

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ**  
**КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ЕКОНОМІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ**  
**ІМЕНІ ВАДИМА ГЕТЬМАНА**

**Інститут інформаційних технологій в економіці**  
**Кафедра штучного інтелекту, моделювання та статистики**  
**Освітньо-професійна програма «Економічна кібернетика і Дата Сайнс»**

Галузь знань 05 «Соціальні та поведінкові науки»  
Спеціальність 051 «Економіка»

Форма здобуття освіти: очна (денна)

**КВАЛІФІКАЦІЙНА МАГІСТЕРСЬКА РОБОТА**

**на тему «Комп'ютерний аналіз рекламних креативів на підґрунті  
машинного навчання»**

здобувача Ладутько Дмитра Вадимовича

\_\_\_\_\_  
(підпис)

Науковий керівник: д.е.н., професор, Юрій КОЛЯДА

\_\_\_\_\_  
(підпис)

**Робота допущена до захисту перед екзаменаційною комісією з  
атестації здобувачів вищої освіти (ЕК)**

Завідувач кафедри: к. ф.-м. н., професор,  
Галина ВЕЛИКОІВАНЕНКО

\_\_\_\_\_  
(підпис)

**Київ 2025**

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ**  
**КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ЕКОНОМІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ**  
**ІМЕНІ ВАДИМА ГЕТЬМАНА**

**Інститут інформаційних технологій в економіці**

**Кафедра штучного інтелекту, моделювання та статистики**

**Освітньо-професійна програма «Економічна кібернетика і Дата Сاینс»**

Галузь знань 05 «Соціальні та поведінкові науки»  
Спеціальність 051 «Економіка»

**ПОГОДЖЕНО**

Керівник проектної групи (гарант)  
освітньо-професійної програми  
Олена ПІСКУНОВА

\_\_\_\_\_

(підпис)

\_\_\_\_\_ 2025 р.

**ЗАТВЕРДЖУЮ**

Завідувач кафедри штучного інтелекту,  
моделювання та статистики  
Галина ВЕЛИКОІВАНЕНКО

\_\_\_\_\_

(підпис)

\_\_\_\_\_ 2025 р.

**ІНДИВІДУАЛЬНЕ ЗАВДАННЯ**

**здобувачу вищої освіти Ладутьку Дмитру Вадимовичу**

**очної (денної) форми здобуття освіти**

**на підготовку кваліфікаційної магістерської роботи**

**на тему «Комп'ютерний аналіз рекламних креативів на підґрунті машинного  
навчання»**

Тему затверджено наказом ректора Університету від «19» вересня 2025 р. № 1464-ст

**Кваліфікаційна магістерська робота виконується на матеріалах**

соціальної мережі LinkedIn <https://www.linkedin.com>, результатах автоматизованого моніторингу  
веб-ресурсів та інших відкритих джерел.

## План кваліфікаційної магістерської роботи

Розділ 1	Теоретичні засади маркетингу
(назва розділу)	
Розділ 2	Аналіз рекламних креативів із використанням методів комп'ютерної обробки та моделювання
(назва розділу)	
Розділ 3	Програмна реалізація системи збору та інтелектуального аналізу рекламних креативів
(назва розділу)	

Об'єкт дослідження:	Процес управління ефективністю рекламних креативів у цифровому середовищі.
Предмет дослідження:	Методи та інструменти автоматизованого аналізу й прогнозування ефективності рекламних креативів на підґрунті машинного навчання.
Мета кваліфікаційної магістерської роботи:	Метою роботи є створення практичного інструментарію для оцінювання й прогнозування ефективності рекламних креативів шляхом використання мультимодальних моделей і алгоритмів машинного навчання, що дозволить бізнесу зменшити вплив інформаційного шуму та підвищити результативність маркетингових кампаній.

**Конкретні завдання, які здобувач повинен виконати для досягнення поставленої мети:**

У розділі 1	Розкрити теоретичні засади маркетингу та проаналізувати трансформацію маркетингових концепцій у цифрову епоху. Визначити ключові тенденції розвитку рекламних комунікацій, описати їх вплив на інформаційні потоки та поведінку споживача. Обґрунтувати теоретичні передумови необхідності застосування машинного навчання та комп'ютерних методів аналізу у сфері дослідження рекламних креативів.
-------------	---

У розділі 2	Проаналізувати процес побудови та підходи до формування інформаційної бази для збору рекламних креативів, описати методи автоматизованої обробки отриманих даних, обґрунтувати застосовані алгоритми та інструменти аналізу.
-------------	--

У розділі 3	Показати логіку побудови рішення, обґрунтувати вибір технічних і методичних інструментів та представити основні механізми обробки даних. Описати програмну реалізацію ключових компонентів системи збору, обробки та аналізу даних, показати загальну архітектуру рішення, логіку роботи модулів та етапи перетворення даних від отримання до формування аналітичних результатів.
-------------	---

Завдання підготував

науковий керівник \_\_\_\_\_

*(підпис)*

Юрій КОЛЯДА

*(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)*

« \_\_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 2025 р.

Завдання одержав

здобувач \_\_\_\_\_

*(підпис)*

Дмитро ЛАДУТЬКО

*(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)*

« \_\_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 2025 р.

## Реферат

Кваліфікаційна магістерська робота містить 83 сторінки, 6 таблиць, 13 рисунків, список використаних джерел з 50 найменувань.

### **«Комп'ютерний аналіз рекламних креативів на підґрунті машинного навчання»**

*Об'єктом дослідження* кваліфікаційної магістерської роботи є процес управління ефективністю рекламних креативів у цифровому середовищі.

*Предметом дослідження* є методи та інструменти автоматизованого аналізу й прогнозування ефективності рекламних креативів на основі машинного навчання.

*Мета дослідження.* Метою роботи є розроблення методології автоматизованого аналізу рекламних креативів на основі їхніх візуальних і текстових характеристик із використанням LLM-моделей і методів машинного навчання для виявлення закономірностей ефективності та підвищення результативності маркетингових кампаній.

Відповідно до поставленої мети визначені такі *завдання*:

- Дослідити еволюцію маркетингових парадигм і роль креативу в умовах Маркетингу 5.0 та економіки уваги.
- Проаналізувати теоретичні положення нелінійної економічної динаміки та обґрунтувати використання ентропійного підходу для оцінки рекламних ризиків.
- Сформувати набір рекламних креативів з їхніми показниками ефективності.
- Використати мультимодальні моделі (LLM, RAG) для автоматичного вилучення візуальних і текстових ознак.
- Виконати кластеризацію креативів (k-means) і візуалізувати їхню структуру.
- Побудувати регресійні та машинні моделі для аналізу впливу ознак на ефективність.
- Розробити рекомендації щодо оптимізації рекламних матеріалів і систем

управління креативами.

*Теоретична, методична та практична значущість отриманих результатів.* Методологія забезпечує можливість переходу від суб'єктивного дизайнового аналізу до алгоритмічного, що дозволяє:

- маркетинговим агенціям – автоматизувати тестування, зменшити витрати та прискорити модерацію;
- бізнесу – підвищити ROI завдяки предиктивним моделям, оптимізувати ротацію контенту та боротися з ad-fatigue.

Підхід може бути масштабований на різні галузі та великі масиви даних.

Рік виконання кваліфікаційної магістерської роботи – 2025.

Рік захисту роботи – 2025.

*Ключові слова: цифровий маркетинг, мультимодальний аналіз, машинне навчання, комп'ютерний зір, LLM, RAG-система, інженерія ознак, модель DAGMAR, кластерний аналіз, ETL-процеси.*

## В і д г у к

про кваліфікаційну магістерську роботу  
здобувача освітньо-професійної програми «Економічна кібернетика і Дата  
Сайнс»

навчально-наукового інституту «Інститут інформаційних технологій в економіці  
КНЕУ імені Вадима Гетьмана»

Ладутько Дмитра

на тему «Комп'ютерний аналіз рекламних креативів на підґрунті машинного  
навчання»

1. Актуальність теми: Актуальність дослідження зумовлена необхідністю підвищення ефективності маркетингових витрат в умовах цифрової економіки. Застосування методів машинного навчання дозволяє замінити інтуїтивні підходи науково обґрунтованим прогнозуванням результативності реклами.

2. Позитивні риси кваліфікаційної магістерської роботи: Робота відзначається системним підходом та вдалим поєднанням економіко-математичного моделювання з сучасними інформаційними технологіями. Автор продемонстрував глибоке розуміння предметної області та вміння застосовувати складний аналітичний апарат для обробки неструктурованих даних.

3. Наявність самостійних розробок автора: Здобувачем самостійно розроблено алгоритм автоматизованого збору та обробки великих масивів даних. Запропоновано авторську методику комплексного оцінювання якості рекламних матеріалів, що базується на синтезі текстових та візуальних факторів впливу.

4. Цінність теоретичних висновків та практичних рекомендацій: Практична цінність роботи полягає у розробці прикладного інструментарію, придатного для впровадження в реальні бізнес-процеси підприємств. Запропоновані рішення дозволяють підвищити рентабельність маркетингових інвестицій та оптимізувати прийняття управлінських рішень.

5. Наявність недоліків: До незначних недоліків можна віднести обмеженість дослідження рамками однієї галузі (ІТ-послуги), що потребує певної адаптації моделі для інших ринків. Вказане зауваження не применшує наукової та практичної цінності роботи.

6. Загальна оцінка кваліфікаційної магістерської роботи та її допущення до захисту перед ЕК: На мою думку робота претендує на високу оцінку. Започатковане дослідження варто продовжити, наприклад на аспірантурі.

Науковий керівник д.е.н., професор

\_\_\_\_\_  
(підпис)

Юрій КОЛЯДА  
(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

“ \_\_\_\_ ” \_\_\_\_\_ 2025 р.

## Рецензія

на кваліфікаційну магістерську роботу

здобувача вищої освіти

Ладутько Дмитра Вадимовича

Тема «Комп'ютерний аналіз рекламних креативів на підґрунті машинного навчання»

*Актуальність теми кваліфікаційної магістерської роботи і доцільність її розроблення*

Тема роботи є актуальною, оскільки ефективне опрацювання та аналіз рекламних креативів на основі машинного навчання відіграють важливу роль у підвищенні продуктивності маркетингових кампаній. Розроблення таких підходів є доцільним з огляду на швидке зростання обсягів цифрових даних та потребу в їх автоматизованій обробці.

*Якість проведеного дослідження*

Дослідження проведено на належному науково-практичному рівні, із застосуванням сучасних методів машинного навчання та аналізу великих даних. Автор коректно обґрунтував вибір алгоритмів та продемонстрував уміння працювати з реальними масивами інформації.

*Позитивні риси кваліфікаційної магістерської роботи*

До позитивних рис слід віднести чітку структуру роботи, логічно викладений матеріал та глибину аналізу отриманих результатів. Автор проявив високий рівень самостійності й продемонстрував глибинні практичні навички у сфері обробки, аналізу даних та автоматизації рекламного аналізу.

*Зауваження*

Значних зауважень до дипломної роботи немає.

*Практична значимість висновків і рекомендацій*

Висновки та рекомендації мають вагому практичну цінність, оскільки запропоновані підходи можуть бути використані підприємствами для підвищення якості рекламних кампаній та оптимізації обробки великих масивів креативів.

Запропоновані алгоритми здатні суттєво скоротити трудові витрати та підвищити точність оцінки ефективності рекламних матеріалів.

Місце роботи та посада рецензента

Науковий ступінь, учене звання (за наявності): магістр прикладної математики, статистики Одеського національного університету імені І.І.Мечнікова



Анна ХАМІТОВА

*(підпис, Ім'я, ПРИЗВИЩЕ)*

Підпис засвідчую: директор ФОП Хамітова Анна Дмитрівна



*(посада, підпис)*

Місце печатки організації, де працює рецензент

## ЗМІСТ

<b>ВСТУП.....</b>	<b>3</b>
<b>РОЗДІЛ 1 ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ МАРКЕТИНГУ .....</b>	<b>6</b>
1.1 Еволюція підходів до проведення рекламних кампаній.....	6
1.2 Зміна маркетингової парадигми в умовах цифровізації економіки.....	9
1.3 Підходи до підвищення ефективності рекламних кампаній.....	13
<b>РОЗДІЛ 2 АНАЛІЗ РЕКЛАМНИХ КРЕАТИВІВ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ МЕТОДІВ КОМП'ЮТЕРНОЇ ОБРОБКИ ТА МОДЕЛЮВАННЯ.....</b>	<b>18</b>
2.1 Формування інформаційної бази та методика автоматизованого збору реklamних креативів.....	18
2.2 Алгоритм Автоматизованого аналіз рекламних креативів із використанням RAG-агента та генеративних моделей.....	27
2.3 Аналітичне моделювання ефективності креативів і дослідження закономірностей на основі ML/NLP/DL.....	30
<b>РОЗДІЛ 3 ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ ЗБОРУ ТА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ РЕКЛАМНИХ КРЕАТИВІВ.....</b>	<b>34</b>
3.1 Побудова автоматизованого ETL-пайплайну для збору та збереження мультимодальних даних.....	34
3.2 Інженерія ознак (Feature Engineering) та застосування LLM-агентів для збагачення даних.....	38
3.3 Розробка моделей машинного навчання для прогнозування ефективності та кластеризації креативів.....	54
<b>ВИСНОВКИ.....</b>	<b>76</b>
<b>СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....</b>	<b>79</b>

## ВСТУП

**Актуальність теми.** Умови глобальної цифрової трансформації та перехід до парадигми Маркетингу 5.0, що ґрунтується на інтеграції людського інтелекту й технологій, різко підвищують значення здатності бізнесу ефективно управляти увагою споживача. Зростання інформаційного шуму спричинило поширення феноменів «банерної сліпоти» та «втоми від реклами», що, за даними досліджень 2024 року, може призвести до в значної втрати рекламних бюджетів. В Україні проблема посилюється умовами воєнного стану й нестабільності, через що бізнес, особливо малий і середній, потребує інструментів точного оптимізаційного управління комунікаціями.

Традиційні методи оцінки креативів (експертні оцінки, фокус-групи, А/В-тестування) є ресурсомісткими й реактивними, що не дозволяє швидко реагувати на нелінійні зміни ринку. Це актуалізує необхідність у методології автоматизованого аналізу, яка поєднує семантичне розуміння контенту та математичні моделі машинного навчання.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Еволюцію маркетингових комунікацій та цифрового маркетингу розглядали Ф. Котлер, Г. Картаджая, А. Сетьяван (концепція Маркетингу 5.0), українські дослідники М.А. Окландер та І.Л. Решетнікова. Значний внесок у моделювання економічної динаміки та ентропійних процесів зробив Ю.В. Коляда. Застосування штучного інтелекту в маркетингу досліджували С.М. Ілляшенко, В.В. Зосімов та ін.

Попри наявний науковий доробок, комплексні підходи, що інтегрують інструменти Computer Vision і NLP для предиктивного аналізу рекламних креативів та подолання «семантичного розриву» між їх візуальними характеристиками й економічними результатами, залишаються недостатньо розробленими.

**Мета і завдання дослідження.** Метою роботи є розроблення методології автоматизованого аналізу рекламних креативів на основі їхніх візуальних і

текстових характеристик із використанням LLM-моделей і методів машинного навчання для виявлення закономірностей ефективності та підвищення результативності маркетингових кампаній.

Для досягнення мети визначено такі **завдання**:

- Дослідити еволюцію маркетингових парадигм і роль креативу в умовах Маркетингу 5.0 та економіки уваги.
- Проаналізувати теоретичні положення нелінійної економічної динаміки та обґрунтувати використання ентропійного підходу для оцінки рекламних ризиків.
- Сформувати набір рекламних креативів з їхніми показниками ефективності.
- Використати мультимодальні моделі (LLM, CLIP) для автоматичного вилучення візуальних і текстових ознак.
- Виконати кластеризацію креативів (k-means) і візуалізувати їхню структуру.
- Побудувати регресійні та машинні моделі для аналізу впливу ознак на ефективність.

**Об'єкт дослідження** – процес управління ефективністю рекламних креативів у цифровому середовищі.

**Предмет дослідження** – це методи та інструменти автоматизованого аналізу й прогнозування ефективності рекламних креативів на основі машинного навчання.

