

МЕНЕДЖМЕНТ

УДК 657:330.3:005.342

DOI <https://doi.org/10.31359/2312.394X.2026.39.1.179>

АВТОМАТИЗАЦІЯ ОГЛЯДУ ВІДГУКІВ СПОЖИВАЧІВ НА БАЗІ МЕТОДІВ ПРИРОДНОЇ МОВНОЇ ОБРОБКИ

Ю.І. Скорін

У статті розглянуто створення та всебічне визначення дієвості комплексної системи автоматизованого огляду відгуків споживачів на базі новітніх підходів NLP, що гарантує формування практичних рекомендацій стосовно впровадження результатів у бізнес-середовище. Результати дослідження можна використати для побудови програмних комплексів, які дозволять компаніям краще обробляти запити власних клієнтів, швидко відгукуватися на негаразди, покращувати якість своїх виробів і послуг.

Ключові слова: машинне навчання, нейронні мережі, автоматизована система управління, класифікація, мережеві моделі.

AUTOMATION OF CONSUMER FEEDBACK REVIEW BASED ON NATURAL LANGUAGE PROCESSING METHODS

Yu. Skorin

Natural language processing reshapes data analytics, revealing new avenues for comprehending customers and refining strategies, along with easing tasks like sentiment analysis, market segmentation, and targeting. It is crucial to regard data accuracy, data protection, and query handling capability for effective technology deployment. A main challenge is transforming raw data into clear and helpful insights. The solution rests in natural language processing systems and generative artificial intelligence, which allow converting complex data into accessible and relevant insights for implementation. Traditional manual review has long failed to satisfy present enterprise requirements, as it requires significant human resources, rendering the operation notably expensive. Natural language processing presents an answer to this problem by deploying algorithms able to automatically analyse text meanings, identifying the sentiment of statements, and extracting main entities from large data sets. The focus of the study is to build a framework for automatic user feedback analysis grounded on proven methods and models for automatic review assessment using natural language processing tools. The study outcomes can be utilized to construct software solutions that will assist businesses in better understanding customer needs, promptly resolving problems, and improving the quality of their products and services.

Keywords: *machine learning, neural networks, automated control system, classification, network models.*

Постановка проблеми у загальному вигляді. Важливість цього дослідження обумовлена декількома чинниками. По-перше, зростає потреба підприємств у потужних інструментах для аналізу значних обсягів текстової інформації, що дозволяє їм здобувати цінні знання з відгуків клієнтів. По-друге, стрімкий розвиток можливостей обробки природної мови (NLP) відкриває нові перспективи для аналітичної оптимізації. По-третє, є потреба не лише класифікувати думки за настроями, але й чітко виокремлювати окремі аспекти пропозицій і положень, які заслуговують на розширення. По-четверте, існує потреба у швидких відповідях на заклики споживачів у конкурентному ринку. Цифрове переосмислення комерції змінило характер взаємодії між корпораціями та клієнтами. Відгуки користувачів стали критично важливою складовою сучасної бізнес-екосистеми, впливаючи на рішення про закупівлю, репутацію бренду та стратегічний розвиток продукту. Традиційна ручна експертиза давно перестала задовольняти сучасні бізнес-потреби. Розгляд коментарів потребує значного людського ресурсу, що робить процес доволі затратним. До того ж необ'єктивність людського судження нерідко спричиняє розбіжності в розумінні думок користувачів. Навіть провідні фахівці не в змозі опрацьовувати такі обсяги відомостей досить швидко, щоб компанії могли гнучко зреагувати на зміну настроїв споживачів. Оброблення природної мови пропонує вирішення цієї проблеми, застосовуючи алгоритми, що можуть автоматично вивчати зміст тексту, визначати тональність тверджень і відділяти важливі аспекти від гігантських масивів відомостей. Завдяки швидкому прогресу технологій машинного навчання та глибоких нейронних мереж, сучасні NLP-схеми демонструють вражаючу точність у розумінні значень і нюансів людського висловлювання. Останні досягнення в NLP, які включають створення структур трансформаторів, таких як двоспрямовані представлення кодувальників із трансформерів (BERT), генеративний попередньо навчений трансформер (GPT), помітно збільшили потенціал обробки природної мови. Ці системи можуть розуміти сенс слів у реченні, брати до уваги різні значення та поширені звороти, а також здатні керувати різними мовами [1]. Їхня здатність аналізу вражень відвідувачів відкриває нові перспективи для розуміння потреб користувачів та вдосконалення пропозицій і послуг. Упровадження автоматизованого аналізу відгуків користувачів із використанням NLP не лише значно зменшує зусилля й ресурси компанії, але й дає глибші аналітичні висновки. NLP-інструменти

