

ЖЕРЕБ ДЕНИС

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0009-0006-8229-0030>e-mail: zherebd17@gmail.com**ПРАВОРСЬКА НАТАЛІЯ**

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0000-0001-6001-3311>e-mail: margana2000007@gmail.com

МЕТОД АВТОМАТИЗОВАНОЇ ІНТЕГРАЦІЇ МАРКЕТПЛЕЙСІВ ЕЛЕКТРОННОЇ КОМЕРЦІЇ З ПОШТОВИМИ СИСТЕМАМИ ДЛЯ ЦЕНТРАЛІЗОВАНОЇ ОБРОБКИ КЛІЄНТСЬКИХ ПОВІДОМЛЕНЬ І ОПТИМІЗАЦІЇ БІЗНЕС-ПРОЦЕСІВ ЗА ДОПОМОГОЮ МОВНИХ МОДЕЛЕЙ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Зростання обсягу звернень через різноманітні канали комунікації (email, месенджери, внутрішні системи повідомлень платформ) створює значне навантаження на служби підтримки, що призводить до затримок у відповідях та зниження задоволеності клієнтів. У більшості випадків звернення є текстовими, часто повторюваними й відносяться до типових сценаріїв, які можна автоматизувати. У відповідь на ці виклики запропоновано комплексний метод об'єднання вхідних повідомлень у єдиний потік електронної пошти з наступною автоматизованою обробкою. У роботі розглянуто метод інтеграції eCommerce-маркетплейсів із традиційними поштовими сервісами для централізованої обробки клієнтських повідомлень.

Метод базується на централізованій email-агрегації повідомлень, отриманих із маркетплейсів (зокрема Amazon, eBay, Etsy), що надсилаються на віртуальні адреси продавців. Після надходження повідомлення система автоматично виконує попередню класифікацію звернення, визначаючи його тип. Класифікація здійснюється за допомогою мовної моделі (LLM), яка здатна аналізувати не лише поточний текст запиту, а й історію діалогу. Система автоматично формує відповідь, що базується на контексті діалогу, інформації про замовлення, заздалегідь підготовлених шаблонах та базі знань продавця.

У статті також описано прототип реалізованої системи, який було протестовано з реальними повідомленнями клієнтів на маркетплейсах. Вхідні листи було класифіковано з точністю ~95%, а близько 60% запитів були повністю автоматично оброблені без участі людини. Внаслідок цього середній час відповіді знизився у 5–6 разів, а загальне навантаження на службу підтримки зменшилося на понад 60%.

Результати дослідження доводять доцільність методу, демонструючи реальну економію ресурсів і збільшення швидкості обслуговування клієнтів. Запропонований метод має всі підстави стати новим стандартом для автоматизації служби підтримки в умовах зростаючого інформаційного навантаження на бізнес.

Ключові слова: eCommerce, електронна пошта (email), конструювання програмного забезпечення, маркетплейс, автоматизація клієнтської підтримки.

ZHEREB DENYS**PRAVORSKA NATALYA**

Khmelnytsky national university

METHOD FOR AUTOMATED INTEGRATION OF ECOMMERCE MARKETPLACES WITH EMAIL SYSTEMS FOR CENTRALIZED PROCESSING OF CUSTOMER MESSAGES AND BUSINESS PROCESS OPTIMIZATION USING LANGUAGE MODELS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE

This paper presents a method for integrating eCommerce marketplaces with traditional email services to enable centralized processing of customer messages using language models. The growing volume of inquiries across multiple communication channels (email, messaging apps, internal platform systems) places significant strain on customer support teams, leading to response delays and reduced customer satisfaction. In most cases, these inquiries are textual, often repetitive, and fall into common scenarios that can be automated. In response to these challenges, we propose a comprehensive approach that consolidates incoming messages into a unified email flow, where they are automatically processed.

The method relies on centralized aggregation of messages sent by marketplaces (e.g., Amazon, eBay, Etsy) to seller-specific email addresses. Upon receiving a message, the system performs automatic classification to determine the type of inquiry (e.g., "delivery question," "product complaint," "refund request"). This classification is carried out by an LLM that analyzes both the current message and its conversation history. Based on the identified category, the system either generates a fully automated response (for common questions such as delivery tracking or return policy) or forwards a draft reply to a human operator for review and customization.