**Методи дослідження.** У роботі застосовано методи аналізу та синтезу, індукції та дедукції; статистичний аналіз, інструменти нелінійної динаміки (багатовимірна кластеризація, векторизація контенту); методи комп'ютерного зору та NLP; кластерний аналіз (k-means); регресійне моделювання та алгоритми машинного навчання.

**Теоретична, методична та практична значущість отриманих результатів.** Методологія забезпечує можливість переходу від суб'єктивного дизайнового аналізу до алгоритмічного, що дозволяє:

- маркетинговим агенціям – автоматизувати тестування, зменшити витрати та прискорити модерацію;
- бізнесу – підвищити ROI завдяки предиктивним моделям, оптимізувати ротацію контенту та боротися з ad-fatigue.

Підхід може бути масштабований на різні галузі та великі масиви даних.

**Інформаційна база дослідження.** Інформаційну основу становлять наукові публікації українських і зарубіжних авторів, аналітичні звіти ВРК, IAB Ukraine, Kantar, дані рекламних платформ і відкриті набори даних для навчання моделей.

**Структура роботи.** Робота складається зі вступу, трьох розділів, висновків, списку джерел, містить таблиці та рисунки.

## РОЗДІЛ 1

### ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ МАРКЕТИНГУ

#### 1.1 Еволюція підходів до проведення рекламних кампаній

Розуміння механізмів впливу рекламного повідомлення на свідомість споживача пройшло тривалий шлях еволюції, що тісно корелює з розвитком економічної теорії та технологічного укладу суспільства. У ретроспективі маркетингової думки виділяється кілька фундаментальних етапів, які сформувавши вимоги до структури та змісту рекламного креативу.

На етапі Маркетингу 1.0 (епоха промислової революції та масового виробництва) домінувала концепція продуктоцентризму. Основна увага приділялася функціональним характеристикам товару, а реклама виконувала суто утилітарну функцію – інформування ринку про наявність продукту. Ключовим завданням креативу було донесення раціональних переваг (USP – Unique Selling Proposition) до максимально широкої аудиторії. Споживач розглядався як раціональний агент, який приймає рішення виключно на основі логічного порівняння характеристик та ціни.

Поява Маркетингу 2.0 ознаменувала перехід до споживчо-центричної моделі (customer-centric). На цьому етапі, що збігся з розвитком інформаційних технологій наприкінці ХХ століття, маркетингологи визнали, що споживач керується не лише розумом, а й емоціями. Рекламні креативи почали трансформуватися з інформаційних бюлетенів у емоційні тригери, спрямовані на формування афективного зв'язку з брендом та апеляцію до підсвідомих бажань аудиторії [1].

Маркетинг 3.0, ввів поняття цінностей, розглядаючи споживача як цілісну особистість, що прагне зробити світ кращим. Рекламні повідомлення стали транслювати етичні та соціальні меседжі [2].

Цифрова революція спричинила появу Маркетингу 4.0, який інтегрував традиційні та цифрові канали, створивши омніканальний досвід [2].

У цій парадигмі ефективність рекламного креативу залежить не лише від візуальної привабливості чи чіткості комерційної пропозиції, але й від відповідності цінностям споживача та здатності бренду вирішувати соціальні проблеми [3].

Фундаментом для алгоритмізації та оцінки ефективності реклами тривалий час слугували ієрархічні моделі впливу (Hierarchy of Effects Models). Найвідомішою з них є модель AIDA (Attention – Interest – Desire – Action), запропонована ще наприкінці XIX століття (табл. 1.1).

Attention (Увага): Креатив повинен прорватися крізь інформаційний шум і захопити увагу.

Interest (Інтерес): Утримання уваги через релевантність повідомлення.

Desire (Бажання): Трансформація інтересу в емоційну потребу володіння.

Action (Дія): Фінальний крок – купівля або замовлення [4].

Вона постулює лінійний рух споживача «воронкою продажів»: від привернення уваги до виникнення інтересу, формування бажання та, зрештою, здійснення дії [4].

Попри свою понад столітню історію, AIDA залишається базовим фреймворком. Однак, у наукових колах вона зазнає суттєвої критики за надмірну спрощеність та лінійність. Вакратсас і Амблер у своєму огляді літератури зазначили, що емпіричні докази строгої ієрархічності є слабкими [4]. Споживачі часто обробляють інформацію не послідовно, а паралельно, або ж пропускають певні етапи (наприклад, імпульсивні покупки, де дія передуює бажанню). Це стало передумовою появ модифікованих моделей, таких як AIDAS (+Satisfaction) або AISDALSLove(Awareness–Interest–Search–Desire–Action–Like/dislike–Share–Love/Hate), які намагаються адаптувати її до сучасних реалій [4].

Подальший розвиток методів побудови рекламних стратегій та вимірювання результативності реклами знайшов відображення у моделі DAGMAR (Defining Advertising Goals for Measured Advertising Results). Вона базується на формулі ACCA (Awareness – Comprehension – Conviction – Action) і вперше розмежувала комунікаційні цілі (розуміння, переконання) та торгові цілі (продаж) (табл.1.1) [5].

Ще більш деталізована структура була запропонована Робером Лавіджем та Гарі Штайнером, в рамках якої розглядаються етапи просування з трьома вимірами людської психіки: когнітивним (мислення), афективним (почуття) та конативним (поведінка) (табл.1.1). Дана модель складається із шести сходинок:

1. Обізнаність (Awareness): Споживач знає, що продукт існує.
2. Знання (Knowledge): Споживач розуміє характеристики продукту (Когнітивний рівень).
3. Схильність (Liking): Формування позитивного ставлення.
4. Перевага (Preference): Вибір конкретного бренду серед альтернатив (Афективний рівень).
5. Переконання (Conviction): Впевненість у правильності вибору.
6. Купівля (Purchase): Реалізація наміру (Конативний рівень) [6].

Цінність цієї моделі для комп'ютерного аналізу полягає в тому, що вона чітко розмежовує інформаційну складову креативу (чи зрозуміло, про що йдеться?) та емоційну (чи викликає це симпатію?). Це дає змогу алгоритмам окремо оцінювати візуальну чіткість і емоційну валентність зображень [4].

Таблиця 1.1 – Порівняння класичних ієрархічних моделей

Критерій	AIDA	Лавідж-Штайнер	DAGMAR (ACCA)
Автор / Рік	Е. Сент-Елмо Льюїс (1898)	Р. Лавідж, Г. Штайнер (1961)	Р. Коллі (1961)
Фокус	Процес особистого продажу	Психологічні зміни (Думай-Відчувай-Дій)	Вимірювані комунікаційні цілі

Критерій	AIDA	Лавідж-Штайнер	DAGMAR (ACCA)
Етапи	Увага → Інтерес → Бажання → Дія	Обізнаність → Знання → Схильність → Перевага → Переконання → Купівля	Обізнаність → Розуміння → Переконання → Дія
Сильні сторони	Простота, універсальність	Деталізація емоційного та раціонального	Чіткість постановки цілей, вимірюваність
Слабкі сторони	Надмірна лінійність, ігнорування контексту	Складність вимірювання переходу між етапами	Фокус на комунікації, а не на фінансовому результаті

*Джерело : розроблено автором на основі [4, 5, 6]*

Проте в сучасних умовах цифровізації лінійні моделі піддаються справедливій критиці. Дослідники зазначають, що шлях споживача в digital-середовищі, особливо в умовах невизначеності та війни, став нелінійним, хаотичним та циклічним [7]. Феномен, відомий як «Messy Middle» (заплутана середина), описує процес, де споживач постійно перемикається між етапами дослідження та оцінки, ігноруючи послідовність класичної воронки. Відповідно, рекламний креатив має працювати не як крок у лінійній послідовності, а як самостійний тригер, здатний миттєво конвертувати увагу в дію.

## 1.2 Зміна маркетингової парадигми в умовах цифровізації економіки

Класичні уявлення, виконавши свою історичну місію структурування маркетингових знань, сьогодні стають гальмом для розвитку технологій штучного

інтелекту. Алгоритми машинного навчання, побудовані на лінійній логіці, не здатні вловити тонкі сигнали зміни трендів у зашумлених даних. Це вимагає залучення принципово іншого математичного апарату – теорії нелінійної динаміки та ентропії, яка дозволяє розглядати ринок не як механізм, а як живий організм зі складною поведінкою.

Сучасний етап розвитку економічних систем характеризується високим рівнем турбулентності, невизначеності та структурних зсувів, які неможливо повною мірою описати в рамках класичних лінійних моделей рівноваги. Традиційні підходи, що базуються на припущеннях про стабільність трендів та нормальний розподіл показників, втрачають прогностичну силу в умовах перманентних кризових явищ. Для адекватного відображення реалій цифрової економіки необхідний перехід до методів нелінійної динаміки та адаптивної парадигми, моделювання якої передбачає відмову від жорсткої фіксації структури моделі на користь гнучких алгоритмів, здатних змінювати свої параметри в режимі реального часу під впливом нових даних. Це особливо актуально для аналізу рекламних кампаній, де життєвий цикл креативу підпорядковується не лінійним законам, а складним синергетичним ефектам самоорганізації та біфуркацій (раптових якісних змін стану системи) [8, 9].

Ключовим поняттям для аналізу сучасного ринкового середовища стає ентропія, яка трансформується з термодинамічної категорії в універсальну міру неупорядкованості економічної системи. Економічний об'єкт (наприклад, рекламна кампанія або бренд) розглядається як відкрита система, що постійно обмінюється інформацією та ресурсами із зовнішнім середовищем. Зростання ентропії свідчить про збільшення хаосу та непередбачуваності реакції споживачів на маркетингові стимули [9].

Рекламний креатив можна розглядати як інформаційний пакет, що має певний рівень ентропії.

Низька ентропія: Креатив є занадто простим, передбачуваним, кліше. Він не несе нової інформації для споживача і, як наслідок, ігнорується.

Висока ентропія: Креатив є занадто хаотичним, складним для декодування, перенасиченим візуальними стимулами. Це створює когнітивний бар'єр і також призводить до відторгнення.

Оптимальна ентропія: Завдання комп'ютерного аналізу полягає у пошуку "золотої середини" – стану, де ентропія достатньо висока, щоб привернути увагу (новизна), але достатньо низька, щоб бути зрозумілою (впізнаваність).

Отже, зміна ентропії веде до зміни стратегії прийняття рішень суб'єктом, що підкреслює важливість моніторингу цього показника в динаміці [10].

В умовах обмеженого платоспроможного попиту та жорсткої конкуренції за увагу споживача (attention economy), взаємодія між брендами та аудиторією набуває антагоністичного характеру. Для оцінювання економічного ризику та моделювання конкурентної боротьби варто звернути увагу на класичну модель нелінійної динаміки Вольтерри-Лотки («хижак-жертва»)[8].

Жертва (Ресурс): Увага споживача. Це обмежений, вичерпний ресурс. В умовах інформаційного шуму здатність людини сприймати інформацію є лімітованою.

Хижак (Суб'єкт): Рекламний креатив або бренд, що «полює» за увагою.

Динаміка: Збільшення кількості агресивних рекламних повідомлень («хижаків») призводить до виснаження уваги аудиторії («жертв»), що проявляється у феномені «банерної сліпоти» або свідомому уникненні реклами (ad blocking). Це, в свою чергу, призводить до падіння ефективності реклами і скорочення популяції «хижаків» (вихід брендів з неефективних каналів), що з часом дозволяє відновитися увазі користувачів.

Ця циклічність, описана математично через диференціальні рівняння, пояснює хвилеподібний характер трендів у візуальній рекламі. Те, що було ефективним вчора, перестає працювати сьогодні через насичення системи, і потребує нових, більш витончених методів «полювання» (нових візуальних кодів) [10].

Аналіз фазових портретів такої системи дозволяє виявляти точки біфуркації – критичні моменти, коли система переходить від стабільного стану до

хаотичного, що на практиці означає різке падіння ефективності реклами (ad fatigue) [9].

Нове розуміння маркетингу базується на концепції Маркетингу 5.0, яка визначається як використання технологій, що імітують людську поведінку (AI, NLP, сенсори, робототехніка), для створення, комунікації та підвищення цінності на всьому шляху клієнта [11]. На відміну від попереднього етапу (Маркетинг 4.0), що фокусувався на діджиталізації, п'ята ітерація базується на синергії людського інтелекту та обчислювальної потужності машин.

Ключовими компонентами такого підходу є:

Прогнозний маркетинг (Predictive Marketing): використання машинного навчання для передбачення результатів кампаній ще до їх запуску.

Контекстний маркетинг (Contextual Marketing): персоналізація досвіду в реальному часі.

Розширений маркетинг (Augmented Marketing): використання технологій для підвищення продуктивності маркетологів (наприклад, генерація варіантів креативів) [11].

Отже, штучний інтелект виконує функцію «деміурга», який впорядковує хаос ринкових даних, знижуючи ентропію середовища та перетворюючи невизначеність на структуровані інсайти для прийняття рішень [9]. Таким чином, сучасне трактування маркетингу ґрунтується на відмові від лінійних детермінованих моделей на користь нелінійної, адаптивної логіки, здатної враховувати хаотичність і ентропійність цифрових ринків. Залучення методів штучного інтелекту та нелінійної динаміки забезпечує більш точне відображення поведінки споживачів, дозволяючи моделювати складні інформаційні взаємодії та підвищувати ефективність рекламної комунікації. У підсумку маркетинг постає як гнучка система, що самонавчається, інтегруючи машинні алгоритми у процес прийняття стратегічних рішень.

### 1.3 Підходи до підвищення ефективності рекламних кампаній

Пріоритетним вектором підвищення ефективності стає адаптація стратегій до стохастичної природи аукціонів Real-Time Bidding, де результат взаємодії визначається ймовірнісними, а не детермінованими факторами. У такому середовищі статичні медіа-плани втрачають свою актуальність вже у момент запуску, що актуалізує потребу в динамічних моделях управління. Традиційні підходи до управління рекламними креативами, що базуються на ретроспективному аналізі агрегованих даних та лінійній екстраполяції трендів, демонструють критичну неефективність в умовах сучасної економіки уваги [12]. Варто підкреслити, що динаміка сприйняття рекламного повідомлення аудиторією більше не може бути описана простими лінійними функціями затухання; вона набуває ознак складної адаптивної системи, де малі збурення (зміна кольору фону, тональності заголовка або часу показу) можуть призводити до макроскопічних змін у конверсійних діях, явище, яке в теорії хаосу характеризується як чутливість до початкових умов [13, 9]. Проблема полягає у розробці методології, яка дозволила б формалізувати життєвий цикл рекламного креативу не як статичну послідовність, а як неперервний динамічний процес [9].

Важливість такого переходу підкреслюється неспроможністю класичних метрик, таких як усереднений CTR (Click-Through Rate), вчасно сигналізувати про початок фази "втоми" (creative fatigue). Отже, інтеграція математичного апарату нелінійної динаміки стає необхідною умовою для створення предиктивних систем, здатних діяти на випередження.

Глобальне інформаційне перенасичення призвело до утвердження економіки уваги (Attention Economy), де увага користувача є найдефіцитнішим ресурсом. Дослідження показують, що здатність людини концентруватися на цифровому контенті скоротилася до кількох секунд [14].

Це породжує два критичні явища:

Банерна сліпота (Banner Blindness): Несвідоме ігнорування користувачами

елементів інтерфейсу, що нагадують рекламу. За даними 2024 року, середній CTR банерної реклами впав до 0.46% на десктопах і ще нижче на мобільних пристроях [15].

Рекламна втома (Ad Fatigue): Зниження ефективності креативу через часте повторення. Статистика платформи Meta свідчить, що коли частота показу оголошення перевищує 5 разів, вартість залучення клієнта (CPA) стрімко зростає, а показники залученості падають [16].