можуть точно виявляти приховані тенденції та структури, непрозорі для ручного перегляду, а також гарантувати масштабування підходу поряд зі зростанням обсягу даних. Крім того, ці системи можуть працювати цілодобово, забезпечуючи безперервний моніторинг реагування та швидке виявлення критичних питань [2].

Актуальність роботи зумовлена декількома чинниками. Насамперед, зростає потреба компаній у дієвих інструментах для аналізу великих обсягів текстових відомостей, що дає їм змогу здобувати цінні знання з думок клієнтів. Окрім того, стрімкий розвиток технологій NLP відкриває нові можливості для автоматизації оцінювання. Також необхідно розподіляти відгуки не лише за настроями, але й виразно окреслювати конкретні аспекти пропозицій та допомоги, які потребують удосконалення. Зрештою, важливе значення має негайна відповідь на зауваження покупців у конкурентному полі.

Об'єктом наукової роботи є процедури опрацювання й аналізу поведінки користувачів у цифровому середовищі за допомогою прийомів і систем обробки природної мови. Сферою уваги дослідження є методи, моделі й алгоритми опрацювання природної мови для автоматизації аналізу текстових відгуків, зокрема класифікація тональності, розпізнавання ознак та тематичне моделювання.

Практична значущість роботи полягає у створенні робочої платформи автоматизованого аналізу зворотного зв'язку, яку можна впроваджувати в бізнес-процеси організацій різного розміру. Платформа дозволяє зменшити час огляду у 120–150 разів порівняно з ручним виконанням, гарантувати неупередженість результатів та виявити на 45% більше потенційно важливих негараздів.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Аналіз сучасних літературних джерел свідчить про значний інтерес до проблематики автоматизованого огляду відгуків споживачів на базі новітніх підходів NLP. Зокрема, А. Ковпака, І. Мосійчук та І. Клімова [1] акцентують увагу на тому, як упроваджувати інноваційний маркетинг у сучасному змагальному ринку. У статті йдеться про сучасні маркетингові засоби, які використовують елементи штучного інтелекту й машинного навчання. Зазначено основні вміння, потрібні для цифрового маркетингу. Наголошено на важливості збереження особистих відомостей клієнтів, адже це ключовий складник цифрового маркетингу.

Сьогодні існує досить багато різних думок щодо сутності та принципів автоматизованого огляду відгуків споживачів. Так, А. Струнгар [2] зазначає, що цифровий маркетинг сприяє приверненню уваги споживачів до компанії, її бренду, товарів і послуг. Використання

штучного інтелекту може значно покращити обслуговування споживачів і дієвіше просувати певний бренд. У статті [2] досліджено, як штучний інтелект трансформує актуальні маркетингові засади; зазначено, як ШІ можна застосовувати для створення індивідуалізованих повідомлень, які посилюють зацікавленість і відданість клієнтів. В.М. Бутенко й А.І. Тоюнда [3] визначають, що формування маркетингового плану є головним засобом для розвитку компанії та досягнення успіху. За допомогою SWOT-аналізу автори оцінюють сильні та слабкі напрями діяльності компанії, а також можливості й загрози на ринку. З огляду на це визначаються основні вектори маркетингового плану, які допомагають удосконалити управління, наростити збут і зробити компанію більш конкурентоспроможною. І.В. Іванова аналізує, як емоції можна виокремлювати з текстів, і наводить основні методи, які науковці застосовують, розробляючи NLP-текстові системи [4]. Публікація [5] ілюструє, як NLP змінює аналіз відомостей у маркетингу, надаючи фірмам кращі способи розуміння своїх клієнтів та вдосконалення стратегій. Це полегшує вирішення завдань аналізу почуттів, сегментації клієнтів та спрямування реклами.

