

УДК 338.242

DOI: <https://doi.org/10.32782/2520-2200/2025-3-1>**Жуковський Д.М.**

аспірант

Українського державного університету науки і технологій

ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-1105-7434>**Zhukovskiy Dmytro**

Ukrainian State University of Science and Technology

СИНТЕЗ АНАЛІТИЧНИХ МЕТОДІВ ЦИФРОВИХ КОМУНІКАЦІЙ ТА ЦИФРОВОЇ ЕКОНОМІКИ В СИСТЕМІ УПРАВЛІННЯ АВТОДИЛЕРСЬКИМ БІЗНЕСОМ

SYNTHESIS OF ANALYTICAL METHODS OF DIGITAL COMMUNICATIONS AND DIGITAL ECONOMY IN THE MANAGEMENT SYSTEM OF THE CAR DEALERSHIP BUSINESS

У статті представлено результати наукових досліджень, присвячених впровадженню автоматизованої системи мовної аналітики на підприємствах автодилерської галузі. Запропоновано як інноваційну альтернативу традиційним методам економічного аналізу, комплексний підхід, що поєднує unit-економіку, наскрізну аналітику та технології мовного аналізу для вдосконалення системи підтримки управлінських рішень в умовах формування цифрової економіки. Розроблено методологію побудови автоматизованої системи мовної аналітики для автосалонів. Доведено доцільність поєднання класифікаційних можливостей моделей BERT із генеративною гнучкістю GPT, що формує основу нової парадигми мовного аналізу, здатного інтерпретувати телефонні комунікації з урахуванням змісту, емоційного тону та бізнес-контексту звернень. Висвітлено технічні аспекти реалізації задач транскрибування телефонних дзвінків із використанням платформи Whisper від OpenAI, яка забезпечує високий рівень точності перетворення аудіосигналу в текст.

Ключові слова: цифрова економіка, системний аналіз, штучний інтелект, обробка природної мови, мовна аналітика.

The article presents the results of a scientific study dedicated to the implementation of an automated speech analytics system at automotive dealership enterprises. A comprehensive approach is proposed as an innovative alternative to traditional methods of economic analysis. This approach integrates unit economics, end-to-end analytics, and speech analysis technologies to improve decision support systems in the context of a developing digital economy. A methodology for designing an automated speech analytics system for car dealerships has been developed. The feasibility of combining the classification capabilities of BERT models with the generative flexibility of GPT has been substantiated. This combination forms the foundation of a new paradigm of language analysis capable of interpreting telephone communications while considering the content, emotional tone, and business context of customer inquiries. A set of applied tasks most relevant to the automotive dealership sector and effectively solvable through transformer-based language models has been identified. These include automatic call summarization, detection of script violations, customer intent recognition, automated tag generation, emotion tone analysis, lead scoring, personalized marketing message generation, and classification of inquiries into qualified and unqualified leads. Key aspects of implementing a call tracking system in the context of end-to-end and speech analytics have been described. The technical implementation of call transcription using the Whisper platform from OpenAI is highlighted, demonstrating high accuracy in audio-to-text conversion. Approaches to storing audio files and corresponding transcripts in the Google Cloud Storage environment have been proposed through the creation of a data lake, establishing a foundation for subsequent analytical processing of speech data. The study also reveals the specifics of integrating call tracking into broader analytical systems combining end-to-end and speech analytics.

Keywords: digital economy, systems analysis, artificial intelligence, natural language processing, language analytics.

Постановка проблеми. Класичний економічний аналіз, сформований на основі традиційних інструментів управління підприємницькою діяльністю в період доцифрової економіки з індустріальною моделлю розвитку, був ефективним для оцінювання фінансового стану підприємства, розрахунку прибутку, собівартості, продуктивності та інших макро- і мікроекономічних показників, що відображали результати його діяльності на основі сукупних облікових даних.

Однак цифрова економіка сформувала зовсім інше середовище, в якому домінують дані про поведінку користувачів, висока швидкість змін, багатоканальні комунікації, персоналізовані взаємодії та величезний обсяг інформаційних потоків.

Серед ключових обмежень традиційного економічного аналізу в умовах цифрової економіки особливої уваги заслуговують такі аспекти [11, с. 11]:

- відсутність персоналізованого рівня аналітики є одним із ключових обмежень традиційного економічного аналізу, оскільки цифрове середовище вимагає оцінювання показників ефективності на рівні окремого користувача, що й лежить в основі концепції юніт-економіки;

- неспроможність відстежувати повний клієнтський шлях, зокрема у випадках, коли первинна взаємодія зі споживачем відбувається через онлайн-канали, а фактична купівля реалізується в офлайн-середовищі. Така ситуація є типовою для автодилерського бізнесу, де процес прийняття рішення про покупку охоплює кілька етапів у різних середовищах взаємодії. Для забезпечення цілісного аналізу поведінки користувача в подібних умовах застосовується наскрізна аналітика;

- традиційні підходи не дозволяють враховувати якісні характеристики комунікацій між бізнесом і споживачем, зокрема їх зміст, тональність та структуру, хоча саме ці фактори суттєво впливають на процес формування споживчого вибору.