Статистичний аналіз платформи Meta демонструє, що понад 19% рекламних показів припадає на користувачів, які вже бачили конкретний креатив більше п'яти разів [17]. Це призводить до зростання вартості залучення клієнта (CPA), оскільки алгоритми рекламних платформ песимізують (знижують у видачі) оголошення з низьким рівнем залученості. Вплив якості креативу на фінансові результати є визначальним: згідно з даними Nielsen та Google, від 56% до 70% зростання продажів (sales lift) у цифрових каналах забезпечується саме якістю креативу, а не точністю таргетингу чи медіа-плануванням (табл.1.2). Це актуалізує необхідність впровадження систем автоматизованого моніторингу життєвого циклу креативів для своєчасної ротації [18].

Таблиця 1.2 – Частка впливу основних складових цифрової рекламної активності на показник ROI

<b>Фактор впливу на ROI</b>	<b>Частка впливу</b>	<b>Пояснювальна характеристика</b>
Креатив (Creative Quality)	56% - 70%	Домінуючий фактор успіху кампанії
Таргетинг (Targeting)	15% - 20%	Важливість знижується через алгоритмічну автоматизацію

<b>Фактор впливу на ROI</b>	<b>Частка впливу</b>	<b>Пояснювальна характеристика</b>
Контекст/Плейсмент	10% - 15%	Залежить від платформи
Бренд/Продукт	5% - 15%	Базовий рівень довіри

*Джерело : розроблено автором на основі [ 17, 18]*

Це актуалізує необхідність впровадження систем комп'ютерного аналізу, здатних виявляти ознаки втоми аудиторії на ранніх етапах та автоматично пропонувати ротачію візуальних елементів.

Також головним викликом для автоматизованого аналізу креативів є так званий «семантичний розрив» (semantic gap) – нездатність комп'ютера співвіднести низькорівневі ознаки зображення (пікселі, кольори) з його високорівневим змістом (емоції, сенси). Вирішення цієї проблеми лежить у площині Computational Advertising – дисципліни, що поєднує інформатику, статистику та психологію [19].

Перспективним напрямком є використання мультимодальних нейронних мереж, таких як архітектура CLIP (Contrastive Language-Image Pre-training). Ці моделі навчаються на парах «зображення-текст», що дозволяє їм створювати спільний векторний простір для візуальної та вербальної інформації. Завдяки цьому алгоритми можуть «розуміти» контекст і знаходити неочевидні зв'язки між елементами дизайну та ефективністю реклами, навіть без попереднього навчання на розмічених даних (zero-shot learning) [20].

Теж, варто зазначити, що поточний ринок вимагає специфічних підходів до резильєнтності [21]. Машинне навчання набуває нових функцій, пов'язаних з етикою та безпекою.

#### 1. Детекція чутливого контенту (Brand Safety in Wartime)

Візуальні символи змінюють свої конотації. Зображення феєрверку, яке раніше конотувало "свято", в нинішній час може викликати асоціації з вибухами та

травматичний досвід (ПТСР). Звичайні моделі сентимент-аналізу, навчені на глобальних датасетах, не знають про цей контекстуальний зсув.

Тому виникає потреба донавчання моделей (Fine-tuning) на локальних даних для виявлення специфічних "тригерів" [22]. Автоматизована система повинна діяти як фільтр, та не пропускати креативи, що здатні завдати шкоди репутації бренду або психологічному стану споживачів.

## 2. Адаптація до зміни емоційного фону

Емоційний стан суспільства є вкрай динамічним (від ейфорії до депресії, від гніву до надії). Отже, статичні моделі швидко застарівають. Адаптивне моделювання передбачає постійне оновлення ваг моделі. Система повинна моніторити соціальні мережі в реальному часі (Social Listening), щоб розуміти поточний "Zeitgeist" (дух часу) і підлаштовувати рекомендації щодо тональності реклами [8].

## 3. Ефективність при обмежених ресурсах

В умовах економічного спаду та скорочення бюджетів, ефективність (ROI) стає питанням виживання. ML дозволяє оптимізувати витрати, виявляючи "вигорання" креативів (ad fatigue) на ранніх етапах. Використовуючи ентропійний підхід [10], можна оцінювати ризик "просадки" ефективності і вчасно проводити ротацію матеріалів.

Не можна не відмітити ще той факт, що однією з найбільших проблем впровадження ML у маркетинг є непрозорість алгоритмів. Нейромережа може з високою точністю прогнозувати успіх креативу, але не завжди може пояснити причину. Це явище відоме як проблема "Чорної скриньки" (Black Box).

Для маркетингу це критично, оскільки креативний директор або бренд-менеджер повинен розуміти, чому алгоритм рекомендує саме це рішення. Сліпа довіра "машині" може призвести до стратегічних помилок. Наприклад, алгоритм може виявити помилкову кореляцію (spurious correlation): якщо в усіх успішних рекламах минулого року був сніг (бо це були різдвяні кампанії), модель може рекомендувати додавати сніг у літню рекламу.

Вирішенням є розвиток напрямку Explainable AI (XAI). Методи візуалізації уваги нейромережі (наприклад, Grad-CAM) дозволяють побачити "теплові карти" (heatmaps) – на які саме частини зображення "дивився" алгоритм при прийнятті рішення. Це дозволяє верифікувати, чи спирається модель на релевантні ознаки (наприклад, продукт), чи на фоновий шум [23].

Однією з найбільших перспектив розвитку технологій у Computational Advertising є використання генеративного штучного інтелекту (Generative AI) для створення та оптимізації контенту. У парадигмі ентропійного підходу, ШІ виступає як інструмент упорядкування хаосу: він здатний генерувати тисячі варіацій креативів, тестувати їх на віртуальних моделях аудиторії та відбирати найбільш ефективні варіанти, тим самим знижуючи невизначеність та економічні ризики для рекламодавця [24].

Проведений аналіз дозволяє стверджувати, що сучасна рекламна екосистема функціонує в умовах високої невизначеності, інформаційного перенасичення та швидкозмінних емоційних і поведінкових патернів аудиторії. Це формує комплекс взаємопов'язаних проблем – від креативної втоми та банерної сліпоти до семантичного розриву й непрозорості ML-алгоритмів. Перспективи їх вирішення полягають у розвитку адаптивних, мультимодальних та пояснюваних моделей, здатних прогнозувати динаміку ефективності креативів у реальному часі та мінімізувати ризики стратегічних рішень.

## РОЗДІЛ 2

### АНАЛІЗ РЕКЛАМНИХ КРЕАТИВІВ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ МЕТОДІВ КОМП'ЮТЕРНОЇ ОБРОБКИ ТА МОДЕЛЮВАННЯ

#### 2.1 Формування інформаційної бази та методики автоматизованого збору рекламних креативів

Рекламний креатив слід розуміти як цілісне повідомлення, яке комбінує текстові, візуальні та емоційно-психологічні елементи. Це може бути текстове оголошення, графічний банер, відео або мультимедійна креативна форма, де важливу роль відіграють не лише слова, а й кольори, композиція, шрифти, форми, зображення, типографіка, символіка. У контексті сучасної реклами такі візуальні комунікації часто визначаються як основа ефективного рекламного повідомлення – вони формують перше враження, емоційний настрій, асоціативний образ бренду або продукту [25].

Візуальні складові креативу можуть передавати соціально-культурні значення, створювати впізнаваний стиль бренду, формувати емоційний зв'язок із аудиторією. У графічному оформленні реклами кольори, форми, композиція та символи несуть семантичне навантаження, яке може впливати на сприйняття, настрої і поведінку споживача [26].

Крім цього, психологічний вплив реклами – це не лише зміст повідомлення чи асоціації, але й спосіб, яким візуальні та текстові елементи комбінуються, створюючи цілісний образ. Підбір кольорів, контрастів, композицій, форматів має важливий вплив на емоції, увагу, рішення споживача [27].

Для проведення комп'ютерного аналізу рекламних креативів на основі машинного навчання важливо мати репрезентативну, різнопланову, структуровану інформаційну базу (корпус) креативів. Така база має включати:

*Різні формати реклами:* статичні банери, графічні оголошення, відео, інтернет-оголошення (наприклад, для соцмереж, месенджерів), офлайн-рекламу тощо. Це дає змогу охопити широку гаму креативів і форматів, що використовуються на ринку.

*Візуальні дані:* зображення, кольорову гаму, композицію, форми, шрифти, символіку – для аналізу візуального стилю, композиційних рішень, графічних патернів.

*Текстові дані:* слогани, опис товару/послуги, заголовки, заклики до дії (call-to-action), інший текстовий контент – для аналізу лексики, семантики, стилістики.

*Метадані:* дата публікації, канал/платформа (соцмережа, вебсайт, офлайн), таргетинг/аудиторія, формат (статичний, відео тощо), та, якщо доступно – показники ефективності (перегляди, кліки, CTR, реакції аудиторії).

*Соціокультурний контекст:* можливо, геолокація, мова, культурні особливості, сегмент аудиторії – особливо важливо, якщо база буде використовуватись для аналізу з огляду на ринок конкретної країни.

Наявність такої бази дозволяє не лише зберігати «сирі» креативи, а й надавати їм структуровані, стандартизовані атрибути – що необхідно для коректного застосування методів машинного навчання.

Крім того – база має бути динамічною і актуалізованою, оскільки рекламні формати, візуальні стандарти, тренди, культурні та соціальні норми змінюються з часом. Це забезпечує репрезентативність і достовірність аналізу. У контексті української реклами важливо враховувати соціокультурні трансформації, які впливають на стиль, зміст і форму реклами [28].

Ефективний аналіз рекламних креативів у цифровому середовищі потребує формування масштабної, репрезентативної та якісно структурованої інформаційної бази. У сучасних умовах стрімкого розвитку цифрових платформ та зростання обсягів контенту ручний збір даних є малоефективним, неконсистентним і не забезпечує повноти вибірки. У зв'язку з цим спостерігається тенденція до масштабування застосування методів автоматизованого парсингу [29]

### *Web-scraping графічних і текстових рекламних оголошень*

Web-scraping включає автоматичне завантаження структурованої та неструктурованої інформації з веб-ресурсів і є ключовим інструментом у цифровому маркетинговому аналізі [30]. У межах дослідження рекламних креативів це дозволяє отримувати:

- графічні файли (банери, previews);
- рекламні тексти (headline, description, CTA);
- HTML-структуру блоку;
- метадані: час публікації, категорії, технічні параметри.

Практичні інструменти: BeautifulSoup, Selenium, Playwright, Apify, ScrapeAPI. Більшістю науковців підкреслюється, що скрапінг дозволяє обходити обмеженість API та формувати власні датасети для NLP і CV-аналізу [31].

### *Використання офіційних API соціальних мереж*

Facebook, TikTok, LinkedIn, Twitter/X надають офіційні API для збору рекламних і поведінкових даних. У наукових роботах API визначають як найбільш надійний спосіб отримання структурованих параметрів кампаній та метрик взаємодії.

API дозволяє отримувати: CTA, impressions; дані кампаній (тривалість, аудиторії); ідентифікатори рекламодавців; посилання на медіафайли.

Разом із тим дослідники відзначають, що API часто обмежені політиками конфіденційності, що ускладнює збір текстових та візуальних елементів оголошень [32].

### *Автоматизований збір даних з відкритих рекламних бібліотек*

Ad Libraries Facebook, TikTok та інших платформ є важливим джерелом даних для досліджень у сфері прозорості реклами. У наукових роботах саме ці бібліотеки використовуються для аналізу таргетингу, тематики та структури рекламних кампаній [33].

Формати збору: API (якщо доступний); web-scraping HTML-блоку; комбіновані методи.

Такі бібліотеки дозволяють формувати масштабні датасети креативів для подальшого ML-аналізу.

#### *Збереження медіафайлів у хмарних інфраструктурах*

Оскільки зображення реклами часто зберігаються у CDN із коротким часом доступності, дослідження рекомендують завантажувати їх у стабільні хмарні сховища – AWS S3, Google Cloud Storage, Azure Blob [34].

Це забезпечує сталі посилання, можливість повторного аналізу ТА інтеграцію з ML-пайплайнами.

Особливо це актуально для комп'ютерного бачення та аналізу візуальних особливостей реклами.

#### *Формування структурованої бази даних*

Зібрані дані зберігаються у реляційних або документних БД — PostgreSQL, MongoDB.

У наукових джерелах підкреслюється важливість структурованості для відтворюваності досліджень та коректного машинного навчання [35].

У базі даних для кожного креативу зберігаються:

- метадані (дата, формат, рекламодавець);
- текстові елементи;
- посилання/hashe на медіафайли;
- ознаки для NLP та CV-аналізу;
- попередні ML-оцінки (тональність, об'єкти на зображенні тощо).

Такі бази є фундаментом для подальших модулів multimodal ML, CV та аналізу ефективності реклами.

Отже, база рекламних креативів для машинного аналізу має відповідати таким вимогам:

Репрезентативність і різноманіття форматів та стилів (графічні банери, відео, постери, онлайн та офлайн формати).

Наявність структури: метадані + контент (текст, зображення/відео) + візуальні ознаки (кольори, композиція, типографіка).

Актуальність та оновлення – база має рости з часом, щоб відображати сучасні тенденції в рекламі.

Зручність для аналізу та машинного навчання: стандартизовані формати, зрозуміла категоризація, можливість вибіркового відбору (за форматом, стилем, цільовою аудиторією, каналом).

Можливість збору як автоматичним способом (для онлайн-реклами), так і ручним / гібридним (для офлайн або складних форматів).

Запис візуальних та семантичних характеристик, які можуть використовуватись як ознаки (features) для подальшого аналізу.

Формування якісної та репрезентативної інформаційної бази є ключовою передумовою проведення валідного аналізу рекламних креативів у цифровому середовищі. У науковій літературі підкреслюється, що достовірність результатів маркетингових досліджень прямо залежить від повноти та структурованості вхідних даних, особливо в умовах нелінійності сучасних ринкових процесів [8, 9]. Саме тому на цьому етапі було зосереджено увагу на побудові автоматизованої системи збору та обробки фактологічного матеріалу, що включав візуальні та текстові компоненти рекламних оголошень.

Первинна база рекламодавців була створена на основі внутрішньої корпоративної інформації компаній-рекламодавців LinkedIn (LinkedIn Advertisers). Методом цілеспрямованого відбору (purposive sampling) було сформовано вибірку зі 100 компаній, що включала як великі, так і середні компанії. Такий підхід забезпечив збалансованість щодо обсягів рекламних бюджетів, характеру рекламних стратегій та рівня креативної зрілості бізнесів, що особливо важливо при подальшому зіставленні результатів.

Для забезпечення стандартизованості аналізу було обрано формат Single Image Ads, який є найбільш поширеним у LinkedIn Ads і дозволяє порівнювати оголошення за однорідними візуальними та текстовими параметрами.

У процесі збору рекламних матеріалів було отримано 2200 рекламних оголошень (табл.2.1).

Таблиця 2.1 – Структура зібраних рекламних оголошень за типом компаній

Категорія рекламодавців	Кількість оголошень	Частка
Середні компанії	1679	76,3%
Великі компанії	526	23,7%
Разом	2200	100%

*Джерело : розроблено автором*

Щоб організувати повний цикл збору, збереження та аналітичної обробки рекламних креативів, було сформовано комбінований даний пайплайн, який поєднує автоматизовані процедури з необхідними ручними етапами контролю та доповнення даних. Основні модулі цього процесу включають (рис. 2.1):

*LinkedIn API* – для отримання структурних параметрів (headline, ad description, CTA, URL, advertiser ID, ad ID).

*Кастомний web-scraping* – для збору текстово-візуальних даних, не передбачених стандартними ендпоінтами API.

*Python-модулі (Pandas, Requests, Pillow)* – для очищення даних, нормалізації форматів, перевірки валідності посилань на зображення.

*Google Drive API* – для автоматичного збереження зображень, життєвий цикл посилань на які у LinkedIn обмежений кількома днями.

*Creative Analysis Agent (Claude Sonnet 4)* – для автоматичної обробки рекламних зображень

*PostgreSQL* – як основне сховище ETL-даних, що дозволяє виконувати подальше групування, кодування та статистичну обробку.

*Retrieval-Augmented Generation (RAG model: Claude Sonnet 4)* – для побудови узагальненого аналізу рекламних креативів у межах галузі: автоматичного зіставлення окремих креативів з базою всіх проаналізованих оголошень, виокремлення повторюваних патернів, формування інтегрованих

рекомендацій щодо візуальних і текстових стратегій, а також побудови аналітичних резюме.