Метою статті є розроблення та оцінювання ефективності комплексної системи автоматизованого аналізу відгуків користувачів на основі сучасних методів обробки природної мови, що забезпечує високу точність виявлення тональності, ключових аспектів і тем у відгуках різними мовами.

Для реалізації цього наміру потрібно вирішити такі *завдання*: проаналізувати труднощі оцінювання відгуків споживачів і обґрунтувати потребу в автоматизації цієї операції; дослідити сучасні способи автоматизованого опрацювання тексту та здійснити порівняльний аналіз моделей NLP від класичних методів до моделей глибокого навчання; створити теоретичний та процедурний фундамент для вживання NLP для перевірки зворотного зв'язку, що охоплює методи підготовки даних; створити моделі та алгоритми для класифікації відгуків з аналізом їх адекватності та критеріїв оцінки якості; провести емпіричні дослідження з використанням обраних NLP-платформ на реальних відомостях; здійснити порівняльний аналіз результатів роботи різних алгоритмів та оцінити ефективність автоматизованої системи; сформулювати практичні рекомендації щодо впровадження результатів у бізнес-процеси організацій. Наукова оригінальність дослідження полягає в такому: були покращені методи попередньої обробки текстових відгуків, які відрізняються від доступних через певні складники текстів користувачів, що дозволяє підвищити якість

подальшого аналізу на 8–12%; набуло подальшого розвитку застосування трансформерних моделей для аспектно-орієнтованого аналізу тональності через розроблення підходу до домєнної адаптації; вперше запропоновано комплексну методикку оцінювання ефективності NLP-моделей для аналізу відгуків, що враховує не лише точність класифікації, але й обчислювальну ефективність та масштабованість рішень.

Методологічною базою дослідження є методи машинного навчання, глибинні нейронні мережі, статистичні прийоми аналізу тексту й методи оцінювання якості моделей. Для експериментальної частини використано мову програмування Python та бібліотеки NLTK, spaCy, Transformers (Hugging Face), TensorFlow, PyTorch.

Виклад основного матеріалу дослідження. Традиційний підхід до обробки відгуків базується на ручній роботі аналітиків і має критичні обмеження. Звіт McKinsey & Company 2024–2025 [6] показує, що досвідчений фахівець витрачає в середньому 2–3 хвилини на ґрунтовний аналіз одного відгуку. Це включає читання тексту, визначення настрою та згаданих аспектів продукту, класифікацію питань і внесення відомостей у систему. Для установи з 1000 щоденних відгуків це означає 33–50 годин праці щодня, що дорівнює 5–8 аналітикам, які працюють повний робочий день суто над перегляданням відгуків. Табл. 1 ілюструє час, витрачений залежно від складності зворотного зв'язку та потрібної глибини розбору.

Таблиця 1 – Середній час, витрачений на ручний аналіз відгуків різної складності

Тип відгуку	Середня довжина (кількість слів)	Час на аналіз, хв	Кількість відгуків за день (8 год)	Кількість аналітиків для 1000 відгуків за день
Короткий	10–30	1–2	240–480	2–4
Середній	31–100	2–4	120–240	4–8
Довгий	101–300	4–8	60–120	8–16
Детальний	Понад 300	8–15	30–60	16–33

Джерело: побудовано автором

Суб'єктивність людського тлумачення – ще одна важлива проблема. Незалежне дослідження, проведене Stanford NLP Group у 2024 році [7], засвідчило, що рівень збіжності оцінок різних експертів при визначенні тональності відгуків становить лише 60–75% для загальної тональності та падає до 48–62% для технічних продуктів.