У зв'язку з цим виникає необхідність інтеграції сучасних аналітичних інструментів, зокрема unіt-економіки, наскрізної аналітики та мовного аналізу, до традиційних економічних моделей, що відкриває можливості для вдосконалення систем підтримки управлінських рішень в умовах цифрової економіки.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. В середині двадцятого століття фундаментальні засади створення обчислювальних систем для обробки та аналізу природної мови були закладені у працях А. Тюрінга [7, с. 433]. Базові концепції алгоритмів транскрибування мовлення були вперше сформульовані у праці вченого Л. Бахля, який заклав підґрунтя для розробки

систем автоматичного розпізнавання мови [14, с. 181]. На початку двадцять першого століття М. Флейсчер одним із перших висвітлює ідею застосування автоматизованих систем мовної аналітики у сфері обслуговування та діяльності контакт-центрів [8, с. 1]. Його дослідження стали основою для подальшого впровадження мовних аналітичних систем, орієнтованих на контроль якості та аналіз телефонних дзвінків у різних секторах бізнесу. Суттєвий внесок у розвиток напрямку аналітики телефонних звернень здійснено у праці А. Ебрахімі, де аналіз взаємодій із клієнтами засобами телефонного зв'язку розглядається як один із ключових чинників оптимізації бізнес-процесів у сфері автодилерських підприємств [13, с. 5].

Метою статті є обґрунтування доцільності та пошук іноваційних методів до інтеграції інструментарію юніт економіки, наскрізної аналітики та автоматизованих систем аналізу комунікацій як основи для розроблення більш повної моделі оцінювання ефективності бізнес-адміністрування у межах аналітичних платформ, орієнтованих на потреби автодилерського бізнесу.

Виклад основного матеріалу дослідження. Стрімкий розвиток цифрової економіки зумовив зростання потреби підприємств у впровадженні ефективних аналітичних підходів, орієнтованих на підвищення результативності функціонування в цифровому середовищі. З огляду на динамічні зміни ринку та посилення конкуренції, бізнес-структури дедалі активніше шукають інструменти, що дозволяють адаптувати управлінські рішення до умов цифрової трансформації.

Розвиток цифрових технологій докорінно трансформував умови функціонування бізнесу, висунувши нові вимоги до аналітичного забезпечення управлінських рішень. В умовах цифрової економіки класичні підходи до економічного аналізу, сформовані в період індустріальної моделі господарювання, дедалі частіше демонструють обмежену ефективність. Серед найбільш суттєвих недоліків традиційного аналізу слід відзначити відсутність персоналізованого рівня аналітики. Типовою рисою класичних моделей є орієнтація на агреговані показники, такі як загальні обсяги продажів, витрат або доходів, що унеможливує проведення точного оцінювання ефективності на рівні окремого користувача, сесії, транзакції чи клієнтського шляху [12, с. 3].

Водночас цифровий бізнес функціонує в середовищі, де критичне значення набувають індивідуальні поведінкові патерни споживачів, персоналізовані сценарії взаємодії та багатоканальні комунікаційні моделі [1, с. 513]. У відповідь на ці виклики формується нова аналітична

парадигма, представлена, зокрема, концепцією юніт-економіки, яка передбачає облік показників ефективності на мікрорівні з акцентом на конкретного клієнта або одиницю бізнес-діяльності [2, с. 972].

У цифровій економіці, яка характеризується високим рівнем динаміки, багатоканальністю взаємодій і великою кількістю точок контакту зі споживачем, особливого значення набувають моделі аналізу, здатні відображати ефективність бізнес-процесів на мікрорівні. Однією з таких моделей є юніт-економіка – аналітичний підхід, що орієнтований на оцінювання прибутковості окремої одиниці взаємодії з клієнтом, тобто один користувач, транзакція, угода, замовлення. Такий підхід дає змогу не лише фіксувати фінансові результати в агрегованому вигляді, а й виявляти реальну економічну доцільність залучення кожного окремого клієнта.

Юніт-економіка дає відповіді на ключові питання цифрового бізнесу: скільки коштує залучення одного користувача – Customer Acquisition Cost (CAC), яку довгострокову цінність – Lifetime Value (LTV) він приносить, який життєвий цикл клієнта, скільки потрібно часу, аби інвестиції в маркетинг окупилися – payback period. На основі цих показників можливо не лише будувати прогнози фінансової стійкості, а й оптимізувати маркетингові стратегії, скоригувати бюджети та підвищити прибутковість каналів залучення.