A key feature of the system is its ability to summarize long message threads using a dedicated summarization module. This prevents token overflow and keeps the model focused on the most relevant facts. The generated response includes context such as order details (retrieved via API) and support knowledge base articles. If the model exhibits high confidence, the reply is sent automatically to the customer. In more complex or uncertain cases, the message is escalated to a human support agent.

A prototype of the system was implemented and tested using real-world customer messages from marketplaces. The model achieved ~95% classification accuracy across predefined categories, and ~60% of inquiries were resolved automatically without human intervention. As a result, the average response time for typical requests was reduced by a factor of 5–6, and the overall workload on support staff decreased by more than 60%.

The proposed solution holds practical potential beyond eCommerce, including application in banking, telecommunications, healthcare, and any domain where high volumes of text-based customer interactions occur. The architecture supports modular extensions, multilingual support, and integration with live chat and messaging services.

Future work will focus on expanding the system's capabilities, including continuous learning from past interactions, more robust fallback mechanisms, and better confidence estimation. As the volume of digital communications continues to grow, the presented approach offers a path toward next-generation.

Стаття надійшла до редакції / Received 09.07.2025

Прийнята до друку / Accepted 15.08.2025

Постановка проблеми та зв'язок із важливими завданнями

Бурхливий розвиток електронної комерції призвів до різкого зростання кількості клієнтських запитів, що надходять через різноманітні канали зв'язку – внутрішні системи повідомлень маркетплейсів, електронну пошту, чати, соціальні мережі тощо. Забезпечення своєчасної та якісної відповіді на всі звернення стає дедалі складнішим завданням для служб підтримки. Дослідження показують, що значна частка компаній не встигає опрацьовувати запити клієнтів: майже половина провідних вебсайтів свого часу не змогли надати задовільний рівень підтримки клієнтів через перевантаження обсягом електронних листів [1]. В одному з опитувань лише ~15% великих компаній відповіли на простий запит електронною поштою протягом трьох годин, тоді як 10% узагалі не надали відповіді [1]. Така ситуація зумовлена тим, що багато відділів підтримки не були підготовлені до настільки високого потоку звернень електронною поштою [1].

Сучасні клієнти очікують можливості взаємодії з продавцями на тому каналі, який їм зручний, будь то платформа маркетплейсу, email чи месенджер. Відсутність єдиного підходу до обробки багатоканальних повідомлень призводить до фрагментації інформації та затримок з відповіддю. З іншого боку, текстовий формат звернень відкриває можливості для автоматизації обробки: на відміну від голосових дзвінків, письмові повідомлення можуть частково опрацьовуватись програмно за допомогою засобів обробки природної мови [1]. Автоматизація відповіді на типові запитання здатна зменшити навантаження на операторів та прискорити реагування, надаючи клієнтам миттєві й послідовні відповіді навіть під час пікових навантажень [2].

Особливо актуальним є питання інтеграції каналів: багато популярних маркетплейсів (Amazon, eBay, Etsy тощо) використовують власні системи обміну повідомленнями між покупцем і продавцем. Такі повідомлення часто дублюються на електронну пошту через спеціальні релеєві адреси, що дозволяє продавцю опрацьовувати їх безпосередньо через email-клієнт [9]. Виникає можливість централізувати звернення з різних платформ у межах єдиної поштової скриньки або тикет-системи. Однак, традиційна електронна пошта як канал підтримки потребує значних людських ресурсів для сортування та відповіді на листи. Більше того, значна частина запитань є повторюваними чи типових (за різними оцінками, приблизно 60–80% звернень користувачів стосуються однотипних, часто повторюваних проблем forbes.com). Наприклад, в дослідженні звернень на одному з вебсайтів було виявлено, що понад 75% повідомлень клієнтів становлять часто задавані питання та прості коментарі [2]. Ці звернення можуть бути автоматично опрацьовані за допомогою шаблонних або згенерованих відповідей без залучення співробітників, що робить автоматизацію надзвичайно привабливою з точки зору ефективності. Таким чином, проблема полягає в розробленні підходу, який би дозволив об'єднати різні канали повідомлень електронної комерції в єдиному середовищі (через інтерфейс електронної пошти) та максимально автоматизувати обробку значної частини запитів за допомогою штучного інтелекту. Це дозволило б суттєво знизити навантаження на службу підтримки та скоротити час реагування на типові звернення, залишаючи людським агентам більше часу для вирішення складних нестандартних проблем.