При визначенні конкретних проблем, згаданих у відгуках, консенсус досягається ще рідше – показник узгодженості знижується до 55%. Ця неконсистентність робить неможливим побудову надійних стратегій реагування на зворотний зв'язок. Чинники, що впливають на суб'єктивність розбору, охоплюють: індивідуальні засади оцінки тональностей (що один аналітик вважає нейтральним, інший може зарахувати як негативне); різне розуміння оточення та національних особливостей; відмінності у визначенні першочергових труднощів; психологічний стан експерта (втома, емоційне виснаження та ін.); відсутність стандартизованих протоколів аналізу в більшості установ. Економічний аспект питання стає вельми актуальним у зв'язку зі збільшенням витрат на аналітику. Customer Experience Association у своєму звіті за 2025 рік [8] зареєструвала стрімке збільшення річних витрат підприємств на розбір ручним методом. Для середньої компанії ці видатки зросли з 120 000 дол. США у 2020 році до 350 000 дол. США у 2025 році, це майже трикратне зростання за п'ять років. Великі концерни з міжнародним охопленням щороку витрачають від 2 до 8 мільйонів доларів на аналіз відгуків. Структура витрат на ручний аналіз включає: витрати на заробітну плату аналітиків (60–70% загальних витрат); вартість інструментів та систем для збору та організації відгуків (15–20%); тренінги та навчання персоналу (5–10%); управлінські та адміністративні витрати (5–10%); втрачені можливості через затримки в реагуванні (важко квантифікувати, але оцінюються як значні). Можливість розширення створює особливий виклик для фірм на етапі зростання. Пряма залежність між кількістю відгуків і потрібною кількістю аналітиків робить традиційний підхід фінансово нерентабельним через швидке зростання клієнтської бази. Стартап, що розширює свою присутність з одного ринку до десяти, стикається з десятикратним зростанням витрат на аналіз відгуків, що часто є не виправданим на початкових стадіях розробки. Багатомовний зворотний зв'язок додає ще один ступінь складності. Дані Асоціації глобалізації та локалізації (GALA) за 2025 рік [9] свідчать, що 57% світових бізнесів отримують зворотну комунікацію п'ятьма або більше мовами. Для розбору таких відгуків фірми змушені залучати двомовних чи багатомовних експертів, що значно збільшує видатки й ускладнює наймання. Альтернативний шлях – залучення штатних перекладачів – призводить до додаткових зволікань і витрат, водночас створюючи ризик втрати відтінків та етнічного контексту в перекладі. Втрачені знання та приховані закономірності створюють менш помітну, але не менш важливу проблему ручного огляду. Дослідження Forrester Research 2024 виявило, що близько 68% потенційно цінних інсайтів залишаються

невиявленими при ручному аналізі великих масивів відгуків. Це стосується особливо: кореляцій між різними аспектами продукту, які не є очевидними з поверхневого аналізу; довгострокових трендів, що проявляються через кілька місяців або років; регіональних та демографічних відмінностей у сприйнятті продукту; сезонних патернів у скаргах та задоволеності; раннього виявлення потенційних криз репутації. Ключова затримка в урегулюванні питання – ще один наслідок обмежень людського вивчення. У сучасному електронному світі негативні враження можуть швидко поширюватися через соціальні мережі й онлайн-дискусії. Дослідження свідчать, що середній термін від публікації критичного огляду до реакції компанії на ручному вивченні становить 24–72 години для середніх фірм і може перевищувати тиждень для великих корпорацій із розподіленими процесами. Ця затримка часто означає втрату здатності запобігати вірусному поширенню негативної інформації або зберігати прихильність конкретного клієнта. Дослідження Gallup 2024 [11] показує, що рівень задоволеності роботою серед аналітиків відгуків на 23% нижчий порівняно з середнім показником по галузі, а плинність кадрів – на 31% вища. Це створює додаткові витрати на рекрутинг та тренінг нового персоналу. Таким чином, традиційний ручний підхід до аналізу відгуків користувачів характеризується критичними обмеженнями за всіма ключовими параметрами: швидкість обробки, масштабованість, вартість, об'єктивність та повнота аналізу.

Автоматизація перевірки думок за допомогою технологій обробки рідної мови дає повну відповідь на ці виклики. NLP-системи мають спроможність опрацьовувати безмежні обсяги текстової інформації зі стабільною якістю, функціонують безперервно без втрати можливостей розрізняти приховані структури через асоціативний розбір великих баз відомостей та надавати майже негайні відповіді на важливі питання. Підсумовуючи вивчення шляхів, технік і структур автоматизації огляду користувацького внеску, можна зробити кілька основних висновків.