Особливу цінність юніт-економіка має для цифрових бізнес-моделей із високим рівнем персоналізації, зокрема для Software as a Service проєктів, онлайн-платформ, мобільних додатків, а також для автодилерського бізнесу, який є особливо актуальним у межах цього дослідження та поєднує онлайн-канали реклами і комунікації з офлайн-угодами в автосалонах. У таких моделях саме юніт-економіка дає змогу зрозуміти, наскільки ефективним є кожен клієнтський шлях і які параметри впливають на фінансовий результат з позиції окупності певного користувача [3, с. 1].

У сучасних умовах, коли процес ухвалення управлінських рішень дедалі більше базується на даних, юніт-економіка виконує роль інтеграційної ланки між аналітикою та операційним управлінням. Її поєднання з інструментами наскрізної та мовної аналітики відкриває нові можливості для глибшого розуміння клієнтської поведінки, підвищення ефективності маркетингових інвестицій і формування розширеної аналітичної звітності, що охоплює як кількісні показники, так і якісні аспекти комунікацій між клієнтом і бізнесом.

Особливістю клієнтського шляху в автодилерському сегменті є його тривалість, бага-

токанальність і мультиформатність [4, с. 16]. Клієнт може вперше взаємодіяти з брендом через онлайн рекламне оголошення, перейти на вебсайт, залишити контакти через форму, отримати дзвінок від менеджера, а потім через кілька днів або тижнів здійснити покупку на території автосалону. У цій ситуації для відстеження покрового руху користувача у цифровій воронці необхідно застосувати наскрізну аналітику (англ. end-to-end analytics) [5, с. 73], яка забезпечує поєднання даних із цифрового середовища таких як онлайн-реклама, вебсайт, відстеження дзвінків з офлайн-процесами, наприклад, тест-драйв, угода в автосалоні, передпродажне обслуговування і за допомогою цього методу можемо отримати звіти з атрибуції конверсій і розрахунок показників ефективності реклами, такі як CPL – вартість отримання ліда потенційного клієнта, ROMI – рентабельність маркетингових інвестицій, LTV – сукупний дохід отриманий від одного користувача.

Суть наскрізної аналітики полягає у забезпеченні єдиного аналітичного простору, в межах якого об'єднуються дані з усіх точок взаємодії споживача з бізнесом як у цифровому, так і в офлайн-середовищі [6, с. 1]. Така інтеграція дозволяє відстежувати повний клієнтський шлях: від моменту першого контакту з рекламним оголошенням до фактичного здійснення покупки. Особливої актуальності цей підхід набуває у сфері автодилерського бізнесу, де споживачі зазвичай проходять довготривалий багатоканальний шлях, який охоплює як онлайн-комунікації, так і фізичне відвідування автосалону.

На початковому етапі взаємодії з клієнтом функціонують системи відстеження дій користувача та аналітики, які фіксують поведінкові дії користувача на сайті, джерела трафіку, наприклад, органічний пошук, контекстна реклама, соціальні мережі тощо та зберігають контактні дані, що вводяться у формах зворотного зв'язку або онлайн-чатах.

Однак для забезпечення повноцінного відстеження комунікацій, що здійснюються за допомогою телефонних дзвінків, недостатньо використовувати лише аналітичні платформи, орієнтовані на фіксацію дій користувачів на веб-ресурсах. У таких випадках до аналітичної системи додаються спеціалізовані рішення для моніторингу дзвінків (англ. call tracking systems). Основна функція цих платформ полягає у динамічному присвоєнні унікального номера телефону кожному відвідувачу вебсайту, що дозволяє точно ідентифікувати джерело трафіку або рекламний канал, через який було залучено потенційного клієнта. Крім того, системи call tracking зберігають ключові атрибути взаємодії, зокрема номер телефону, час

дзвінка, джерело залучення, аудіозапис розмови і так далі. Ці дані надалі використовуються для ідентифікації клієнта в CRM-системах, побудови повного його профілю.

У цифровій економіці процес збирання контактних даних потенційних клієнтів через різні канали комунікації позначається терміном лідогенерація. Це поняття походить від слова лід (від англ. lead), яке вживається для позначення особи, що виявила зацікавленість у продукті або послугі підприємства та залишила свої контактні дані через одну з форм взаємодії.

З аналітичної точки зору, генерація лідів виступає вхідною точкою у воронці конверсій і є базовим джерелом даних для побудови наскрізної аналітики та юніт-економічного аналізу. Якість зібраних лідів, точність атрибуції їх джерел і швидкість обробки у CRM мають безпосередній вплив на показники ефективності рекламних кампаній, зокрема на CPA – вартість залучення ліда, CR – конверсію в покупку та LTV – довгострокову цінність клієнта. У зв'язку з цим виникає потреба не лише в автоматизації процесу лідогенерації, а й у його аналітичному супроводі на всіх етапах взаємодії.