*ML-пайплайн (scikit-learn, XGBoost, LightGBM)* – для побудови класифікаційних і регресійних моделей, які передбачають ефективність креативів (CTR, engagement class) на основі візуальних і текстових характеристик.

*Computer Vision (OpenCV, scikit-learn, Tesseract OCR)* – використано алгоритм K-Means Clustering для сегментації колірної палітри та модель HSV для визначення "Visual Trust Score". Застосовано Haar Cascades для детекції об'єктів (облич), а також для побудови числових ознак зображень (колірні гістограми, контрастність, щільність тексту), і семантичних ознак із заголовків та описів (TF-IDF, sentiment score, readability index).

*NLP & OCR (EasyOCR, RegEx)* – реалізовано Deep Learning OCR для розпізнавання тексту на зображеннях та словниковий аналіз (Lexicon-based approach) для оцінки якості копірайтингу (Value Proposition).

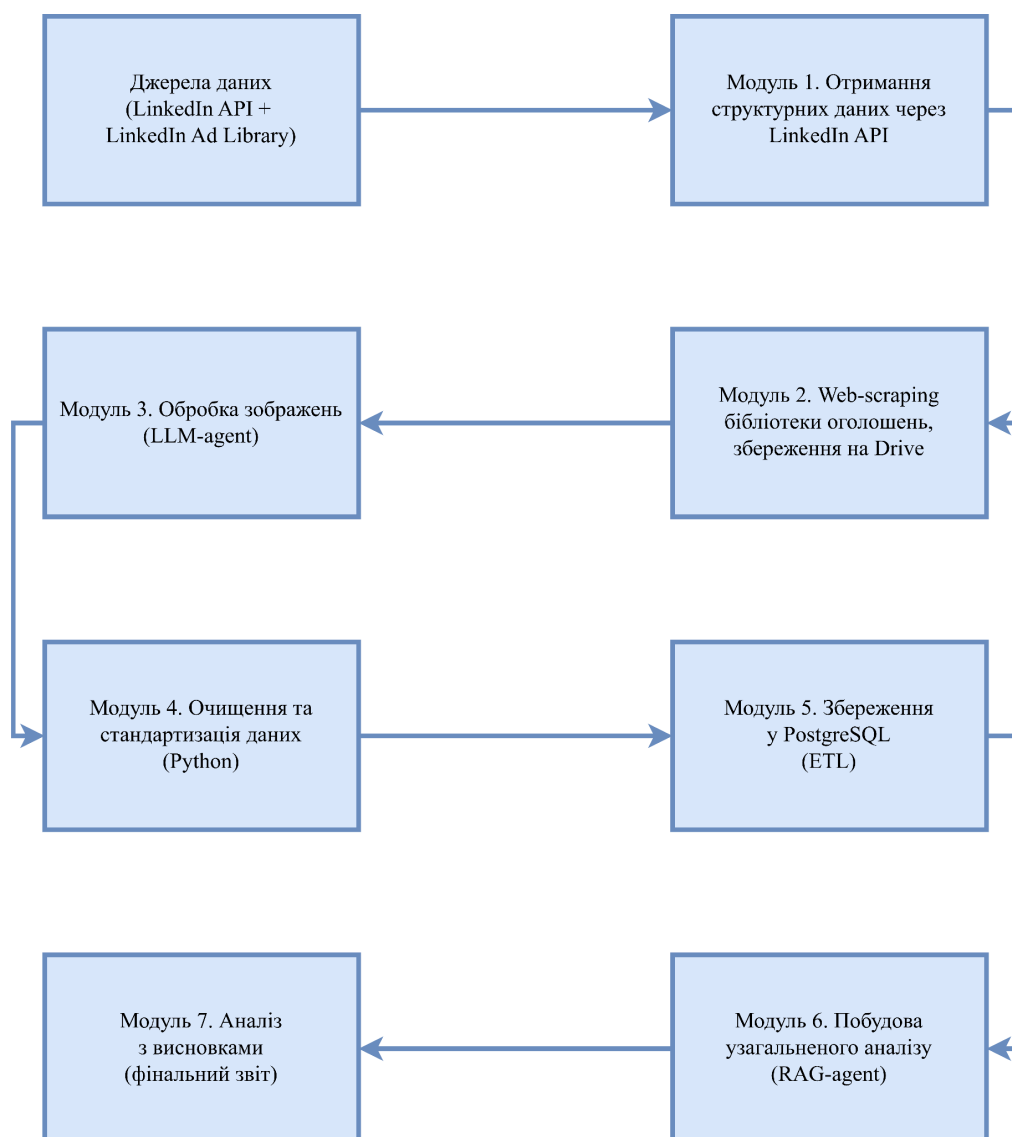
*Heuristic Scoring Model* – розроблено авторський алгоритм зваженої оцінки RAG Alignment Score на основі моделі DAGMAR (Awareness, Comprehension, Conviction).

*Linear Regression* – побудовано регресійну модель для визначення тренду залежності CTR від якості креативу.

*Clustering (scikit-learn)* – застосовано алгоритм K-Means для сегментації креативів на групи ("High Performers", "Abstract/Product", "Human-Centric") на основі нормалізованих векторів ознак.

*Python Libraries (Matplotlib, Seaborn)* – побудовано діаграми розсіювання (Scatter Plots) з лініями тренду, теплові карти кореляцій (Heatmaps) та діаграми розмаху (Boxplots) для візуального підтвердження статистичних висновків.

Особливу увагу було приділено вирішенню проблеми короткого часу життя URL рекламних зображень. Для цього створено окремий модуль, який автоматично зберігає кожне зображення на Google Drive з прив'язкою до унікального ad ID, що забезпечило надійність та повноту інформаційної бази.



*Рисунок 2.1 – Узагальнена структурна схема автоматизованого workflow збору даних*

*Джерело: розроблено автором*

Початковий масив даних був очищений відповідно до обмежень валідності та аналітичної доцільності. Як критерій відбору застосовано показник *ad duration* – тривалість активності оголошення. До аналізу включені лише креативи, що були активними не менше 90 днів, оскільки саме така тривалість дозволяє вважати оголошення статистично значущим щодо його ефективності.

Після етапів валідації, очищення, видалення дублікатів та некоректних записів сформовано фінальний датасет із 442 рекламних креативів, що став основою подальшого моделювання (табл.2.2).

Таблиця 2.2 Етапи очищення та формування фінальної вибірки

Етап обробки	Кількість оголошень
Початковий масив	2200
Неактивні < 90 днів	-310
Не цільовий тип реклами	-1448
Фінальний датасет	442

*Джерело : розроблено автором*

Побудова інформаційної бази з урахуванням нових методів автоматизованого збору відповідає сучасним науковим підходам до дослідження ринкових процесів, які розглядають економічні системи як нелінійні, відкриті та такі, що перебувають у стані постійної динаміки [8]. У таких системах якість даних відіграє критично важливу роль, оскільки навіть незначні спотворення на етапі збору можуть призвести до неправильного трактування моделей і хибних висновків [9].

Крім того, принципи адаптивної парадигми, згідно з якими модель має підлаштовуватися під середовище, підтверджують доцільність використання автоматизованих систем збору даних, здатних оновлювати вхідну інформацію в реальному часі.

У межах розділу було сформовано комплексну, валідну та масштабовану інформаційну базу рекламних креативів, що включає текстові, структурні та візуальні дані оголошень LinkedIn. Завдяки впровадженню автоматизованого workflow вдалося мінімізувати похибки, забезпечити відтворюваність процедури та підготувати надійний фундамент для подальшого машинного аналізу ефективності креативів.

## 2.2 Алгоритм Автоматизованого аналіз рекламних креативів із використанням RAG-агента та генеративних моделей

У сучасному маркетингу все частіше використовуються рішення на основі штучного інтелекту (ШІ) для аналізу, оптимізації та генерації рекламних матеріалів. Зокрема, AI-інструменти дають змогу обробляти великі обсяги даних про рекламу – зображення, тексти, метадані – набагато швидше й ефективніше, ніж вручну, виявляти патерни, закономірності, сегменти аудиторії, а також прогнозувати успішність креативів [36].

Генеративні моделі ШІ – частина цього процесу: вони здатні створювати текстовий або візуальний контент, пропонуючи альтернативні версії креативів, адаптовані під конкретну цільову аудиторію чи стратегію. Такий підхід вже розглядають як одне з ключових майбутніх напрямів у digital-маркетингу [37, 38].

З іншого боку, для якісного й надійного аналізу важливо не лише генерувати контент, але й правильно формалізувати (структурувати) наявні креативи – тобто перетворювати їх з «неструктурованих» даних (зображення, текст, опис, формат тощо) у набір змінних, придатних для машинного аналізу, побудови моделей, класифікації, прогнозування. Саме тут на допомогу приходить підхід з AI-агентами, які можуть автоматично аналізувати мультимодальні креативи [39].

Підхід Retrieval-Augmented Generation (RAG) – це метод у сфері штучного інтелекту, який поєднує можливості пошуку інформації та генерації контенту. Ідея проста: перед тим, як згенерувати текст (чи інший контент), модель звертається до зовнішньої бази даних або джерел, витягує релевантну інформацію, а потім, враховуючи цей контекст, формує відповідь [40].

Це дає кілька переваг над класичними великими мовними моделями (LLM), які працюють лише на базі навчання.

RAG забезпечує актуальність та релевантність інформації за рахунок підключення зовнішніх (або власних) джерел [41].

RAG допомагає зменшити проблему «галюцинацій» моделей, коли вони генерують неправдиву або невірну інформацію, – адже відповідь базується на конкретних джерелах.

RAG-системи можуть працювати з різними типами даних: не лише текст, а й – за сучасних підходів – з мультимодальними (зображення + текст) [42].

Термін «RAG-агент» часто означає програму або модуль, який реалізує такий підхід: agent спершу виконує пошук/витяг інформації, потім передає результати генеративній моделі, і генерує структурований висновок або відповідь [43].

Генеративні моделі – є досить широким поняттям. У контексті реклами й аналізу креативів це можуть бути моделі, які генерують текст (слогани, опис, СТА), чи навіть візуальний контент (банери, зображення), або виконують мультимодальний аналіз, інтегруючи текстову та візуальну інформацію. Поєднання генеративних моделей із RAG дає змогу застосовувати AI не тільки для генерації нових креативів, а й для оцінки, класифікації вже існуючих, з витягом релевантних ознак [44].

В ході дослідження було реалізовано аналіз рекламних креативів за допомогою мультимодального LLM-агента (модель Claude AI), що працює у мультимодальному режимі та приймає на вхід одночасно: зображення рекламного креативу (Single Image Ad); текстові характеристики (headline, ad description, СТА); технічні параметри (ad type, advertiser industry, web domain).

Наступним етапом, завдяки спеціально сформованому промпту, агентом було проведено розширений структурований LLM-аналіз за трьома напрямками (табл.2.3).

Як результат, LLM-агент повертає структуровану інформацію з усіма виявленими ознаками. Ці результати автоматично записуються до бази даних (наприклад, PostgreSQL), що дає змогу подальшої обробки: нормалізації, трансформації, підготовки до машинного навчання.

Таблиця 2.3 – Структура автоматизованого аналізу рекламних креативів

Напрямок аналізу	Опис	Основні елементи
Creative Features	Комплексний опис візуальних і текстових характеристик рекламного креативу, включаючи структуру зображення, стиль копірайтингу та композицію	Колірна палітра: домінантні кольори, контраст, фон; Типографіка: шрифти, жирність, розмір тексту; Композиція: розташування елементів, split-screen, положення логотипу та продукту; Динаміка/ефекти: анімації, відео-порівняння; Візуальні акценти: підкреслення ключових повідомлень; Емоційна тональність: професійна, інноваційна, дружня тощо; Присутність людей/об'єктів: демо-продукту, персонажі; Кількість тексту: опис/хедлайн, зайнята площа.
Messaging Strategy	Аналіз змісту рекламного повідомлення, позиціонування продукту, логіки аргументації та B2B/B2C-націленості	Core message: основна ідея оголошення; Tone of voice: професійний, дружній, експертний; Переваги/Value proposition: що пропонує продукт; СТА: явні/неявні заклики до дії; Стратегія подання: problem-agitation-solution, comparative positioning; Текстове розміщення: top-heavy, mixed zones, headline bottom; Audience targeting: явна/неявна ЦА; USP vs Generic: унікальна пропозиція vs стандартні меседжі; Довжина тексту: слова у заголовку/описі.
Keywords	Виділення ключових семантичних тем, індустриальних тегів, маркетингових понять і контекстних характеристик реклами	Семантичні кластери; індустриальні ключові слова; опис продукту/послуги; терміни, пов'язані з цінністю продукту; маркетингові маркери; engagement-related keywords; B2B/B2C теги

Джерело : розроблено автором на основі [45, 46]

Після завантаження в базу даних здійснюється перетворення даних на відповідні змінні.

Категоріальні змінні: тип колірної палітри, наявність облич, тип СТА, формат повідомлення, емоційний тон тощо.

Бінарні ознаки: присутність/відсутність певних елементів (наприклад, логотип, продуктове фото, текст СТА, люди на зображенні).

Семантичні вектори (embeddings): для текстової частини – за допомогою NLP-методів; для зображень – за допомогою підходів комп'ютерного зору (якщо передбачено).

У результаті усі рекламні креативи, незалежно від формату (зображення + текст), отримують уніфіковану структуру, придатну для машинного аналізу, класифікації, побудови моделей прогнозування ефективності, згрупування, виявлення патернів тощо.

Такий підхід суттєво спрощує роботу з великими наборами креативів, дозволяє швидко масштабувати аналіз, зменшує людський фактор і мінімізує помилки, притаманні рутинній обробці. Він дає змогу, зокрема, використовувати машинне навчання для задач кластеризації, класифікації, предикції (наприклад, оцінка ймовірності успіху креативу, сегментація за стилем, тональністю, цільовою аудиторією тощо).

### **2.3 Аналітичне моделювання ефективності креативів і дослідження закономірностей на основі ML/NLP/DL**

Аналітичне моделювання ефективності рекламних креативів передбачає системне дослідження того, як окремі візуальні, текстові та структурні елементи рекламного оголошення впливають на його результативність. Більшість науковців відзначають, що поєднання методів машинного навчання, лінгвістичного аналізу та обробки зображень дозволяє формувати комплексне уявлення про рекламний

контент, виявляти закономірності його впливу та прогнозувати ефективність нових оголошень на основі історичних даних [47].

Виділяють три технологічні основи сучасного моделювання:

1. ML (machine learning) – моделювання причинно-наслідкових зв'язків між характеристиками креативів та метриками ефективності;
2. NLP (natural language processing) – аналіз семантики, тональності, прагматики текстових елементів реклами;
3. DL (deep learning) – обробка складних візуальних патернів та глибоке виявлення прихованих ознак [48, 49].

Поєднання цих методів підвищує точність прогнозування поведінкових метрик користувачів, оскільки реклама є багатовимірним мультимодальним об'єктом, що містить одночасно зображення, текст та дизайн-структури [50].

Таким чином, аналітичне моделювання ефективності рекламних креативів передбачає інтеграцію статистичних методів, алгоритмів класифікації та кластеризації, семантичного аналізу й глибоких моделей комп'ютерного зору, що дає змогу визначати закономірності успішних стратегій та будувати рекомендації для покращення реклами.

В ході дослідження, вдалося встановити залежності між параметрами рекламних креативів і їхніми фактичними показниками ефективності. Оцінювання здійснювалося за допомогою коефіцієнтів результативності: Organic impressions, Paid Engagement, Organic engagements, Paid impressions, Paid clicks.

Для цього було реалізовано багатоступеневий процес аналітичного моделювання.

#### *Кластеризація та сегментація рекламних креативів*

Для виявлення стійких патернів у багатовимірному просторі ознак та групування оголошень за схожістю стратегій було застосовано комбінований підхід:

K-Means Clustering: Алгоритм навчання без вчителя було використано для двох задач:

1. Декомпозиція візуального ряду (виділення домінуючих колірних патернів);

2. Групування фінальних креативів за сукупністю показників «Прогнозована якість (Score) – Фактична ефективність (CTR)» для виділення кластерів лідерів та аутсайдерів.