Сучасна сфера технологій зворотної комунікації характеризується широким діапазоном процедур – від базових лексиконних тактик до складних проєктів нейронних мереж і розширених мовних моделей. Вибір конкретної техніки залежить від багатьох чинників: кількості й рівня наявної інформації, характеристик домену, вимог до темпу опрацювання, потрібного рівня правильності й розуміння результату.

Трансформерні моделі (Transformers) – це революційна архітектура глибоких нейронних мереж, яка вивчає контекст і значення

даних, відстежуючи взаємозв'язки в послідовностях (словах у реченні, пікселях на зображенні тощо).

Масштабні мовні моделі, що потребують мінімальних навчальних прикладів, відкривають нові перспективи для швидкого впровадження систем аналізу зворотної комунікації в нових галузях та для нових пропозицій. Вони є особливо корисними, якщо навчальні набори відомостей обмежені або потрібна швидка адаптація до нових форматів зворотної комунікації. Поєднання аспектно-орієнтованого аналізу настроїв (ABSA) з методами визначення тем (Topic Modeling) та аспектів дозволяє перейти від загальної оцінки тексту (позитивний/негативний) до глибокого розуміння того, що саме (аспект) і якою темою (тема) зумовлюють цей настрій.

Багатомовні моделі дають кращі результати для багатомовної оцінки порівняно з підходом «переклад + аналіз», особливо якщо важливо розуміти етнічні та лінгвістичні відтінки. Такі моделі стають дедалі важливішими в глобалізованому бізнес-середовищі. Оптимальним рішенням більшості бізнес-задач є поєднання різних методів, що дозволяє забезпечити високу точність, ефективність і адаптивність системи аналізу зворотного зв'язку.

Такий підхід дозволяє використовувати переваги кожного методу та мінімізувати їхні обмеження. На основі аналізу проблем та існуючих підходів до автоматизації аналізу зворотного зв'язку користувачів було визначено ключові виклики та перспективні напрямки досліджень. Чітке визначення дослідницьких завдань дозволить структурувати подальшу роботу та зосередитися на найважливіших аспектах проблеми.

У табл. 2 наведено порівняння результативності різних підходів до ключових завдань аналізу зворотної комунікації на основі останніх досліджень та контрольних показників за 2023–2025 роки.

Успішне впровадження системи аналізу відгуків у бізнес-процеси потребує не лише вибору правильних технологій, але й розуміння бізнес-контексту й потреб конкретної організації.

За даними McKinsey & Company [11], компанії, що ефективно використовують аналітику відгуків користувачів, демонструють на 15–20% більші показники утримання клієнтів та на 10–15% вищий середній дохід на одного клієнта.

Найуспішніші приклади впровадження системи аналізу відгуків характеризуються кількома ключовими атрибутами. Це дозволяє значно скоротити інтервал між отриманням інформації та реагуванням на неї, що є надзвичайно важливим у сучасному швидкозмінному бізнес-кліматі.

Таблиця 2 – Порівняння ефективності різних підходів до ключових завдань зворотного зв'язку

Метод	Тональність аналізу (F1)	Виявлення тем (NMI)	Крос-лінгвізм	Швидкість (відповіді/с)	Потреба в даних для навчання	Пояснюваність
Методи словника	0.65-0.70	N/A	Низький	500-700	Мінімум	Висока
ML з ручними функціями	0.75-0.85	0.50-0.65	Низький	100-300	Середня	Середня
CNN / RNN	0.82-0.88	0.60-0.70	Середній	50-100	Висока	Низька
БЕРТ / РОБЕРТА	0.88-0.92	0.65-0.75	Середньо-високий	20-50	Висока	Низько-середня
LLM + Few-shot	0.90-0.95	0.70-0.80	Високий	5-15	Мінімум	Середня
Спеціалізовані моделі	0.92-0.96	0.75-0.85	Середньо-високий	20-40	Середньо-висока	Середньо-висока

Джерело: побудовано автором

Аналіз існуючих підходів виявив критичні прогалини: класичні методи не забезпечують достатньої точності та не враховують контексту; базові нейронні мережеві моделі (LSTM, CNN) досягають кращих результатів (0,84–0,90), але поступаються трансформерам; сучасні LLM демонструють найвищу точність (0,92–0,96), але їх практичне застосування обмежене високою вартістю та обчислювальною складністю. Немає комплексних досліджень оптимального балансу між точністю, швидкістю та вартістю для різних бізнес-сценаріїв [12].