На завершальному етапі інформація про клієнта, який здійснив офлайн-візит до автосалону, фіксується у CRM-системі автодилера, де зберігається повний профіль: контактні дані, історія взаємодії, запити, запис на тест-драйв та інші релевантні параметри. Далі здійснюється об'єднання даних отриманих з процесу лідогенерації і CRM системи на основі унікальних ідентифікаторів користувачів, таких як телефонний номер, електронна адреса або інші персоналізовані атрибути. Така інтеграція становить один із ключових етапів побудови наскрізної аналітики, яка забезпечує цілісність даних і точну атрибуцію взаємодій користувача в межах клієнтського шляху через конверсійну воронку.

У межах наскрізної аналітики формується розширена система показників, що забезпечує комплексне оцінювання ефективності маркетингових комунікацій і поведінки користувачів на всіх етапах клієнтського шляху. Одними з основних метрик є вартісні показники, зокрема вартість залучення ліда CPL (англ. Cost per Lead), вартість здобуття клієнта CAC (англ. Customer Acquisition Cost), рентабельність рекламних інвестицій ROAS (англ. Return on Advertising Spend), а також інтегральний індикатор окупності маркетингової активності ROMI (англ. Return on Marketing Investment). Вони дають змогу оцінити ефективність витрат на залучення цільової аудиторії та співвіднести їх із отриманим доходом.

Завдяки поєднанню вартісних і поведінкових метрик, наскрізна аналітика формує

аналітичну основу для прийняття обґрунтованих управлінських рішень, забезпечує прозорість у розподілі рекламного бюджету та сприяє підвищенню загальної ефективності цифрових бізнес-процесів. У контексті бізнес-моделей із тривалим і багатоканальним клієнтським шляхом, зокрема в автодилерському секторі, ці показники відіграють ключову роль у побудові релевантної системи оцінювання результативності маркетингу.

Попри широке впровадження наскрізної аналітики у поєднанні з інструментами unit-економіки в сучасну бізнес-практику, результати їх застосування демонструють низку обмежень, що ускладнюють ухвалення управлінських рішень, особливо в умовах високого рівня персоналізації взаємодії зі споживачами. Аналіз практичного використання цих підходів показує, що зосередженість виключно на кількісних показниках, таких як вартість залучення клієнта та отриманий від нього дохід, не завжди забезпечує належну оцінку якості зібраних лідів і не дозволяє повною мірою обґрунтувати ефективність маркетингових інвестицій.

Особливої актуальності зазначена проблема набуває у сфері автодилерського бізнесу, де значна частина комунікацій з потенційними клієнтами здійснюється у форматі телефонних дзвінків. За наявними оцінками, їх частка може становити до 80 відсотків. Такий характер взаємодії обумовлює необхідність глибшого змістовного аналізу комунікацій, що виходить за межі стандартної фіксації факту звернення. У цьому контексті особливого значення набуває розширення функціональних можливостей аналітичних платформ через інтеграцію систем контролю якості дзвінків, які забезпечують не лише реєстрацію вхідних викликів, а й аналіз їхнього змісту, логіки побудови діалогу, відповідності скриптам обслуговування, а також потенційної економічної цінності кожного окремого звернення з точки зору його конверсійного потенціалу.

Задача автоматизованої мовної аналітики передбачає реалізацію двоетапного процесу, що включає транскрибування аудіоданих телефонних дзвінків та подальший аналіз текстової інформації, отриманої в результаті цього перетворення.

Розробка автоматизованої системи транскрибації телефонних дзвінків була реалізована з використанням мови програмування Python, що забезпечило гнучкість у побудові логіки взаємодії з зовнішніми сервісами та підвищило ефективність обробки даних. На початковому етапі проекту, за допомогою API системи відстеження дзвінків CallRail, було автоматизовано процес отримання та

збереження аудіофайлів телефонних розмов у форматі MP3.

Для накопичення та обробки даних, що надходили як із звітів CallRail, так і з транскрибованих текстів телефонних комунікацій, у хмарному середовищі Google Cloud було реалізовано інфраструктуру, орієнтовану на зберігання різномірної інформації. У межах цієї архітектури було об'єднано неструктуровані дані — аудіозаписи та структуровані об'єкти — текстові транскрипти, метадані, показники якості дзвінків, що дозволило забезпечити масштабованість, централізований доступ і подальший аналітичну обробку.

Як результат було сформовано озеро даних (англ. data lake), як гнучку архітектуру зберігання та управління даними, що охоплює всі етапи мовної аналітики: від імпорту аудіозаписів і їх розшифрування до обчислювального аналізу тексту та генерації узагальнених висновків. Такий підхід створив технічну основу для розгортання масштабованої автоматизованої системи аналізу дзвінків із високим рівнем інтеграції між джерелами даних і аналітичними модулями.