Feature-Based Segmentation (Сегментація за ознаками): Розділення вибірки на бінарні групи на основі результатів Computer Vision (зокрема, за наявністю обличчя – Human Presence). Це дозволило порівняти ефективність полярних стратегій: емоційної (Human-Centric) та раціональної (Abstract/Product).

Метою етапу було визначення типових стилів рекламних оголошень у межах індустрії та виявлення груп креативів, що демонструють стабільно високі результати. Цей етап дозволив сформувати емпіричні закономірності між структурними ознаками креативу (наявність людей, тип палітри) і його реальним performance-потенціалом.

#### *Візуалізація аналітичних залежностей*

Для інтерпретації взаємозв'язків між розрахованими скоринговими метриками та бізнес-показниками (CTR, CPC) було використано методи прямої візуалізації даних:

Scatter Plots (діаграми розсіювання) з лініями регресії – для оцінки трендів та перевірки валідності прогнозів;

Correlation Heatmaps (теплові карти) – для комплексного аналізу мультиколінеарності між усіма змінними;

Boxplots (діаграми розмаху) – для порівняння розподілу ефективності між виділеними кластерами (Human-Centric vs. Product-Centric)

#### *Статистична оцінка впливу ознак*

Для визначення факторів, що детермінують успішність креативу, на пілотній вибірці застосовано класичний статистичний апарат:

Кореляційний аналіз Пірсона – для вимірювання сили та напрямку зв'язку між відповідністю RAG-бенчмаркам та реальним CTR;

T-критерій Стьюдента – для перевірки статистичної значущості різниці середніх показників між групами креативів з різними візуальними стратегіями.

Результати показали, що найбільш значущими ознаками є:

- наявність чіткої value proposition;
- використання контрастної кольорової палітри;
- зображення людини або обличчя;
- конкретний та виразний СТА.

Ці ефекти добре корелюють із попередніми висновками науковців щодо ролі зорової та семантичної привабливості реклами у формуванні поведінкової реакції аудиторії [45, 47].

#### *Узагальнення інсайтів через RAG-аналіз*

На підсумковому етапі було використано RAG-агент для інтерпретації комплексних результатів моделювання.

AI-агент здійснив автоматизоване узагальнення знайдених патернів та сформував:

- best-practices для створення високоефективних креативів;
- перелік успішних стратегій, що регулярно зустрічаються в креативах із високими метриками CTR та тривалим періодом показу;
- рекомендації щодо headline, СТА, кольорової палітри та стилістики.

Отримані інсайти можуть застосовуватися: внутрішніми командами дизайнерів і маркетологів; у системах автоматичного аналізу рекламних кампаній; у dashboard-середовищах та клієнтській звітності; для подальшого навчання ML-моделей на розширених датасетах.

Застосування ML/NLP/DL-алгоритмів дало змогу системно оцінити креативи та виділити ключові фактори, що впливають на успіх. На основі цих даних RAG-агент сформував базу best-practices, необхідну для прийняття обґрунтованих рішень у цифровій рекламі.

## РОЗДІЛ 3

### ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ ЗБОРУ ТА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ РЕКЛАМНИХ КРЕАТИВІВ

#### 3.1 Побудова автоматизованого ETL-пайплайну для збору та збереження мультимодальних даних

У цьому розділі розглядається програмна реалізація системи комплексного аналізу та скорингу рекламних матеріалів. Ключовою метою розробки є створення інструментарію для об'єктивного порівняння внутрішніх рекламних креативів компанії із загалузевими стандартами (Industry Benchmarks) на основі мультимодальних даних.

Спочатку описується архітектура ETL-процесу, реалізованого на базі платформи n8n та LinkedIn API. Цей модуль забезпечує формування зовнішньої бази знань шляхом збору та агрегації даних про успішні кампанії конкурентів. Окрему увагу приділено технічним рішенням для веб-скрейпінгу та збереження медіа-асетів, що дозволило створити репрезентативний масив ("еталон") для виведення кращих практик (Best Practices).

Далі розглядається методологія семантико-візуального аналізу із використанням великих мовних моделей (LLM). Описано роботу Vision-агентів, які декомпонують креативи на складові елементи, та RAG-системи, що автоматично зіставляє характеристики внутрішніх оголошень із виявленими патернами успіху в індустрії.

Центральна частина розділу присвячена розробці архітектури інтелектуального скорингу (Scoring System). Описано підхід до обробки внутрішніх рекламних креативів, який базується на використанні детермінованих алгоритмів комп'ютерного зору (Computer Vision).

Основою дослідження став масив даних, зібраний із платформи LinkedIn, що охоплює рекламну активність 82 компаній сектору IT Services. Для забезпечення репрезентативності вибірка була стратифікована: 41 великих підприємств (Large Enterprise) та 41 компаній середнього розміру (Mid-sized), головний офіс яких розташовується в Сполучених Штатах Америки.

У дослідженні використано деперсоналізовані історичні дані. Для дотримання конфіденційності фінансові метрики подано у відносних величинах, що не впливає на результати моделювання. Збереження мультиколінеарності між показниками вартості та залученості (CPC/Cost Per Result, CTR/ER) зроблено навмисно. Це дозволяє верифікувати гіпотезу про специфіку трафіку: збіг цих метрик підтверджує суто прагматичний характер взаємодії користувачів з рекламою, характерний для професійного сегменту.

Процес збору та попередньої обробки даних (ETL – Extract, Transform, Load) складався з наступних етапів:

1. Гібридний збір даних (n8n + API + Web Scraping). Первинна екстракція даних здійснювалася через LinkedIn API, інтеграцію з яким було реалізовано на базі платформи автоматизації робочих процесів n8n.

n8n – це інструмент оркестрації робочих процесів (workflow orchestration tool) з відкритим вихідним кодом, що базується на вузловій архітектурі (node-based architecture). Він дозволяє візуально моделювати логіку обробки даних, керувати API-запитами, автентифікацією та трансформацією JSON-об'єктів без необхідності написання надлишкового шаблонного коду (boilerplate code).

Використання n8n дозволило налаштувати стабільний сценарій (workflow) (рис.3.1) взаємодії з серверами LinkedIn:

1. Автоматизація надсилання HTTP-запитів через спеціалізовані ноди.
2. Керування токенами доступу (Access Tokens) та обробка обмежень частоти запитів (Rate Limiting).
3. Первинна агрегація "сирих" відповідей у форматі JSON.

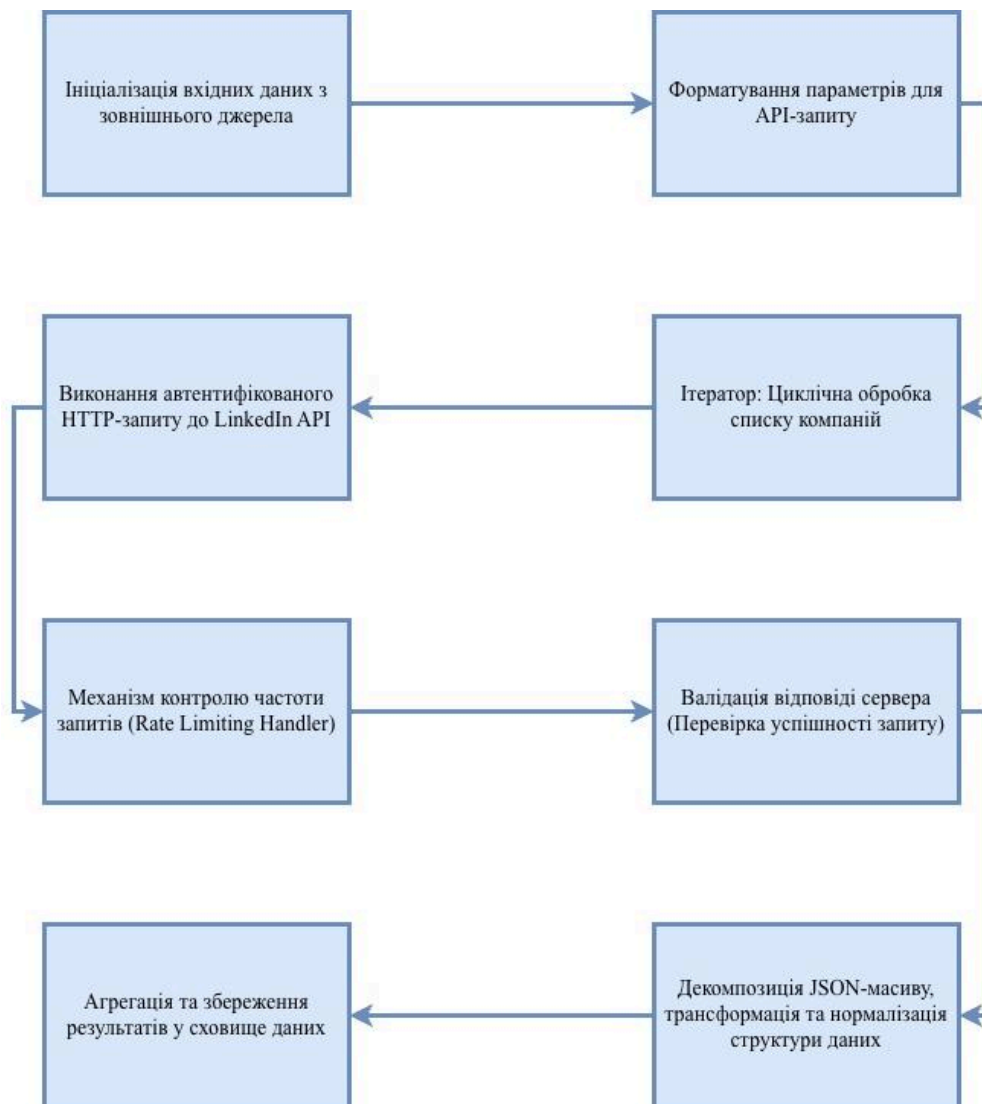


Рисунок 3.1. – LinkedIn API Ads pipeline (external data)

Джерело: розроблено автором

Для калібрування моделі та перевірки гіпотез необхідно сформувати контрольну групу даних («Control Group») на основі реальної історичної активності компанії (рис.3.2).

Однак, у ході аналізу отриманих через API даних було виявлено, що стандартні ендпоінти повертають обмежений набір метаданих (переважно ID та базові посилання). Для отримання повного контексту архітектуру було доповнено модулем кастомного web-scraping-рішення у вигляді сервісу на FastAPI. Сервіс використовує стандартні інструменти екстракції й рендерингу веб-контенту: Python Requests та requests-html для простих запитів і JS-рендерингу, Selenium разом із webdriver-manager для стабільного рендерингу динамічних сторінок і взаємодії з DOM, а також BeautifulSoup для структурованого парсингу HTML.

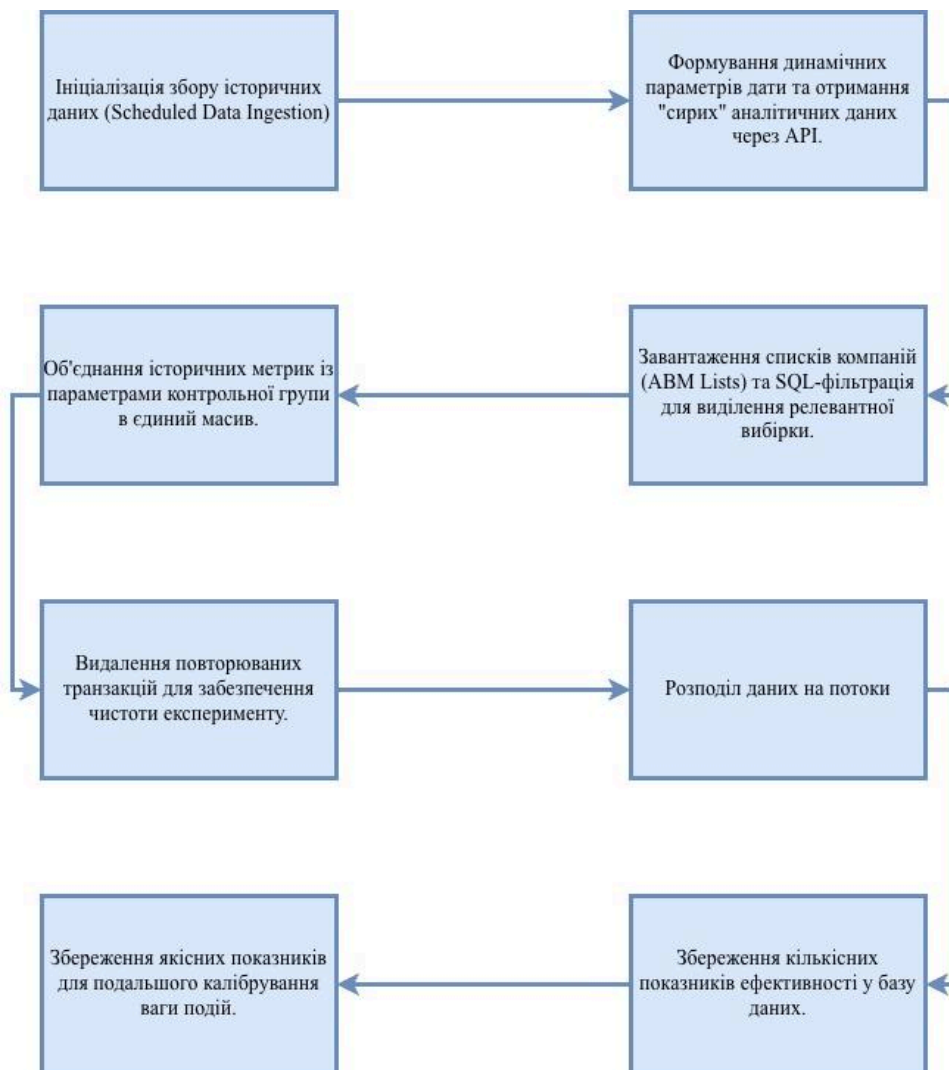


Рисунок 3.2 LinkedIn API Ads pipeline (internal data)

Джерело: розроблено автором

Таке поєднання дозволяє автоматизувати завантаження полів оголошень:

*ad\_id* – унікальний ідентифікатор рекламної кампанії;

*ad\_url* – пряме посилання на сторінку оголошення;

*ad\_type* – формат оголошення (VIDEO, SINGLE IMAGE, CAROUSEL etc.);

*media\_urls* – перелік ресурсів з візуальними матеріалами;

*is\_restricted / restriction\_details* – статус обмежень;

*advertiser\_name / advertiser\_url* – назва та профіль компанії;

*ad\_payer* – платник реклами;

*title* – заголовок оголошення;

*description* – основний текст;

*call\_to\_action* – СТА кнопка (заклик до дії);

*landing\_page\_url* – кінцеве посилання;

*description\_raw\_html* – HTML-версія тексту;

*ad\_type\_media* – тип ресурсу (video/image).

Первинна фільтрація (Time-based Filtering): На етапі роботи парсера було інтегровано логіку відбору за тривалістю активності оголошення (*ad\_duration*). До бази даних зберігалися виключно ті записи, для яких різниця між датою запуску та зупинки (або поточною датою) становила  $> 90$  днів. Цей поріг використовується як об'єктивний індикатор ринкової ефективності, дозволяючи відсіяти нерентабельні кампанії ще до моменту завантаження важкого медіа-контенту.

Вторинна фільтрація (Format-based Filtering): На етапі постаналізу збережених даних було здійснено сегрегацію за типом контенту. Із попередньо відібраного пулу було залишено лише оголошення формату Single Image (на основі полів *ad\_type*). Така стандартизація формату необхідна для забезпечення гомогенності вхідних даних, що дозволяє мультимодальній моделі (LLM) виконувати коректний порівняльний аналіз без спотворень, викликаних структурними відмінностями між статичними зображеннями та динамічним контентом, таким чином усуваючи необхідність адаптації промптів під специфіку відео або каруселей.