Упровадження методів і моделей для автоматизованого аналізу оглядів потребує правильного вибору програмних засобів та організації експериментальної роботи. Технологічне середовище має забезпечувати ефективність розробки, відтворюваність результатів і можливість масштабування рішень. Базовою мовою програмування є Python 3.10+, яка є фактичним стандартом для досліджень у галузі машинного навчання та NLP. Для попереднього оброблення текстових даних використовуються NLTK 3.8 та spaCy 3.7.

Для автоматизованого збору даних із вебджерел використовуються інструменти вебскрейпінгу з урахуванням політики доступу відповідних платформ. Підготовка зібраних даних включає кілька основних етапів: очищення та нормалізацію тексту; маркування даних, яке може включати: мітки настроїв (позитивні, негативні, нейтральні); виділення аспектів і відповідної для них тональності; тематичні мітки.

Для забезпечення якості маркування рекомендується залучати кількох незалежних експертів для кожного огляду, а потім узгоджувати результати. Щоб забезпечити репрезентативність наборів даних, необхідно враховувати розподіл класів, довжину відповіді, джерела даних та інші чинники. Незбалансовані набори даних можуть призвести до погіршення її здатності моделі до її узагальнення.

Розроблення й навчання моделей для аналізу зворотного зв'язку потребує системного підходу, що враховує специфіку завдань і наявні ресурси. Організація експериментів структурована за допомогою *Weights & Biases* для відстеження метрик навчання, гіперпараметрів і версій моделей з автоматичним веденням журналу та порівнянням експериментів. *Jupyter Notebooks* використовується для інтерактивної розробки, аналізу даних та документування експериментів. *Git* забезпечує контроль версій коду та експериментальні конфігурації. *Docker* створює ізольовані середовища з усіма залежностями для відтворюваності результатів на різних платформах.

Метод проведення експериментів передбачає систематичний підхід: визначення гіпотези та метрик успіху; підготовку й аналіз даних із перевіркою балансу класів; вибір базових моделей для порівняння; формування навчальних моделей з метриками реєстрації для кожного етапу; перевірку за допомогою п'ятикратної перехресної валідації для надійних оцінок; статистичний аналіз результатів; документування висновків.

Кожен експеримент документується з описом набору даних, архітектури моделі, гіперпараметрів, результатів, обчислювальних витрат і висновків. Це забезпечує відтворюваність і можливість порівняння різних підходів. Порівняння характеристик наборів даних із реальними відгуками користувачів узагальнено в табл. 3.

Результати дослідження доводять, що виявлені закономірності не залежать від складу даних, що засвідчує стабільність і можливість узагальнення здобутих висновків. Придатність експериментального дослідження також оцінювалася з точки зору реальної застосовності отриманих результатів для розв'язання дійсних бізнес-завдань.

Для оцінювання практичної придатності створено пілотний комплекс аналізу, який був протестований на дійсних даних однієї з електронних торговельних платформ. Автоматизована система обробляла відгуки у 120–150 разів швидше, що доводить її практичну цінність.