У межах дослідження було проведено порівняльний аналіз сучасних систем автоматичного розпізнавання мовлення з метою визначення найбільш придатної для перетворення аудіозаписів телефонних розмов у текстовий формат. Для оцінювання точності трансформації звукових даних у текстову форму застосовано метрику помилки розпізнавання слів WER (англ. Word Error Rate), яка кількісно відображає відхилення результату транскрипції від еталонного тексту. Обчислення WER здійснюється за формулою

$$WER = (S + D + I) / N,$$

де S позначає кількість заміненних слів, D — пропущених, I — доданих, а N — загальну кількість слів у референтному тексті. Чим нижчим є значення WER , тим вищою вважається якість автоматичної транскрипції.

За результатами аналізу, який охоплював кілька популярних рішень, найкращі результати точності було зафіксовано у моделі Whisper від OpenAI. Обрана система продемонструвала найнижчий рівень помилок серед протестованих рішень, що обґрунтовує її використання у подальших етапах побудови автоматизованої системи мовної аналітики.

За допомогою моделі штучного інтелекту Whisper, розробленої компанією OpenAI, та інструментарію мови програмування Python було реалізовано процес автоматизованого перетворення аудіофайлів телефонних розмов

на текст. Обробка здійснювалась у циклі з використанням відповідних бібліотек, що забезпечило масштабованість та узгодженість результатів транскрипції.

Для розв'язання завдань аналізу телефонних діалогів усе ширшого застосування набувають сучасні трансформерні мовні моделі, зокрема GPT (Generative Pre-trained Transformer) та BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers). Зазначені архітектури становлять методологічну основу для побудови інструментів глибокого аналізу тексту, що використовуються у сферах автоматичного резюмування, класифікації емоційного забарвлення, виявлення тематичних кластерів, а також для оцінювання якості комунікацій у процесі взаємодії персоналу підприємства з клієнтами.

У випадку аналізу текстових транскриптів телефонних дзвінків моделі GPT та BERT відіграють комплементарну роль. BERT, як двобічна контекстуальна модель, є високоефективною для задач класифікації текстів, пошуку інтенцій, виявлення категорій заперечень, сегментації діалогу та розпізнавання сутностей. Застосування попередньо навченого BERT дозволяє проводити точну багатокласову класифікацію запитів клієнтів, оцінювати настрій мовлення, а також автоматично визначати тип звернення в телефонному діалозі, наприклад, скарга, консультація, намір купівлі [9, с. 5].

З іншого боку, моделі GPT, мають значну перевагу у генеративних задачах. У межах мовної аналітики телефонних дзвінків GPT може бути використано для автоматичного резюмування діалогів, створення стислих описів дзвінка, виявлення відхилень від скриптів спілкування, а також для побудови інтерпретованих шаблонів якості обслуговування. Завдяки здатності моделі працювати з інструкціями її також можливо застосовувати в якості інтелектуального помічника для оператора або аудитора, який надає висновки щодо комунікаційної поведінки на основі заданих критеріїв [10, с. 5246].

Інтеграція обох підходів — BERT для структурованого аналізу і класифікації, а GPT — для розширеного контекстного узагальнення — дозволяє досягти високої точності при оцінюванні якості взаємодії, формуванні звітів і виявленні ключових ризиків у комунікаціях. Особливо ефективним є застосування цих моделей у парадигмі pipeline-based NLP, де BERT-моделі використовуються на попередніх етапах фільтрації і позначення даних, а GPT на завершальному етапі формування текстових інтерпретацій та аналітичних висновків.

Крім того, завдяки можливості донавчання моделей на внутрішніх датасетах підприємства,

можливо адаптувати як BERT, так і GPT до специфіки термінології галузі, стилістики клієнтських звернень і внутрішніх стандартів комунікації. Це значно підвищує релевантність аналізу та дозволяє використовувати ці моделі як основу для систем автоматизованого контролю якості обслуговування в контакт-центрах, особливо в галузях з високою часткою усних комунікацій, таких як автодилерський бізнес.

У контексті впровадження інтелектуальних систем аналізу телефонних діалогів в автодилерському бізнесі доцільним є використання комбінованої архітектури на основі моделей BERT та GPT, що забезпечує як високоточну структурну класифікацію, так і гнучке контекстне узагальнення змісту розмови.

Але ураховуючи результати дослідження, які засвідчили варіативність ефективності трансформерних моделей залежно від типу задачі обробки природної мови, постає потреба у чіткому розмежуванні сфер їхнього застосування відповідно до характеру аналітичного завдання.