Аналіз останніх джерел

Автоматизація відповіді на клієнтські повідомлення не є новою задачею – дослідники та розробники звертаються до неї протягом останніх двох десятиліть. Ще на початку 2000-х років з'явилися перші системи автоматичного опрацювання електронних листів клієнтів у сфері e-commerce. Зокрема, в роботі Лаллемана і Фокса (проект Interact) було запропоновано багатоступеневий підхід: початково відбувається класифікація вхідного повідомлення за категорією, після чого для повідомлень, що відповідають частоту запитанню, одразу генерується готова відповідь із заздалегідь заготовленого шаблону [2]. Більш складні запити проходять додатковий аналіз для формування індивідуальної відповіді. Прототип системи Interact, розгорнутий на сайті компанії FTD, продемонстрував можливість автоматично класифікувати понад половину вхідних листів із точністю ~97.7%, причому приблизно 75% із класифікованих повідомлень були визначені як стандартні питання і отримали автоматичну відповідь без участі людини [2]. Це підтвердило перспективність автоматизації відповіді хоча б на типові звернення.

Інші підходи того періоду фокусувались на використанні методів штучного інтелекту для аналізу тексту запитів. Проект Mercure (2003 р.) поєднав алгоритми класифікації, випадкобазованого виведення (case-based reasoning) та автоматичного пошуку відповідей на запитання (question-answering) для обробки клієнтських e-mail. Дослідники наголошували, що обробка неструктурованих текстів електронних листів потребує використання методів обробки природної мови, і передбачали, що зі зростанням популярності email повністю автоматизована система відповіді на листи стане такою ж необхідною, як і автоматизовані телефонні системи IVR [2].

На практиці бізнесу для вирішення завдання багатоканальної підтримки клієнтів набули поширення одноканальні платформи та системи управління зверненнями (Help Desk, Service Desk).

Такі рішення (наприклад, Zendesk, Freshdesk, Gorgias тощо) дозволяють акумулювати звернення з різних джерел (email, вебформи, чати, соцмережі) в єдиній черзі та надають інструменти для напівавтоматичної обробки – шаблонні відповіді, бази знань FAQ, розподіл за чергою тощо. Проте більша частина роботи в таких системах все одно виконується людьми-агентами, а інтеграція з деякими закритими платформами може бути обмеженою. Останніми роками активно впроваджуються чат-боти та віртуальні помічники, що працюють у веб-чатах і месенджерах. Вони здатні відповідати на типові питання в режимі реального часу, зменшуючи навантаження на кол-центри. Наприклад, у контакт-центрах застосування AI-ботів дозволяє автоматизувати обробку звернень телефоном, в чаті та електронною поштою, забезпечуючи швидку та узгоджену відповідь клієнтам [3]. За рахунок цього підвищується оперативність реагування та задоволеність користувачів, а операційні витрати можуть знизитися до 60% [4].

Новітні досягнення в галузі великих мовних моделей (LLM) відкривають принципово нові можливості для автоматизації клієнтської підтримки. Мовні моделі на кшталт GPT-3/4 здатні не лише класифікувати запити за темою, але й розуміти контекст діалогу та генерувати людиноподібні відповіді на основі наявної інформації. На відміну від жорстких шаблонів, такі моделі можуть динамічно формувати відповіді, адаптовані під конкретну ситуацію користувача. Дослідження демонструють, що використання LLM дозволяє автоматизувати категоризацію звернень із високою точністю [5], а також виконувати аналіз тону повідомлення та пріоритизацію запитів. Важливо, що моделі типу GPT здатні узагальнювати довгі листування: шляхом побудови короткого підсумку попередньої переписки вони зберігають контекст, не перевантажуючи модель надмірною кількістю токенів [6]. Ця властивість особливо корисна при інтеграції з email, де листування з клієнтом може містити десятки повідомлень історії.