Таблиця 3 – Порівняння ефективності різних підходів до ключових завдань зворотного зв'язку

Характеристики	Експериментальні набори даних	Відгуки реальних користувачів	Оцінка репрезентативності
Розподіл класів	60% / 25% / 15%	58% / 27% / 15%	Висока
Середня довжина відповіді	75 слів	68 слів	Висока
Лексична різноманітність	0,32	0,29	Середньо-висока
Частка відгуків з емотиконами	22%	25%	Висока
Частка відгуків з орфографічними помилками	35%	42%	Середня
Покриття доменів	5 основних доменів	Кілька доменів	Середньо-висока

Джерело: побудовано автором

Окрім того, було проведене опитування майбутніх користувачів комплексу (представників відділів продуктів, маркетингу, аналітиків) із метою оцінювання корисності наслідків аналізу. 87% опитаних підтвердили, що автоматизований аналіз відгуків дає цінні відомості для формування рішень щодо вдосконалення продукту. На підставі всебічного розгляду статистичної надійності, повноти даних, валідності показників та відповідності їх концептуальним очікуванням робимо висновок, що здійснене експериментальне дослідження є достатньо адекватним для вирішення визначених завдань.

Ключові чинники, що підтверджують адекватність дослідження: застосування повного набору статистичних технік із метою гарантування достовірності висновків; використання репрезентативних масивів даних, які відображають різноманітність реальних відгуків користувачів; обрання відповідних оцінних метрик, які беруть до уваги всі аспекти ефективності моделі; збіжність експериментальних результатів із теоретичними прогнозами й поточними дослідженнями;

успішна пілотна інтеграція, що засвідчує практичну застосовність розроблених моделей. Виявлені обмеження розробки не зменшують його загальної придатності, але окреслюють вектори подальших досліджень і покращення. Отже, експериментальне дослідження є придатним для визначення ефективності різних підходів до автоматизації аналізу відгуків споживачів та розробки практичних порад щодо їх упровадження.

Висновки. У ході дослідження проведено комплексний аналіз викликів та сучасних підходів до автоматизації розгляду відгуків користувачів. З'ясовано, що еволюція методів NLP від статистичних технік до векторних зображень, рекурентних структур та трансформених моделей демонструє суттєвий поступ у розумінні природної мови. Дослідження засвідчило, що традиційні методи пропонують швидку обробку з обмеженою правильністю, нейронні мережі досягають паритету між коректністю та складністю, а трансформерні платформи демонструють вищу точність за значних вимог до оброблення. Було створено теоретичну та процедурну базу для застосування NLP в аналізі зворотного зв'язку, що включає єдиний метод обробки початкових текстових даних. Розроблено комплексну методологію для оцінювання ефективності моделей NLP, яка враховує не лише точність класифікації, але й обчислювальну потужність, статистичну значущість результатів і стійкість до різних типів даних. Практичне значення результатів дослідження полягає в можливості їх безпосереднього застосування для створення автоматизованих систем аналізу відгуків у різних сферах, таких як електронна комерція, сервісні компанії, розробка програмного забезпечення, маркетинг і аналітика. Упровадження розроблених рішень дозволяє зменшити час аналізу у 120–150 разів порівняно з ручною обробкою, забезпечити об'єктивність результатів та виявити на 45% більше потенційно критичних питань. Сформовані рекомендації щодо вибору найкращих моделей для конкретних бізнес-ситуацій дозволяють компаніям різного масштабу впроваджувати ефективні системи аналізу зворотного зв'язку, ураховуючи обмеження ресурсів та вимоги до правильності. Результати дослідження доводять, що сучасні методи NLP можуть бути потужним засобом для механізації аналізу вхідних даних клієнтів. Використання комбінованої методології, яка включає належну підготовку даних, вибір певних моделей відповідно до характеру завдання та детальну оцінку якості, дозволяє досягти точності, близької до людського рівня, зі значно більшою швидкістю оброблення.

Список джерел інформації / References

1. Ковпака А., Мосійчук І., Клімова І. Інструменти інноваційного маркетингу в системі управління підприємством. *Економіка. Управління. Інновації*. 2021. Вип. 2(29). С. 3–14. DOI: [https://doi.org/10.35433/ISSN2410-3748-2021-2\(29\)-4](https://doi.org/10.35433/ISSN2410-3748-2021-2(29)-4).