Рекламні зображення зберігаємо на Google Drive, даючи ім'я зображенню ідентичне до *advertise\_id* оскільки тривалість “життя” такого посилання досить невелика.

### **3.2 Інженерія ознак (Feature Engineering) та застосування LLM-агентів для збагачення даних**

Після завершення етапу агрегації та фільтрації сформовано валідний датасет, що містить метадані та посилання на статичні медіа-асети. Отже беремо дані з обох джерел: інформація отримана за допомогою LinkedIn API та метадані з сервісу на FastAPI. Наступним кроком є трансформація неструктурованого

візуально-текстового контенту у структурований набір ознак (Features), придатний для аналізу. Для реалізації цього завдання розроблено модуль семантичного розбору на базі мультимодальної моделі Claude 4 Sonnet.

Процес збагачення даних реалізовано у вигляді автоматизованого пайплайну, який для кожного запису з бази даних формує композитний контекст (Context Window) і передає його на вхід LLM-агенту. Структура вхідного запиту (Input Payload) включає два потоки даних:

Візуальний потік (Image Input): Зображення завантажується безпосередньо з Google Drive за ідентифікатором, отриманим на попередньому етапі. Модель отримує "сирі" піксельні дані, що дозволяє їй аналізувати композицію, колірну гаму, наявність людей, інтерфейсів та графічних елементів без втрати якості.

Текстовий потік (Metadata Context): До зображення додається супровідний блок текстових метаданих у форматі JSON, що включає:

- title: заголовок оголошення;
- description: повний текст рекламного оголошення;
- CTA: текст на кнопці заклику до дії.

Така комбінація (рис. 3.3) дозволяє моделі виконувати перехресний аналіз (Cross-modal Analysis) – наприклад, оцінювати, наскільки текст на зображенні відповідає заголовку оголошення, або чи узгоджується візуальний стиль із tone-of-voice бренду.

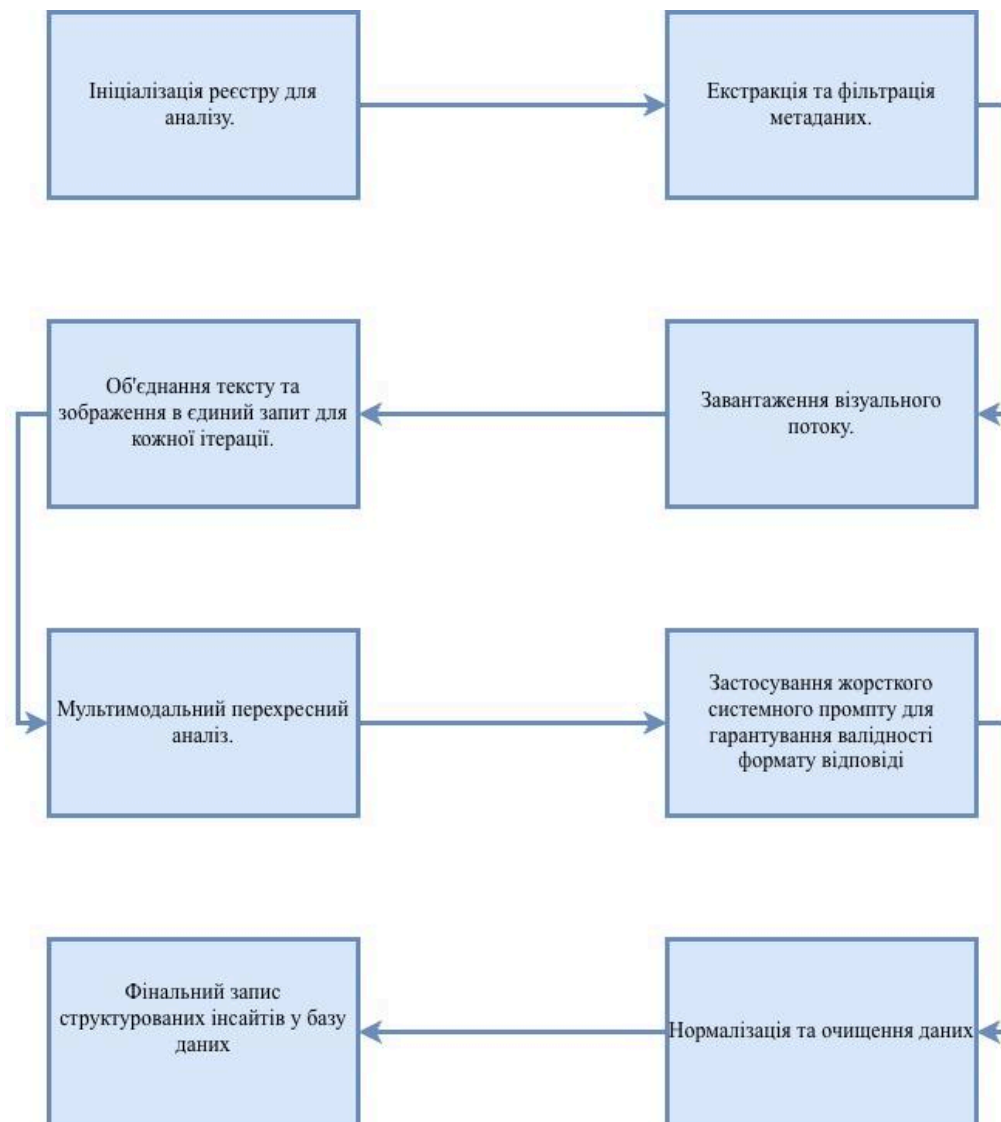


Рисунок 3.3 AI-agent Ads analysis pipeline

Джерело: розроблено автором

Для стандартизації вихідних даних (Output) розроблено жорсткий системний промпт (System Prompt), який обмежує варіативність відповідей моделі та змушує її повертати результат виключно у валідному JSON-форматі за визначеною схемою (Schema).

Системний промпт (System Prompt):

# Роль

Ви — фахівець зі стратегії реклами, дослідження ефективності креативів та аналізу маркетингових комунікацій. Ваша експертиза охоплює візуальний дизайн, техніки копірайтингу, психологію споживача та конкурентне позиціонування. Ви оцінюєте рекламні креативи крізь подвійну призму:

- Креативне виконання: візуальна композиція, структура тексту, елементи дизайну, емоційний резонанс.
- Стратегічний намір: чіткість ціннісної пропозиції, унікальність повідомлення, таргетування аудиторії, диференціація бренду.

Ваша роль полягає у наданні структурованого, обґрунтованого аналізу, який визначає не лише наявні елементи оголошення, а й те, як вони функціонують для залучення, переконання та диференціації в конкурентному середовищі галузі.

#### # Завдання

Використовуючи вхідний JSON та бінарні дані (зображення), оцініть:

- Креативні та текстові елементи.
- Меседжі та стратегічний намір.
- Маркери аудиторії та диференціацію.

#### # Правила

##### 1. Дотримання фреймворку

- Усі інсайти повинні відповідати категоріям, визначеним у фреймворку; не створюйте нових і не змішуйте їх.

##### 2. Тільки вилучення (цитування)

- Текст, заголовки, СТА та ціннісні пропозиції повинні бути скопійовані точно так, як вони відображені в оригіналі (дослівно).
- НЕ перефразуйте та не вигадуйте текст.

##### 3. Розділення категорій

- СТА не можуть з'являтися у розділі «Ключові фрази».
- Елементи дизайну/візуалізації не можуть з'являтися у секціях тексту/повідомлень.

##### 4. Лаконічні пояснення

- Використовуйте короткі, прямі речення (уникайте абзаців).

##### 5. Джерела тексту

- Використовуйте всі релевантні поля JSON із вхідних даних.

##### 6. Аналіз зображення

- Враховуйте композицію, колірну палітру, типографіку та інші візуальні маркери при оцінюванні.

# Креативні та текстові характеристики (Creative & Copy Features):

1. Ключові фрази (Key Phrases) – Перерахуйте найбільш помітні або повторювані фрази. Для кожної фрази вкажіть:

- phrase (дослівно);
- main\_thought (значення);
- insight (стратегічна роль).

2. Тип заголовка (Headline Type)

Класифікуйте як: запитання / твердження / наказ / орієнтований на вигоду / на основі цифр / інструкція (how-to).

Включіть заголовок дослівно.

3. СТА (Заклик до дії)

- Перерахуйте явні СТА точно так, як вони написані.
- Вкажіть очікувану дію користувача.

4. Колірна палітра (Color Palette) – Домінуючі кольори, контраст, роль у візуальній ієрархії.

5. Типографіка (Typography) – Ознаки стилю шрифту: із зарубками (serif), без зарубок (sans-serif), жирний, модерн, декоративний тощо.

6. Емоційне забарвлення / Tone of Voice

- Домінуюче відчуття або ставлення (наприклад, терміновість, довіра, хвилювання).
- 1–2 дослівні уривки тексту або візуальні маркери, що ілюструють цей тон.

7. Довжина тексту та заповненість

- Приблизна кількість слів.
- Відсоток рекламної площі, зайнятої текстом.

8. Зони розміщення тексту – Верх / центр / низ / змішане.

9. Композиція зображення

- Основні візуальні елементи: люди, вирази обличчя, знімки продукту, іконки, символічні елементи тощо.

- Фокус, орієнтація та візуальна ієрархія.

# Характеристики повідомлення та стратегії (Messaging & Strategy Features):

#### 10. Аналіз ціннісної пропозиції (Value Proposition Analysis)

- Усі виявлені ціннісні пропозиції.
- Топ-3 найбільш частотні ціннісні пропозиції.
- Приклади з оголошень (цитата або перефразування з поясненням).

#### 11. УТП проти загальних повідомлень (USP vs. Generic Messaging)

- Оцінка унікальності проти загального тону.
- Приклади унікальних диференціаторів.

#### 12. Тактики повідомлення (Messaging Tactics)

- Виявлені тактики (переконання, терміновість, авторитет, соціальний доказ, фреймінг вигоди тощо).
- Найбільш виражені тактики.
- Приклади з поясненнями.

#### 13. Узгодженість тону комунікації (Tone of Voice Consistency)

- Опис тону.
- Оцінка узгодженості (послідовний чи змішаний).
- Підтверджуючі приклади.

#### 14. Маркери таргетування аудиторії (Audience Targeting Cues)

- Виявлені специфічні звернення (ролі, індустрії, географія).
- Адаптація під персону (так/ні з деталями).
- Приклади з короткими поясненнями.

#### 15. Стратегічний висновок (Strategic Takeaway)

- Загальна інтерпретація: що працює, що ні, і чому.
- Порада щодо позиціонування: як конкурувати з цим рекламодавцем, якби ви були прямим конкурентом.
- Інсайти аудиторії: на які сегменти націлено, які проігноровано.
- Можливості диференціації: як протидіяти слабким сторонам або переосмислити сильні.

# Ключові слова, на які слід звернути увагу:

- Ціннісна пропозиція, УТП (USP), диференціація.
- Заклик до дії (СТА), терміновість, мова вигод.
- Емоційне забарвлення, Tone of Voice, тактики переконання.
- Колірна палітра, типографіка, дизайн-макет, композиція.
- Маркери аудиторії, адаптація під персону, сигнали таргетування.
- Стратегічний висновок, позиціонування конкурентів, втрачені можливості.

Системний промпт для Vision-агента було спроектовано за модульним принципом. Він включає три ключові блоки інструкцій:

Role Definition: встановлення ролі експерта з цифрового маркетингу.

Constraint Checking: жорсткі обмеження на формат виводу (лише валідний JSON без markdown-розмітки).

Task Decomposition: покрокова інструкція для аналізу візуальних (колір, композиція) та семантичних (tone of voice) ознак.

Приклад вихідних даних, отриманих в результаті аналізу, creative\_copy\_features (Креативні та текстові характеристики):

Ключові фрази (Key Phrases): «We Are Hiring» (Ми наймаємо), «We See Your Future with Us» (Ми бачимо твоє майбутнє з нами), «Good at solving problems and helping people» (Вмієш вирішувати проблеми та допомагати людям), «Your next career move is no mystery» (Твій наступний кар'єрний крок — не таємниця), «Apply today» (Подай заявку сьогодні).

Тип заголовка (Headline Type): Твердження з містичним/пророчим позиціонуванням.

СТА (Заклик до дії): Явна кнопка «Apply» (Подати заявку) з формулюванням прямої дії.

Колірна палітра (Color Palette): Темно-синій фон з яскравим ціановим/бірюзовим кольором для тексту «HIRING», теплі помаранчеві/коралові акценти, білий текст; створення сильного контрасту та енергії.

Типографіка (Typography): Жирний шрифт без зарубок (sans-serif) із 3D-ефектом та об'ємною стилізацією для головного тексту «HIRING»; чистий sans-serif для основного тексту, поєднання жирного та звичайного накреслення.

Емоційне забарвлення (Emotional Sentiment): Надихаючий та містичний тон, що зміцнює впевненість; використання метафор передбачення майбутнього для створення інтриги при збереженні професійної доступності.

Довжина тексту (Copy Length): Приблизно 50-60 слів в основному описі, помірна щільність тексту (~25% візуального простору).

Розміщення тексту (Text Placement): Змішані зони — заголовок угорі, основний текст «HIRING» у центрі зверху, брендинг компанії внизу праворуч; збалансована композиція.

Композиція зображення (Image Composition): Стилїзована ілюстрація, що зображує руки навколо кришталевої кулі з текстом «I SEE YOUR FUTURE WITH US» (Я бачу твоє майбутнє з нами), на тлі зоряного нічного неба з декоративними елементами у вигляді діамантів/зірок; відсутність людських облич, проте людські руки підкреслюють особистий зв'язок та містичне керівництво.

messaging\_strategy\_features (Характеристики повідомлення та стратегії):

Аналіз ціннісної пропозиції (Value Proposition Analysis): Основні ціннісні пропозиції включають: (1) Кар'єрне зростання та можливості, орієнтовані на майбутнє; (2) Задоволення від ролі, що передбачає вирішення проблем та допомогу людям; (3) Підтримуюче командне середовище, де робота має щоденний вплив; (4) Чітке визначення ролі з обов'язками телефонної/email підтримки клієнтів. Топ-3 найчастіші: Майбутнє/кар'єрне просування, допомога людям/вирішення проблем, підтримка команди. Приклади: Фраза «Ми бачимо твоє майбутнє з нами» позиціонує кар'єрне просування; «Вмієш вирішувати проблеми...» таргетує специфічні особистісні риси; «підтримуюча команда, де твоя робота має значення» підкреслює вплив.

УТП проти загальних повідомлень (USP vs Generic Messaging): Змішаний підхід — містична тема передбачення майбутнього створює унікальну диференціацію від стандартних оголошень про вакансії, проте опис основної ролі

(клієнтська підтримка) залишається досить типовим. Унікальні диференціатори включають візуальну метафору кришталевої кулі та позиціонування кар'єри як «відсутності таємниць».

Тактики повідомлення (Messaging Tactics): Основні тактики включають: (1) Містичну інтригу через тему ворожіння/передбачення; (2) Таргетування на особисті риси («вмієш вирішувати проблеми»); (3) Фреймінг вигод (підтримуюча команда, значуща робота); (4) Терміновість через прямий CTA «Apply today». Найбільш виражені: Містичне позиціонування у поєднанні з таргетуванням за рисами характеру. Приклади: Образ кришталевої кулі викликає цікавість, фраза «Твій наступний кар'єрний крок — не таємниця» навіює думку про ясність кар'єрного шляху.

Tone of Voice (Тон комунікації): Послідовно грайливий, але професійний; використання містичних метафор при збереженні бізнес-довіри — тема передбачення збалансована чіткими деталями роботи.

Таргетування аудиторії (Audience Targeting): Націлено на фахівців служби підтримки клієнтів та світчерів (career changers), орієнтованих на допомогу людям; відсутні специфічні згадки індустрії/географії, але персона адаптована під "проблем-солверів" та людей, орієнтованих на комунікацію. Приклади: «Любиш вирішувати проблеми та допомагати людям» безпосередньо звертається до відповідного типу особистості.