Як засвідчив огляд наявних рішень у сфері обробки та аналізу природної мови, що впроваджуються у торговельних підприємствах автомобільної галузі, переважна більшість існуючих систем автоматизованої мовної аналітики орієнтовані виключно на виконання функції контролю якості телефонних дзвінків. Такий підхід, хоча і має практичну цінність, не охоплює ширшого спектра управлінських задач, які можуть бути вирішені за допомогою сучасних мовних технологій. У зв'язку з цим основним завданням запланованого дослідження стало формування комплексної концепції застосування інструментів обробки природної мови у бізнес-практиках автодилерських підприємств. Проведене дослідження ґрунтується на використанні принципів системного аналізу в адмініструванні бізнесом, що дало змогу розглядати мовну аналітику як складову цілісної інформаційно-аналітичної системи підприємства. Метою такого підходу є трансформація мовної аналітики із засобу моніторингу якості обслуговування у повноцінний інструмент підтримки управлінських рішень. У межах дослідження було ідентифіковано понад десять типових прикладних задач, релевантних для впровадження в автодилерському бізнесі, що дозволяє сформуванню універсальної аналітичної моделі, орієнтованої на підвищення ефективності комунікаційних, збутових і маркетингових процесів.

Далі у тексті представлено детальний опис типових прикладних задач, які були ідентифіковані в результаті проведеного дослідження та апробовані у межах наукових експериментів. Усі задачі були розроблені з урахуванням

застосування комбінованого підходу до обробки природної мови, що передбачає інтеграцію генеративних моделей типу GPT із контекстно-сенситивними класифікаторами на основі архітектури BERT. Вказані задачі розглядаються як інструментальні компоненти, що здатні забезпечити розширення функціональних можливостей аналітичної платформи підприємств, що здійснюють діяльність у сфері продажу автомобілів.

Так, для задачі автоматичного резюмування змісту дзвінка, що передбачає створення стислого викладу суті діалогу між клієнтом і менеджером, зокрема виявлення ключових тем, запитів і результатів взаємодії, доцільно застосовувати моделі GPT. Завдяки здатності до генерації узагальненого тексту з урахуванням контексту ці моделі забезпечують високу якість інтерпретацій, придатних для автоматичного заповнення CRM-систем.

У задачі виявлення порушень скрипта спілкування, суть якої полягає в автоматизованому аналізі тексту телефонної розмови з метою виявлення відхилень від затвердженої послідовності комунікаційних етапів, доцільним є використання моделі BERT, яка в цьому випадку може ефективно ідентифікувати наявність або відсутність ключових етапів розмови — зокрема, привітання, виявлення потреб, презентації, опрацювання заперечень, завершення із закликом до дії, що є особливо важливим для оцінювання дотримання стандартів обслуговування. Впровадження подібних інструментів у бізнес-процеси дає змогу не лише здійснювати автоматизований контроль якості комунікацій, а й формулювати рекомендації щодо вдосконалення роботи менеджерів. Це, своєю чергою, сприяє зростанню обсягів продажів за рахунок дотримання етичних і професійних норм спілкування.

При ідентифікації наміру клієнта доцільно використовувати інструменти класифікаційного аналізу, зокрема легковагові модифікації двобічних трансформерів, зокрема DistilBERT. Завдяки високій точності в багатокласовій класифікації, такі моделі ефективно виконують сегментацію звернень, наприклад, запити на тест-драйв, уточнення ціни чи звернення до сервісного центру. Це формує підґрунтя для персоналізованого супроводу клієнтів та оптимізації маркетингової взаємодії.

У задачі автоматизованої генерації тегів на основі транскриптів телефонних дзвінків доцільним є застосування генеративних трансформерних моделей, яка здатна формувати стислий набір дескриптивних міток, що узагальнюють зміст розмови. Такими тегами можуть бути, наприклад, автомобіль у кредит,

знижки та акційні пропозиції, гарантійне обслуговування тощо. Застосування цієї технології штучного інтелекту дає змогу здійснювати автоматичне тематичне маркування дзвінків без залучення ручної праці, що істотно підвищує ефективність обробки великих масивів даних. Результати такої класифікації можуть бути використані для побудови категоризованих вибірок, аналітичних звітів і подальшої інтеграції даних до CRM-систем з метою підвищення релевантності подальшої взаємодії з клієнтами.

У разі необхідності визначення емоційного тону розмови доцільним є застосування двобічної контекстно-чутливої моделі, попередньо навченої на завданнях аналізу тональності (англ. sentiment analysis). Така модель забезпечує можливість виявлення позитивної, нейтральної або негативної тональності висловлювань як з боку клієнта, так і з боку менеджера, а також дає змогу оцінювати рівень задоволеності та виявляти ознаки комунікативної напруги. З прикладної точки зору ця задача має високу цінність для вдосконалення політики продажів і маркетингової стратегії підприємства, оскільки дає змогу оперативно виявляти ризики незадоволеності клієнтів, визначати критичні точки у спілкуванні, формувати показники якості обслуговування та виявляти потребу в додатковому навчанні персоналу.