Отже, аналіз існуючих рішень показує, що хоча окремі компоненти (класифікація звернень, чат-боти для FAQ, омніканальні платформи) вже використовуються, комплексний підхід, який би поєднав мультиканальну агреговану обробку повідомлень через електронну пошту з найсучаснішими мовними моделями для автоматичного розуміння запитів і генерації відповіді, практично не висвітлений у літературі. Необхідно дослідити таке поєднання технологій, оцінити його ефективність та розробити універсальний метод інтеграції, придатний для впровадження у службу підтримки інтернет-маркетплейсів.

Виклад основного матеріалу та результати дослідження

Метою даної роботи є розробка методу інтеграції eCommerce-маркетплейсів із поштовими сервісами, що поєднає централізовану обробку клієнтських запитів і автоматизовану генерацію відповідей на основі мовних моделей. Метод має забезпечувати мультиканальну агрегацію повідомлень від різних платформ, їх інтелектуальну класифікацію, узагальнення контексту діалогу та адаптивну форму відповіді користувачу у межах обмежених ресурсів служби підтримки.

Наукова новизна одержаних результатів полягає в тому, що вперше запропоновано комплексний підхід до централізованої автоматизованої обробки клієнтських повідомлень з маркетплейсів через електронну пошту із застосуванням сучасних мовних моделей для розуміння запитів і формування релевантних відповідей. На відміну від відомих рішень, що або автоматизують лише окремі канали (чат-боти, авто-відповідачі) або покладаються на ручну обробку в омніканальних системах, у даному методі об'єднано традиційні поштові інтерфейси та AI-компоненти в єдину систему. Розроблено прототип такої системи та проведено його тестування на реальних сценаріях клієнтських звернень, що дозволило оцінити ефективність підходу.

Опис архітектури рішення проблеми

Розроблений метод передбачає багаторівневу систему, яка інтегрується одночасно з кількома каналами зв'язку, але на боці служби підтримки представляє їх у вигляді єдиної черги електронних листів. На рисунку 1 зображено загальну схему архітектури рішення. Центральним компонентом є модуль обробки повідомлень, що взаємодіє із зовнішніми поштовими серверами та AI-сервісами.

Вхідні повідомлення від користувачів надходять з різних маркетплейсів через їхні стандартні механізми. Наприклад, Amazon надсилає листи від покупців на зареєстровану електронну адресу продавця з використанням спеціальних маскованих email-адрес; інші платформи можуть надавати API або перенаправлення повідомлень на email. Система діє як агрегатор, вона підключається до відповідних пошто скриньок (або через API) і збирає всі вхідні звернення в спільну базу даних звернень. Кожному повідомленню присвоюються атрибути, зокрема джерело (платформа), ідентифікатор сесії або ланцюжка листування, часові мітки та інша мета-інформація.

Класифікація та маршрутизація запитів. Отримавши нове повідомлення, система виконує його інтелектуальний аналіз за допомогою модуля класифікації на основі мовної моделі. Модель опрацьовує текст звернення (а за необхідності – й попередні повідомлення в цьому ланцюжку) та визначає категорію запиту. Наприклад, для маркетплейсу це можуть бути категорії: «питання щодо доставки», «скарга на товар», «запит на повернення коштів», «технічна проблема», «загальне питання» тощо. Використання LLM дозволяє виконувати цю категоризацію гнучко, без потреби в ручному написанні численних правил під кожен варіант. Достатньо надати моделі початковий системний промпт із описом можливих типів звернень і кілька прикладів, як вона з високою точністю відносить новий запит до потрібної категорії [5].