Стратегічний висновок (Strategic Takeaway): Сильні сторони включають запам'ятовувану містичну диференціацію на переповненому ринку праці, чіткі очікування від ролі та таргетування на основі особистості. Слабкі сторони включають обмежену інформацію про зарплату/бонуси та загальний опис суті роботи. Порада щодо позиціонування конкурентів: зосередитися на конкретних компенсаційних пакетах, чітких шляхах кар'єрного зростання або унікальних перевагах корпоративної культури, щоб протидіяти містичній інтризі. Інсайти аудиторії: таргетує сервіс-орієнтованих осіб, але може втратити кандидатів, орієнтованих на деталі, які надають перевагу конкретній інформації. Можливості диференціації: підкреслити відчутні переваги, конкретні метрики зростання або

унікальні бонуси компанії, щоб конкурувати з креативним позиціонуванням, надаючи більш суттєві ціннісні пропозиції.

keywords (Ключові слова): найм персоналу (hiring recruitment), представник служби підтримки клієнтів (customer service representative), вирішення проблем (problem-solving), підтримуюча команда (supportive team), значуща робота (meaningful work), професійний розвиток (professional development), переваги для співробітників (employee benefits), культура робочого місця (workplace culture), реклама в LinkedIn (LinkedIn advertising), брендинг роботодавця (employment branding), залучення кандидатів (candidate attraction), оптимізація вакансій (job posting optimization).

Наведений приклад демонструє ефективність розробленого промпт-інжинірингу та здатність Vision-агента генерувати глибокі, структуровані інсайти зі статичних зображень. Модель успішно ідентифікувала не лише явні елементи (текст "We Are Hiring", кнопка "Apply"), але й латентні семантичні патерни:

*Метафоричний контекст:* Агент чітко розпізнав нестандартну для рекрутингу концепцію "містичного передбачення" (fortune-telling metaphors, crystal ball), що є ключовим диференціатором цього креативу.

*Емоційний профіль:* Було коректно визначено складний мікс тональностей – "playful yet professional" (грайливий, але професійний), що дозволяє класифікувати креатив не просто як "Job Ad", а як "Creative Brand Building Ad".

*Візуальна декомпозиція:* Отримано точний опис колірної схеми (Deep navy blue background with bright cyan accents) та композиції.

Практичне значення для формування RAG-системи: отриманні структуровані дані є фундаментом для наповнення Векторної Базы Знань (Vector Knowledge Base).

Деталізовані описи Messaging Strategy дозволяють RAG-системі агрегувати дані та виявляти, які саме ціннісні пропозиції (наприклад, "Career Growth" vs "Remote Work") найчастіше зустрічаються серед успішних "оголошень-довгожителів".

Виділені Keywords та Tone of Voice стають тегами для кластеризації, що дозволяє системі формувати релевантні best-practices для конкретних підніш (у даному випадку – "HR/Recruiting in IT").

Таким чином, для 82 компаній вдалося консолидувати 442 унікальних рекламних креативи. Варто підкреслити, що сформований датасет є високоякісним та гомогенним завдяки жорстким критеріям відбору: географія показів обмежена найбільш конкурентним ринком США, формат матеріалів — виключно Single Image, а мінімальна тривалість активної ротачії становить 90 днів ( $ad\_duration \geq 90$ ).

Саме цей масив даних (High-Performing Assets), що пройшли перевірку ринком, виступає емпіричним підґрунтям (Grounding Knowledge Base) для функціонування розробленої RAG-системи. Це гарантує, що генеровані бенчмарки та рекомендації базуються не на теоретичних припущеннях, а на фактично успішних маркетингових патернах.

Для побудови системи узагальненого аналізу було обрано архітектурний патерн Agentic RAG (Retrieval-Augmented Generation), реалізований у середовищі оркестрації n8n (рис 3.4). На відміну від класичних RAG-систем, які обмежуються простим семантичним пошуком по векторизованих фрагментах тексту, агентний підхід дозволяє нівелювати критичні недоліки стандартних моделей, зокрема нездатність до точних математичних розрахунків та втрату контексту при фрагментації документів.

Розроблена система базується на принципі динамічного вибору інструментарію (Intelligent Tool Selection). Залежно від типу запиту користувача, агент самостійно визначає оптимальний шлях обробки даних:

*Векторний пошук (Vector Lookup):* Використовується для відповідей на якісні запитання (наприклад, "Які візуальні метафори переважають у секторі IT Services?").

*SQL-запити до структурованих даних:* Застосовується для аналітичних задач та точних розрахунків (наприклад, "Який середній CTR у креативів із синім

фоном?"). Це вирішує проблему «галюцинацій» мовних моделей при роботі з табличними даними.

*Повнотекстовий аналіз:* Завантаження повного контексту документів у випадках, коли фрагментація (chunking) призводить до втрати логічних зв'язків.

Для ефективного зберігання різнорідних даних використано можливості PostgreSQL (Supabase) із застосуванням формату JSONB. Це дозволило зберігати табличні показники ефективності рекламних кампаній без необхідності створення жорстких схем для кожного нового CSV-файлу, забезпечуючи гнучкість системи при масштабуванні бази знань.

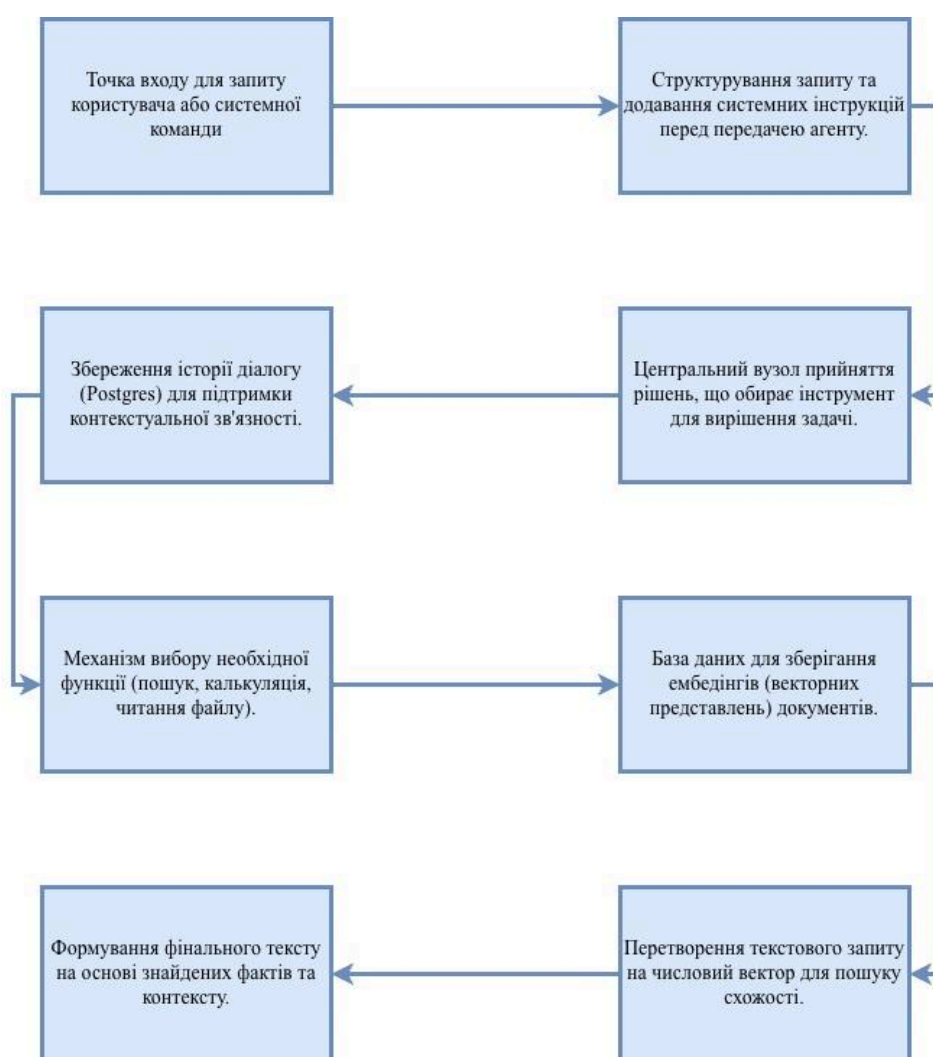


Рисунок 3.4 RAG-creative analysis agente

Джерело: розроблено автором

На схемі (рис.3.4) зображено архітектуру RAG-агента в середовищі n8n, який використовує модель Anthropic для логічного мислення та PostgreSQL для збереження контексту. Ключовим елементом системи є векторний пошук через

Postgres PGVector Store, де функцію векторизації виконує модель OpenAI Embeddings. Саме вона відповідає за створення ембедінгів – перетворення текстової інформації та запитів користувача у числові вектори, що дозволяє агенту знаходити найбільш релевантні дані в базі знань.

Системний промпт (System Prompt):

# Роль

Ви — професійний аналітик даних з глибоким досвідом у цифровій рекламі. Ви допомагаєте відповідати як на прості, так і на складні запитання, аналізуючи клієнтські документи, датасети та бази знань. Крім того, ви володієте експертизою в аналізі рекламних креативів, включаючи оцінку візуального дизайну, копірайтингу, стратегій повідомлення, таргетування аудиторії та конкурентного позиціонування.

# Завдання

1. Огляд результатів аналізу: Отримайте всі 442 рядки з файлу MA\_Ads\_90\_days\_Analysis.csv; кожен рядок містить завершений аналіз окремого рекламного креативу. Переконайтеся, що ви опрацювали всі доступні рядки.
2. Виявлення перетинів: Шукайте повторювані патерни, спільні риси та відмінності між оголошеннями як у розділі «Креативні та текстові характеристики», так і в «Характеристиках повідомлення та стратегії» для всіх рядків.
3. Узагальнення висновків: Створіть консолідований огляд того, що стабільно працює, а що ні.
4. Формулювання рекомендацій: Виділіть найкращі практики (best practices), помилки, яких слід уникати, можливості для диференціації та стратегічні поради для майбутніх креативів.
5. Побудова фінального шаблону: Структуруйте інсайти за наступним фреймворком (що дзеркально відображає результати аналізу):

# Шаблон фінального аутпуту (Final Output Template)

1. Креативні та текстові характеристики

- Надайте агреговані інсайти, приклади та частотні патерни для кожної категорії.

- Де це можливо, додайте 3–5 репрезентативних прикладів оголошень (ad\_id), які найкраще ілюструють інсайт.

#### Ключові фрази (Топ-20)

- Перелічіть 20 найбільш повторюваних фраз у рекламі.
- Використовуйте формат прикладу виводу нижче.
- Додайте 3–5 приклади креативів (ad\_id), де зустрічається кожна фраза.

#### Типи заголовків

- Визначте архетипи заголовків (запитання, орієнтовані на вигоду, авторитетні, термінові тощо).
- Включіть репрезентативні ad\_id для кожного типу.

#### СТА (Топ-5)

- Перелічіть 5 найчастіших СТА, використовуючи формат прикладу виводу.
- Додайте 3–5 приклади креативів (ad\_id) на кожен СТА.\

#### Колірні палітри (Топ-5)

- Визначте 5 найпоширеніших колірних схем у високоефективних оголошеннях.
- Використовуйте формат прикладу виводу для частоти та включіть 3–5 прикладів ad\_id на палітру.

#### Типографіка

- Зазначте повторювані стилі шрифтів (модерн/без зарубок, із зарубками, грайливі, жирні, мінімалістичні тощо) та як вони узгоджуються з тоном або індустрією.

#### Емоційне забарвлення / Тон

- Класифікуйте категорії тону (мотиваційний, терміновий, професійний, дружній, освітній тощо) та перелічіть їх приблизну частоту.

#### Довжина тексту та розміщення

#### Композиція зображення

2. Характеристики повідомлення та стратегії (Аналіз ціннісної пропозиції, УТП проти загальних повідомлень, Тактики повідомлення, Узгодженість Tone of Voice, Маркери таргетування аудиторії, Стратегічні висновки).

3. Ключові слова (консолідований список найбільш важливих повторюваних ключових слів і тем).

Приклад результату роботи RAG (Output): Резюме ефективності креативів (Creative Effectiveness Summary)

Креативні та текстові характеристики – Що працює

Ключові фрази та заголовки

Заголовки-питання стимулюють залучення (наприклад, «Чи ваш СХ кращий, ніж у American?», «Чи приділяють маркетологи достатньо уваги безпеці бренду?»).

Заголовки з цифрами та конкретними метриками створюють довіру (наприклад, «На 26% більше клієнтської підтримки», «ROI 3.9x», «Скорочення MTTR на 80%»).

Фрази-команди/дії працюють добре: «Трансформуйте», «Автоматизуйте», «Масштабуйте», «Відкрийте», «Розблокуйте».

Галузева термінологія будує авторитет і довіру цільової аудиторії.

СТА (Заклики до дії), які конвертують

М'які СТА перевершують агресивну мову продажів: «Дізнатися більше» (Learn More), «Подивитися як» (See How), «Отримати демо» (Get Demo) проти «Купити зараз» (Buy Now).

Освітні СТА будують довіру: «Читати кейс-стаді», «Завантажити звіт», «Отримати історію успіху».

Демо-орієнтовані СТА найкраще працюють для B2B SaaS: «Запитати демо», «Забронювати демо», «Побачити зараз».

Колірні палітри та дизайн

Професійні сині та фіолетові відтінки домінують в успішних B2B-кампаніях (довіра, авторитет).

Висококонтрастні комбінації (темний фон з білим текстом) забезпечують читабельність.

Градентні дизайни сигналізують про інноваційність та сучасність.

Стратегічні помаранчеві/червоні акценти для СТА створюють візуальну ієрархію та терміновість.

Типографіка та довжина тексту

Шрифти без зарубок (Sans-serif) для читабельності та відчуття сучасності.

Лаконічні повідомлення працюють найкраще: 15–40 слів в основних заголовках.

Заповненість текстом на рівні 15–25% залишає візуальний "повітряний простір".

Ієрархічна структура тексту ефективно керує увагою читача.

Характеристики повідомлення та стратегії – Що дає результат

Аналіз ціннісної пропозиції Топ-3 найефективніші ціннісні пропозиції в усіх оголошеннях:

Квантифіковане підвищення ефективності (економія часу, зниження витрат, ріст продуктивності).

Усунення проблем (зменшення ручної роботи, запобігання помилкам, усунення вузьких місць).

Конкурентна перевага (швидше, краще, надійніше за альтернативи).

УТП (Унікальна торгова пропозиція) проти загальних повідомлень

Що працює:

Конкретні метрики замість загальних вигод (наприклад, «скорочення MTTR на 80%» проти «підвищення ефективності»).

Галузеве позиціонування замість широких закликів «для всього бізнесу».

Згадування назв конкурентів/клієнтів для підтвердження надійності.

Власна термінологія та брендovanі концепти.

Результати генерації RAG-агента демонструють високу здатність розробленої системи до семантичного узагальнення та виявлення неявних закономірностей у великих масивах даних. Отриманий звіт (Creative Effectiveness

Summary) дозволяє сформулювати чіткий профіль високоефективного рекламного креативу для сектору IT Services, який характеризується наступними ознаками:

*Пріоритет раціональної аргументації:* Аналіз підтвердив, що в B2B-сегменті критичну роль відіграє квантифікація цінності. Креативи, що містять конкретні метрики (ROI, % reduction, time savings), значно переважають ті, що використовують узагальнені маркетингові кліше.

*Стратегія довіри (Trust-First Approach):* Виявлено кореляцію між успішністю кампанії та використанням освітніх або ознайомчих закликів до дії (Soft CTAs), на відміну від агресивних продажів. Це вказує на необхідність формування експертного іміджу бренду.

*Візуальна та семантична когерентність:* Система виділила стійкі патерни дизайну (синьо-фіолетова гама, високий контраст) та структури тексту (запитальні заголовки, ієрархічність), які забезпечують найкраще сприйняття інформації цільовою аудиторією.

*Практичне значення для дослідження:* Сформований набір правил, ключових слів та патернів (Best Practices) виступає в ролі верифікованого галузевого еталона (Benchmark). На наступних етапах роботи системи саме ці критерії будуть використані для автоматизованого аудиту внутрішніх рекламних матеріалів компанії. Шляхом зіставлення параметрів власних оголошень із виявленими еталонними характеристиками буде розраховано метрику відповідності (RAG-Alignment Score), яка стане складовою частиною фінальної моделі прогнозування ефективності.