У межах реалізації бальної оцінки намірів потенційного клієнта до здійснення покупки (англ. lead scoring) доцільним є застосування комбінованого підходу до обробки текстових даних. Зокрема, модель BERT може виконувати роль первинного класифікатора, забезпечуючи виявлення ступеня зацікавленості, наявності ключових аргументів або заперечень з боку клієнта. Натомість, модель GPT доцільно використовувати на наступному етапі аналізу для формулювання якісної текстової оцінки ймовірного результату звернення. Така інтеграція дозволяє не лише автоматизувати процес оцінювання лідів, а й формувати розгорнуті інтерпретовані звіти для потреб відділу продажів, що підвищує точність прийняття управлінських рішень.

При персоналізації маркетингових повідомлень на основі діалогу саме генеративні трансформерні моделі є найбільш придатним інструментом. Ця модель здатна, враховуючи озвучені потреби, сформулювати відповідне повідомлення для клієнта у форматі SMS або електронного листа, адаптоване під стиль та інтонацію попередньої розмови.

Важливою задачею в межах мовної аналітики є класифікація лідів на кваліфіковані та некваліфіковані на основі текстового змісту

телефонного діалогу. У цьому випадку доцільним є застосування двобічної трансформерної моделі, яка забезпечує високу точність при виконанні задач бінарної класифікації. Модель дозволяє визначати, чи відповідає звернення критеріям кваліфікованого ліда — зокрема, наявність чітко сформульованого наміру придбати автомобіль, згадка про терміни ухвалення рішення, індикація наявності бюджету або готовність до візиту в автосалон. У свою чергу, некваліфікований лід — це звернення, яке не демонструє чіткої купівельної мотивації, не містить конкретного запиту або стосується загальної інформації, не пов'язаної з продажем, наприклад, довідка про години роботи, наявність парковки, ознайомчий дзвінок без інтересу до покупки тощо. Така сегментація дозволяє ідентифікувати звернення, які не мають купівельної перспективи, та зосереджувати аналітичну і комунікаційну активність бізнесу на аудиторії з підвищеним рівнем конверсійної ймовірності.

З прикладної точки зору, класифікація лідів має важливе значення для оцінювання ефективності рекламних каналів. Зокрема, вона дає змогу визначати частку потенційно конверсійних звернень з кожного джерела трафіку. Це забезпечує більш точне вимірювання результативності маркетингових кампаній, оптимізацію рекламних бюджетів і формування обґрунтованих управлінських рішень. Крім того, автоматизоване визначення статусу ліда в CRM-системі дозволяє значно скоротити час обробки звернень та підвищити оперативність взаємодії з клієнтами.

Щодо формулювання плану подальших дій менеджера на основі контенту попередньої розмови, доцільним є застосування генеративної трансформерної моделі, яка демонструє високу ефективність у генеративних задачах, пов'язаних із контекстною інтерпретацією. Завдяки здатності працювати з великими обсягами текстової інформації у режимі інструкцій, модель GPT може генерувати релевантні рекомендації щодо наступного етапу взаємодії з клієнтом, зокрема запропонувати повторний дзвінок у визначений час, надіслати персоналізовану пропозицію, здійснити запрошення до автосалону або ініціювати запис на тест-драйв.

Інтеграція цієї функціональності в CRM або систему автоматизованого супроводу клієнта дозволяє не лише підвищити продуктивність менеджерів, а й забезпечити своєчасність і логічну послідовність комунікації. У прикладному контексті, така задача має високу цінність для бізнесу, оскільки зменшує кількість неякісно опрацьованих лідів унаслідок несвоєчасної або недоречної реакції, підвищує

рівень конверсії клієнтського шляху та сприяє стандартизації алгоритмів взаємодії з різними сегментами аудиторії. У довгостроковій перспективі це сприяє зростанню ефективності системи продажів і покращенню клієнтського досвіду.

Для вирішення описаних вище задач мовної аналітики було реалізовано розробку структурованих текстових запитів (англ. prompts), які виступають ключовим елементом взаємодії з трансформерними мовними моделями, зокрема архітектурами типу GPT та BERT. Формування ефективних промптів здійснювалося з урахуванням специфіки кожної аналітичної задачі. У процесі побудови промптів особливу увагу було приділено логіко-семантичній структурі запиту, що дозволяє моделі максимально точно інтерпретувати контекст телефонної розмови та генерувати релевантну відповідь.

Фінальним етапом реалізації автоматизованої системи мовної аналітики в контексті управління бізнес-процесами автодилерського підприємства є впровадження системи звітності та візуалізації результатів аналізу. На цьому етапі опрацьовані текстові дані, отримані в результаті роботи моделей обробки природної мови, інтегруються у візуальні аналітичні панелі для подальшої інтерпретації управлінським персоналом. З метою підвищення зручності аналізу, оперативності прийняття рішень і забезпечення прозорості показників ефективності, доцільним є використання сучасних бізнес-інтелектуальних платформ, таких як Looker Studio та Power BI. Зазначені інструменти дозволяють створювати інтерактивні інформаційні панелі, агрегувати та сегментувати дані за різними ознаками, зокрема, джерело звернення, тип наміру, тональність діалогу, рівень кваліфікації ліда тощо, а також забезпечують можливість динамічного моніторингу ключових метрик ефективності роботи контакт-центру й відділу продажів. У такий спосіб мовна аналітика

переходить із рівня технічної обробки даних до рівня стратегічного управління, надаючи бізнесу нові можливості для підвищення якості обслуговування та результативності маркетингових комунікацій.