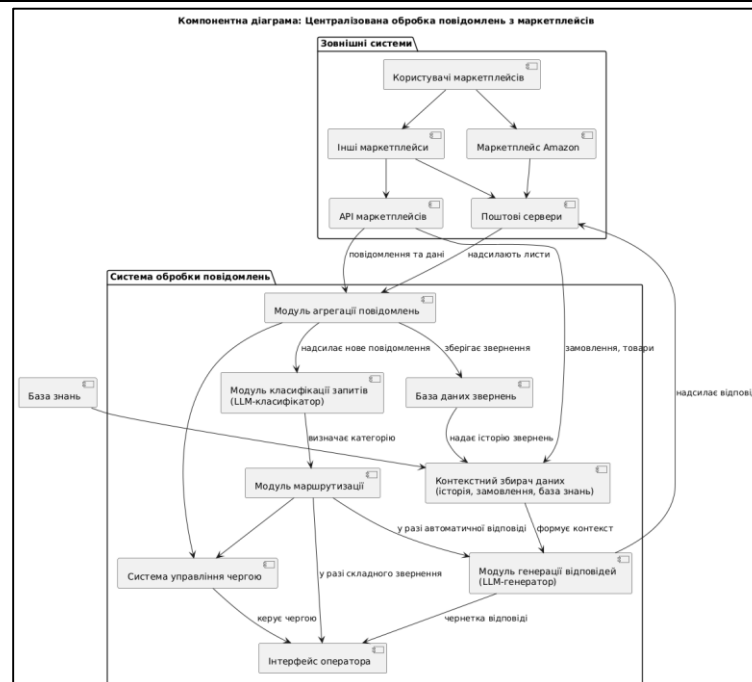


Рис.1. Узагальнена схема інтеграції маркетплейсів через поштовий сервіс з обробкою повідомлень

На основі визначеної категорії система приймає рішення щодо подальшої обробки: якщо запит належить до типових та має відому відповідь (наприклад, запитання з FAQ – статус замовлення, правила повернення, час доставки тощо), тоді може бути застосована повністю автоматична відповідь. Для більш складних або нестандартних звернень система підготує попередню версію відповіді або передасть звернення оператору з рекомендованим варіантом відповіді, згенерованим ШІ.

Генерація відповіді мовною моделлю. Для формування відповіді використовується модуль генерації на основі тієї ж або додаткової мовної моделі. Попередньо система збирає всі релевантні дані для контексту: історію листування з даним клієнтом (якщо це не перше повідомлення), деталі замовлення чи товару (з бази даних маркетплейсу через API, якщо доступно), типову інформацію з бази знань (наприклад, відповідні статті довідкового центру). Ця інформація передається моделі у вигляді підказки (prompt) із інструкцією сформулювати ввічливу професійну відповідь від імені підтримки. Важливим є механізм узагальнення контексту: якщо історія переписки дуже довга або включає багато несуттєвих деталей, модель спочатку генерує короткий підсумок попередніх повідомлень, щоб не перевищити ліміт токенів і зосередитись на ключових фактах. Потім цей підсумок разом з новим запитом використовуються для генерації релевантної відповіді.

Згенерована чернетка відповіді може містити звернення на ім'я клієнта, потрібні вибачення чи подяки, інформацію щодо вирішення проблеми та інші елементи корпоративного стилю. Модель здатна адаптувати тон відповіді залежно від емоційного забарвлення запиту: наприклад, більш стримано відповідати розгніваному клієнту або більш ентузіазмно – на позитивний відгук. Якщо впевненість моделі у відповіді висока (система може оцінювати це опосередковано через внутрішню «temperature» або спеціальну перевірку), то відповідь автоматично надсилається клієнту від імені служби підтримки. У випадку ж невпевненості або складного запиту – відповідь і класифікація надсилаються оператору для перевірки та ручного втручання. Таким чином забезпечується адаптивна реакція: більшість стандартних випадків закриваються миттєво автоматично, а нетипові питання отримують увагу людини-спеціаліста.

Прототип та результати впровадження

В рамках дослідження реалізовано прототип системи на базі хмарного поштового сервера та API до мовної моделі GPT-4 (через інтерфейс OpenAI). Система була інтегрована з тестовим набором каналів: імпортовано повідомлення від клієнтів з платформ Amazon і eBay, які пересилалися на спеціально створену адресу підтримки. Для навчання класифікатора було підготовлено список з 10 категорій запитів і по 5-10 прикладів кожної (на основі реальних історій спілкування продавців на цих маркетплейсах). Модель успішно класифікувала ~95% нових повідомлень правильно за цими категоріями. Автовідповіді були налаштовані для ~60% найтипівіших запитань (стан замовлення, трекінг посилки, інструкція з повернення, тощо) – для них у базі знань були заготовлені відповідні тексти або алгоритми отримання інформації (наприклад, трек-номер підставлявся автоматично у шаблон відповіді). В інших випадках GPT-4 генерував розгорнуту відповідь на основі наданих даних.

