тону може бути інтегрований підмодуль виявлення роздратованих або незадоволених клієнтів, що сигналізують про ризик відтоку. Модуль ідентифікації інтенції може бути доповнений механізмом класифікації

повторних звернень щодо тієї ж проблеми або виявлення ознак високого ризику шахрайства (наприклад, звернення щодо несанкціонованих транзакцій або втрати доступу). У свою чергу, до модуля автоматичного резюмування доцільно додати механізм анонімізації персональних даних перед архівуванням у системи аналітики, а до модуля контролю дотримання скрипта – компонент фіксації порушень юридично значущих процедур (наприклад, відсутність згоди клієнта на обробку даних). Така інтеграція забезпечує цілісність системи та враховує вимоги регуляторного середовища банківської сфери.

Висновки. У результаті проведених прикладних досліджень було підтверджено доцільність і ефективність впровадження багатомодульної агентської системи штучного інтелекту на основі великих мовних моделей, яка раніше демонструвала високу результативність у суміжних галузях. Успішна адаптація цієї системи до специфіки банківського сектору додатково засвідчує її універсальний потенціал і відкриває перспективи щодо розробки масштабованої моделі, придатної до впровадження у різних сферах бізнесу.

З огляду на те, що переважна частина клієнтських комунікацій у банківських установах здійснюється у форматі голосових звернень, окрема увага у дослідженні була приділена процедурі транскрибування телефонних дзвінків. Результати експериментального тестування засвідчили доцільність застосування підходів до тонкого донавчання, що забезпечують вищу точність інтерпретації змісту звернень і підвищують загальну якість аналітичної обробки даних.

Список використаних джерел:

1. Brynjolfsson E., McAfee A. The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies. *Journal of Economic Perspectives*. 2014. 28(2). P. 3–28.
2. Turing A. M. Computing Machinery and Intelligence. *Mind*. 1950. Vol. 59. № 236. P. 433–460.
3. Fleischer M. Speech analytics: Turning call-centre voice of the customer into business intelligence. *International Journal of Market Research*. 2007. Vol. 49. № 2. P. 1–3.
4. Das S.R. Text and Context: Language Analytics in Finance, *Foundations and Trends in Finance*. 2014. Vol. 3. P. 145–261.
5. Lopez-Lira A. Bridging Language Models and Financial Analysis. *Quantitative Finance*. 2025. Vol. 12(1). P. 1–28.
6. Chu H., Zhan X. The Impact of Digital Banking Services on Customer Satisfaction. *Frontiers in Business, Economics and Management*. 2025. Vol. 15(3). P. 356–367.
7. Shah S., Sharma R. Unit Economics as a Driver of Digital Business Scalability: Evidence from Financial Services Sector. *Journal of Digital Business and Finance*. 2023. Vol. 7(2). P. 125–138.
8. Ozili P.K. Economic Research in Banking – A Survey. *Strategic Resilience, Cyber Security and Risk Management (Contemporary Studies in Economic and Financial Analysis, Vol. 111B)*. Leeds: Emerald Publishing. 2023. P. 217–226.
9. Lemon K.N., Verhoef P.C. Understanding customer experience throughout the customer journey. *Journal of Marketing*. 2016. Vol. 80(6). P.69–96.
10. Jurafsky D., Martin J.H. Challenges and Advances in Automatic Speech Recognition for Financial Services. *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*. 2023. Vol. 31. P. 1125–1140.