Висновки з проведеного дослідження.

Результатом проведених досліджень стала розробка комплексної методології проєктування автоматизованої системи обробки та аналізу природної мови, орієнтованої на вдосконалення аналітичного інструментарію підприємств автодилерського сегменту економіки.

У межах дослідження було визначено й формалізовано набір типових задач мовної аналітики, релевантних для сфери автомобільного ритейлу, з урахуванням практичних потреб бізнесу та можливостей сучасних трансформерних моделей.

Проведені експерименти засвідчили ефективність застосування комбінованої архітектури моделей GPT та BERT для вирішення завдань як генеративного, так і класифікаційного характеру. Такий підхід дозволяє створити адаптивну систему, здатну забезпечити високоточну обробку текстових даних на основі телефонних діалогів.

Особливу увагу в дослідженні приділено практичній значущості кожної з визначених задач з погляду підвищення операційної ефективності підприємства, зокрема через оптимізацію роботи менеджерів, підвищення якості клієнтської взаємодії та покращення точності маркетингових прогнозів.

Таким чином, проведені дослідження та наукові експерименти не лише підтвердили доцільність впровадження автоматизованих систем мовної аналітики в автодилерському бізнесі, а й сформуловали науково обґрунтовану базу для подальшого розвитку таких систем в інших галузях бізнесу на основі принципів системного аналізу та сучасних технологій штучного інтелекту.

Список використаних джерел:

1. Tsai S. B., Liu W., Shao X. Guest editorial: Trends in the digital economy: theory and application *Kybernetes*. 2024. Vol. 53. No. 2. P. 513–514.
2. Vakhrushina Mariya. Unit economics as a tool of modern management accounting. *Economic Analysis: Theory and Practice*. 2022. Vol. 21. P. 972–990.
3. Ofek E., Libai B., Muller E. On CUE: The Quest for Optimal Customer Unit Economics : *Harvard Business School Background Note* 523–050. September 2022. P. 1–15.
4. Bacher N., Manowicz A. A. Digital auto customer journey – an analysis of the impact of digitalization on the new car sales process and structure. *International Journal of Sales, Retailing & Marketing*. 2020. Vol. 9. No. 2. P. 16–20.
5. Anitha K., Anitha A., Preetha S., Sam A. Seamless Data Flow: Constructing End-to-End Data Pipelines for Real-time Marketing Analytics. *Data Engineering for Data-driven Marketing*. Emerald Publishing Limited. 2025. P. 73–90.
6. Njohng J., Cabot J., Gomez C., Sancho M. An End-to-End Model-based Approach to Support Big Data Analytics. *Journal of Computer Languages*. 2020. Vol. 57. Article 100998. P. 1–22.
7. Turing A. M. Computing Machinery and Intelligence. *Mind*. 1950. Vol. 59. No. 236. P. 433–460.

8. Fleischer M. Speech analytics: Turning call-centre voice of the customer into business intelligence. *International Journal of Market Research*. 2007. Vol. 49. No. 2. P. 1–3.
9. Chen Q., Zhuo Z., Wang W. BERT for Joint Intent Classification and Slot Filling on Transcribed Customer Service Calls. *Proceedings of the 12th Language Resources and Evaluation Conference (LREC 2020)*. 2020. P. 5–13.
10. Malkiel I., Alon U., Yehuda Y., Keren S., Barkan O., Ronen R., Koenigstein N. Harnessing GPT for Topic-Based Call Segmentation in Microsoft Dynamics 365 Sales. *Proceedings of the 32nd ACM International Conference on Information and Knowledge Management*. October 2023. P. 5246–5247.
11. Brynjolfsson E. & McAfee A. The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies. *Journal of Economic Perspectives*. 28(2). 2014. P. 3–28.
12. Stoker T.M. Aggregation in econometrics. *Journal of Econometrics*. 144(1). 2008. P. 1–12.
13. Ebrahimi A., Bakhshizadeh P., & Varasteh R. A predictive analytics approach to improve the dealers-manufacturer relationship in the after-sales service network; case study in the automotive industry. *International Journal of Management Science and Engineering Management*. 18(3). 2022. P. 225–235.
14. Bahl L., Jelinek F. and Mercer R. L. A maximum likelihood approach to continuous speech recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 5(2). 1983. P. 179–190.