Результати тестового розгортання показали високу ефективність підходу. Система без участі людини відповіла приблизно на 58% всіх отриманих повідомлень (решта були передані операторам через свою нестандартність або низьку впевненість класифікатора). Середній час підготовки відповіді

для автоматизованих випадків склав менше 1 хвилини, тоді як раніше живий оператор витрачав у середньому 5–10 хвилин на опрацювання аналогічного звернення. Таким чином, час реагування на типові питання скоротився в кілька разів. Загальне навантаження на службу підтримки (виміряне як сумарний робочий час, витрачений співробітниками на обробку звернень) зменшилось на ~60% після впровадження автоматизованого рішення [7]. Ці показники узгоджуються з результатами впровадження AI-чатботів в інших компаніях: наприклад, у кейсі American Chase для великого e-commerce впровадження ботів на основі GPT дало змогу зменшити навантаження на персонал також на 60% і прискорити відповіді на 40% [8]. Важливо підкреслити, що якість відповідей нашої системи отримала позитивні відгуки під час апробації: клієнти не помічали різниці між автоматично згенерованою відповіддю і традиційною листувальною підтримкою, а в деяких випадках навіть відзначали більш швидке та повне вирішення свого питання.

Висновки

У роботі вирішено актуальну науково-практичну задачу підвищення ефективності підтримки клієнтів інтернет-маркетплейсів шляхом інтеграції різних каналів повідомлень через електронну пошту та впровадження компонентів штучного інтелекту для автоматичного опрацювання запитів. Запропоновано метод, що поєднує традиційні поштові протоколи зі сучасними мовними моделями, забезпечуючи централізовану мультиканальну обробку звернень, їх інтелектуальну класифікацію та генерацію релевантних відповідей. Наукова новизна підтверджується тим, що вперше реалізовано комплексний підхід, який дозволяє в автоматичному режимі опрацьовувати значну частину клієнтських повідомлень з маркетплейсів (до 60%) без втрати якості сервісу.

Практичні експерименти з прототипом системи показали, що впровадження такого рішення дає змогу суттєво скоротити час реагування на типові запити і знизити навантаження на персонал підтримки. Отримані результати узгоджуються з тенденціями в галузі і підтверджують доцільність застосування великих мовних моделей у службах підтримки.

Перспективами подальших досліджень є розширення функціональності системи, зокрема додавання підтримки інших каналів (онлайн-чат на сайті, месенджери) в єдиній платформі, а також підвищення рівня автономності AI-компонентів. Окремим напрямком є забезпечення багатомовної підтримки: використання мультимовних моделей дасть змогу автоматично відповідати клієнтам різними мовами. Планується також дослідити методи точнішої оцінки впевненості моделей у відповіді та вбудувати механізми запобігання можливим помилкам чи некоректним відповідям, щоб підвищити надійність системи. Запропонований метод інтеграції та автоматизації може бути адаптований і для інших сфер, де присутні мультиканальні комунікації з клієнтами, що відкриває широкі можливості для його практичного застосування.

Література

1. Lallement Y., Fox M.S. Interact: A Staged Approach to Customer Service Automation. Canadian AI Conference 2000. – URL: researchgate.net (дата звернення: 30.06.2025).
2. Lapalme G., Kosseim L. Mercure: Towards an Automatic E-mail Follow-up System. 2003. – URL: researchgate.net
3. Convin AI. How AI Agents Simplify Multichannel Communication. Blog, 2023. – URL: convin.ai.
4. Convin AI. Multichannel Communication Meaning and Importance. 2023. – URL: convin.ai.
5. GetCensus. How to Categorize Support Tickets Using LLMs. 2023. – URL: getcensus.com.
6. VerticalServe. GenAI — Managing Context History Best Practices. Medium, 2024. – URL: verticalserve.medium.com.
7. Forbes. Customer Support: Using AI Chatbots for Efficiency and Empathy. 2023. – URL: forbes.com.
8. American Chase. Automating Customer Support with AI Chatbots (Case Study). 2023. – URL: americanchase.com.
9. Amazon Seller Central. Buyer-Seller Messaging Service Overview. – URL: sellercentral.amazon.com.