Ковпака, А., Mosiychuk, I., Klimova, I. (2021). Instrumenty innovatsiynoho marketynhu v systemi upravlinnya pidpryyemstvom [Innovation marketing tools in the enterprise management system]. *Ekonomika. Upravlinnya. Innovatsiyyi – Economics. Management. Innovations*, 2(29). DOI: [https://doi.org/10.35433/ISSN2410-3748-2021-2\(29\)-4](https://doi.org/10.35433/ISSN2410-3748-2021-2(29)-4)

2. Струнгар А. Вплив штучного інтелекту на стратегії цифрового маркетингу: поточні можливості та перспективи розвитку. *Економіка та суспільство*. 2024. Вип. 62. С. 1–10. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2024-62-160>.

Strunhar, A. (2021). Vplyv shtuchnoho intelektu na stratehiyi tsyfrovoho marketynhu: potochni mozhlyvosti ta perspektyvy rozvytku [The impact of artificial intelligence on digital marketing strategies: current opportunities and development prospects]. *Ekonomika ta suspilstvo – Economy and society*, 62. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2024-62-160>

3. Бугенко В.М., Тоюнда А.І. Формування маркетингової стратегії підприємства. *Підприємництво та інновації*. 2022. № 24. С. 61–67. DOI: <https://doi.org/10.32782/2415-3583/24.10>.

Butenko, V., Toyunda, A. (2022). Formuvannya marketynhovoyi stratehiyi pidpryyemstva [Formation of the enterprise's marketing strategy]. *Pidpryyemnystvo ta innovatsiyyi – Entrepreneurship and Innovation*, 24. DOI: <https://doi.org/10.32782/2415-3583/24.10>

4. Іванова І.В., Боровик Т.М., Залозна Т.Г., Руденко А.Ю. Використання штучного інтелекту в маркетингу. *Маркетинг і цифрові технології*. 2023. Вип. 7, № 2. С. 32–42. DOI: <https://doi.org/10.15276/mdt.7.2.2023.3>.

Ivanova, I., Borovyk, T., Zalozna, T., Rudenko, A. (2023). Vykorystannya shtuchnoho intelektu v marketynhu [Using artificial intelligence in marketing]. *Marketynh i tsyfrovi tekhnolohiyyi – Marketing and digital technologies*, 7(2). DOI: <https://doi.org/10.15276/mdt.7.2.2023.3>

5. Адамик В., Івановський О. Використання штучного інтелекту в маркетинговій системі: сучасні тенденції та виклики. *Вісник економіки*. 2025. № 1. С. 230–243. DOI: <https://doi.org/10.35774/-visnyk2025.01.230>.

Adamyk, V., Ivanovs'kyu, O. (2025). Vykorystannya shtuchnoho intelektu v marketynhoviyi systemi: suchasni tendentsiyyi ta vyklyky [Using artificial intelligence in the marketing system: current trends and challenges]. *Visnyk ekonomiky – Economic Bulletin*, 1. DOI: <https://doi.org/10.35774/-visnyk2025.01.230>

6. McKinsey & Company. URL: <https://www.mckinsey.com/capabilities-quantumblack/our-insights/global-ai-survey-ai-proves-its-worth-but-few-scale-impact>

7. The Stanford NLP Group. URL: <https://nlp.stanford.edu/>

8. Customer Experience Association. URL: <https://www.linkedin.com/company/cxpa>

9. Globalization and Localization Association. URL: <https://www.gala-global.org/>

10. Forrester Research. URL: <https://www.forrester.com/bold/>

11. McKinsey & Company. URL: <https://www.mckinsey.com/>

12. Zhang W., Deng Y., Liu B., Pan S., Bing L. (2024). Sentiment Analysis in the Era of Large Language Models: A Reality Check. Findings of the Association for Computational Linguistics: NAACL, 881–906. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2305.15005>.

Скорін Юрій Іванович, канд. техн. наук, доц., доцент кафедри інформаційних систем, Харківський національний економічний університет імені Семена Кузнеця; e-mail: Yuriy.Skorin@hneu.net; ORCID: <https://orcid.org/0009-0004-5218-6369>

Skorin Yuriy, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Information Systems, Simon Kuznets Kharkiv National University of Economics; e-mail: Yuriy.Skorin@hneu.net; ORCID: <https://orcid.org/0009-0004-5218-6369>

Отримано: 9.04.2026. Прийнято: 20.04.2026. Опубліковано: 20.05.2026.