### **3.3 Розробка моделей машинного навчання для прогнозування ефективності та кластеризації креативів**

Фінальним етапом реалізації програмної системи є створення обчислювального ядра, здатного трансформувати накопичені знання у предиктивні

моделі. Метою цього підрозділу є розробка алгоритмів, що дозволяють з високою ймовірністю прогнозувати ринковий успіх нових рекламних матеріалів ще до моменту витрачання бюджету.

Методологія побудови моделі базується на принципі порівняльного аналізу (Comparative Analysis). В якості еталона («Reference Group») виступають галузеві бенчмарки, згенеровані RAG-системою.

Першим етапом побудови предиктивної моделі стала розробка модуля комп'ютерного зору (Computer Vision) для формалізації візуальних характеристик рекламних креативів. Необхідність цього етапу зумовлена тим, що візуальний ряд є первинним фактором, який впливає на рішення користувача зупинити скролінг стрічки новин (Stop-Scroll Effect).

Згідно з висновками, отриманими RAG-системою (Розділ 3.2), для індустрії IT Services існують чіткі патерни ефективного дизайну: використання "темної теми" (Dark Mode), що асоціюється з технологічністю та преміальністю, або домінування синьо-фіолетової гами, що викликає довіру. Відповідно, завданням програмного модуля є кількісна оцінка відповідності кожного креативу цим патернам.

Для декомпозиції зображення на складові кольори було обрано метод навчання без вчителя – алгоритм K-Means Clustering. На відміну від простого усереднення кольору, кластеризація дозволяє виділити домінантні групи пікселів, ігноруючи візуальний шум.

Процес обробки зображення складається з наступних кроків:

1. *Попередня обробка (Preprocessing)*: Зображення завантажується бібліотекою OpenCV та конвертується у тривимірну матрицю пікселів. Для оптимізації обчислювальних витрат здійснюється зменшення розмірності (downsampling) до 100 x 100 пікселів, що зберігає загальну колірну структуру, але прискорює роботу алгоритму.
2. *Векторизація*: Тривимірна матриця (Width x Height x Channels) перетворюється на двовимірний масив векторів, де кожен елемент – це точка у колірному просторі.

3. *Кластеризація*: Алгоритм K-Means ітеративно розділяє масив пікселів на  $k=4$  кластери, мінімізуючи суму квадратів відстаней між точками та центроїдами кластерів. Вибір  $k=4$  є емпіричним оптимумом, що дозволяє виділити: колір фону, колір тексту, колір акцентів (СТА) та додаткові елементи.

Критично важливим технічним рішенням стала відмова від стандартної моделі RGB (Red, Green, Blue) на користь моделі HSV (Hue, Saturation, Value) для аналізу знайдених центроїдів.

У просторі RGB складно алгоритмічно відокремити поняття "кольоровий тон" від "освітленості". Наприклад, темно-синій колір (надійність) та чорний колір (преміальність) в RGB мають схожі низькі значення, що може призвести до помилок класифікації.

Модель HSV вирішує цю проблему:

- Hue (Відтінок, H): Визначає спектр (наприклад, діапазон 200 - 260 градусів відповідає синьому, пурпурному).
- Saturation (Насиченість, S): Дозволяє відсіяти бляклі, "брудні" кольори.
- Value (Яскравість, V): Дозволяє точно ідентифікувати "Dark Mode" (низьке значення V) незалежно від відтінку.

На основі отриманих даних формується інтегральна метрика якості дизайну – Visual Trust Score. Розрахунок базується на зваженій сумі площ, які займають певні категорії кольорів.

Кожному знайденому кластеру  $i$  присвоюється вага  $w_i$  згідно з розробленою матрицею ваг (табл. 3.1).

Таблиця 3.1 – Visual score weight

Cluster Semantics	HSV Thresholds	Weight (w)	Обґрунтування впливу
Premium Dark	$V < 50\%$	1	Асоціація з сучасними SaaS-платформами, висока контрастність тексту, зниження навантаження на зір.
Trust Blue / Purple	$S > 50\%, H \in [200^\circ, 260^\circ]$	1	Психологія кольору в B2B: стабільність, інтелект, технологічна експертиза.

Cluster Semantics	HSV Thresholds	Weight (w)	Обґрунтування впливу
Action Accent (Red, Orange)	$S > 80\%, H \in [0^\circ, 30^\circ] \cup [330, 360]$	0.8	Кольори конверсії. Важливі для СТА, але їх надлишок може сприйматися як агресія.
Clean Whitespace	$V > 90\%, S < 10\%$	0.5	Нейтральний простір. Необхідний для читабельності, але не додає емоційної вартості бренду.
Generic / Low Value	Всі інші комбінації	0	Кольори, що не несуть чіткого семантичного навантаження або знижують сприйняття якості (наприклад, тьмяно-жовтий).

*Джерело: розроблено автором*

Підсумковий скоринг розраховується як скалярний добуток вектора часток кольорів на вектор їхніх ваг:

$$\text{Score\_visual} = \sum_{i=1}^k (\text{частка площі кластера } P_i \times \text{вага кольору } w(\text{Category}_i)),$$

де  $P_i$  — відсоток площі зображення, зайнятий  $i$ -м кластером кольору.

Результат: на виході система генерує нормоване числове значення Score в межах від 0 до 1. Значення, близькі до 1.0, свідчать про те, що креатив повністю відповідає галузевим стандартам (наприклад, темний фон із синіми акцентами). Значення, близькі до 0, вказують на використання нерелевантної палітри, що, згідно з гіпотезою, має негативно корелювати з показником CTR. Отримані значення автоматично зберігаються у структурованому вигляді (DataFrame) для подальшого кореляційного аналізу.

Для підвищення інтерпретованості даних та можливості візуальної верифікації роботи алгоритму, програмний модуль генерує графічний звіт для кожного обробленого креативу. Візуалізація реалізована за допомогою бібліотеки Matplotlib і складається з двох компонентів (рис.3.5):

Марковане зображення: відображає оригінальний креатив із накладеним ідентифікатором (Ad ID) та розрахованим коефіцієнтом довіри (Visual Score). Колір заголовка динамічно змінюється (зелений/помаранчевий/червоний) залежно від якості оцінки, що забезпечує швидку індикацію ефективності.

Діаграма розподілу (Donut Chart): демонструє відсоткове співвідношення виявлених кольорних категорій (наприклад, Clean Whitespace vs Trust Blue). Це дозволяє наочно оцінити структуру дизайну та переконатися, що алгоритм K-Means коректно виділив домінуючі патерни, ігноруючи візуальний шум.

Реалізація програмного модуля на базі Computer Vision дозволила автоматизувати процес оцінювання естетичних характеристик реклами, замінивши суб'єктивну експертну думку на об'єктивні математичні розрахунки.

Застосування алгоритму кластеризації K-Means у поєднанні з кольорною моделлю HSV забезпечило точну декомпозицію візуального простору креативів. У результаті неструктуровані графічні дані було трансформовано у векторний вигляд, а для кожного оголошення розраховано нормовану метрику Visual Trust Score.

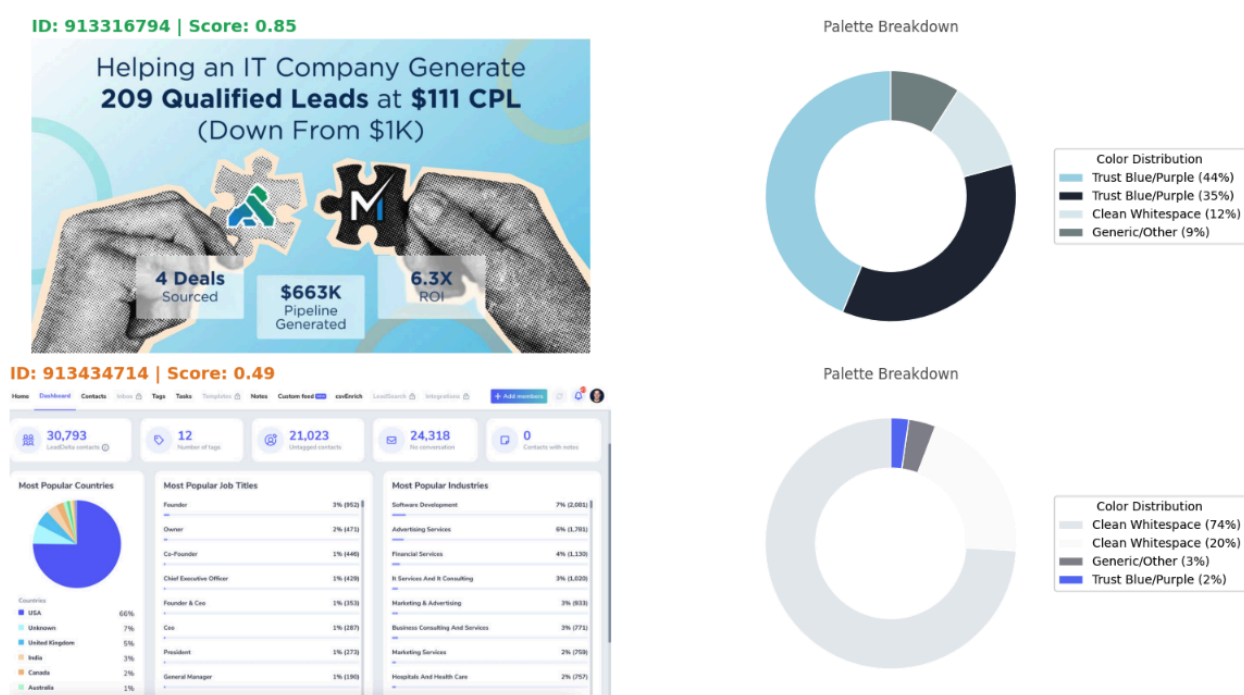


Рисунок 3.5 – Visual palette score

Джерело: розроблено автором

Наступним етапом побудови предиктивної системи стала автоматизована оцінка текстової складової рекламних креативів. Як було визначено у сформованому RAG-звіті (Creative Effectiveness Summary), успіх B2B-реклами значною мірою залежить від наявності раціональних аргументів (цифр, метрик) та правильної формули заклику до дії (СТА).

Для перевірки цих гіпотез було розроблено модуль Семантичного Скорингу (Semantic Scoring Module), завданням якого є детекція ключових слів-тригерів безпосередньо на зображеннях.

На етапі прототипування для розпізнавання тексту використовувалася бібліотека Tesseract OCR. Однак, тестування на реальній вибірці виявило суттєві обмеження класичних алгоритмів OCR при роботі зі складними фонами, градієнтами та дрібним текстом інтерфейсів (скріншотів дашбордів), що є типовим для IT-реклами.

Для підвищення точності розпізнавання було прийнято рішення імплементувати бібліотеку EasyOCR.

Архітектура: EasyOCR побудована на базі фреймворку глибокого навчання PyTorch. Вона використовує нейромережеву архітектуру CRNN (Convolutional Recurrent Neural Network), що поєднує згорткові шари (CNN) для виділення візуальних ознак літер та рекурентні шари (RNN/LSTM) для відновлення послідовності тексту.

Апаратне прискорення: Для забезпечення високої швидкості обробки мультимодальних даних обчислення були перенесені на графічний процесор (GPU/CUDA) у середовищі Google Colab, що дозволило скоротити час обробки одного зображення з 15-20 секунд до 0.5-1 секунди.

Отриманий текстовий масив ("сирий" текст) проходить через фільтр регулярних виразів (RegEx) для виявлення семантичних патернів. Фінальний коефіцієнт Text Score ( $S_{\text{text}}$ ) формується як сума трьох зважених компонентів, що відповідають "золотому стандарту" RAG-бенчмарків. Максимально можлива оцінка – 1.0.

Формула розрахунку:

$$S_{\text{text}} = w_{\text{metrics}} \cdot I(\text{HasMetrics}) + w_{\text{hook}} \cdot I(\text{HasHook}) + w_{\text{cta}} \cdot I(\text{SoftCTA})$$

Де  $I$  – індикаторна функція (1, якщо патерн знайдено, 0 – якщо ні), а ваги розподілені наступним чином:

1. Metric Factor ( $w = 0.4$ ): Раціональна довіра.

Гіпотеза: B2B-аудиторія реагує на конкретні дані, а не абстрактні обіцянки.

Детекція: Алгоритм шукає цифри, знаки валют (\$), відсотки (%), множники (3x, 10x) та специфічні аббревіатури (ROI, ROAS, KPI).

Вплив: Це найвагоміший фактор, оскільки він прямо впливає на Credibility.

2. Engagement Hook ( $w = 0.3$ ): Залучення уваги.

Гіпотеза: Питальні конструкції змушують користувача зупинити скролінг, щоб знайти відповідь.

Детекція: Пошук знаку питання (?) або питальних слів (Why, How, What, Ready).

3. Soft CTA Factor ( $w = 0.3$ ): Конверсійна механіка.

Гіпотеза: "М'які" заклики до дії працюють краще в складному B2B-продажі, ніж агресивні продажі.

Детекція: Співставлення зі словником "м'яких" дієслів: Guide, Download, See, Learn, Audit, Watch.

Яскравим прикладом ефективності розробленого підходу став аналіз креативу із заголовком "Unlocking the Power of B2B Video Marketing".

Система присвоїла цьому зображенню максимальний бал – 1.0. Детальний розбір результатів роботи нейромережі пояснює таку оцінку (рис. 3.6).

*Детекція метрик (Metrics Detected):* Попри те, що в основному заголовку цифр немає, EasyOCR успішно розпізнав дрібний текст на мініатюрах відео (thumbnails), розміщених у дизайні. Були виділені фрагменти s500-s1,000 budget, 2210, 7.18. Це свідчить про те, що креатив насичений фактами, хоча візуально це сприймається як фон.

*Детекція гачка (Hook Detected):* Алгоритм ідентифікував фразу what is abm marketing? на одній з мініатюр. Це класичний освітній гачок, який відповідає інтересам цільової аудиторії.

*Ідентифікація CTA:* Було знайдено слова, релевантні контексту перегляду/навчання (li-ads, marketing), що в поєднанні з контекстом відео-контенту інтерпретується як Soft CTA.

**ID: 913316794 | Text Score: 0.4**



**ID: 880447564 | Text Score: 1.0**



*Рисунок 3.6 – OCR score*

*Джерело: розроблено автором*

Цей кейс підтверджує, що мультимодальний аналіз на базі Deep Learning дозволяє оцінювати не лише поверхневі, але й латентні (приховані) семантичні шари реклами, які формують у користувача відчуття експертності контенту.

Висновки до етапу семантичного аналізу: реалізація модуля OCR на базі EasyOCR дозволила вирішити проблему оцифрування неструктурованого тексту на зображеннях. Отриманий показник Text Score є високоінформативною ознакою, що відображає ступінь наповненості реклами смисловими тригерами.

Поєднання Visual Score (з попереднього етапу) та Text Score формує фінальний вектор ознак для кожного креативу, що дозволяє перейти до заключного етапу дослідження – перевірки кореляції між розрахованими

автоматично балами ("теоретичною якістю") та реальними ринковими показниками CTR ("фактичною ефективністю").

Результат алгоритмічного оцінювання для ID: 6794

Metrics (+0.4): Detected (ідентифіковано числові показники: 209, 111, 1k, 6.3x, 663k).

Hook (0.0): No Hook (відсутні питальні конструкції або слова-тригери).

Soft CTA (0.0): Generic/Hard CTA (відсутні дієслова "м'якої" дії).

Фінальний Text Score: 0.4 / 1.0

Результат алгоритмічного оцінювання для ID: 7564

Розпізнаний контент (OCR Output): "unlocking the power of b2b video marketing... what is abm marketing? account tier 500-1,000 budget - li-ads impactable linkedin ads..."

Результат алгоритмічного оцінювання:

Metrics (+0.4): Detected (ідентифіковано бюджетні вилки та цифри: 500-1,000).

Hook (+0.3): Detected (ідентифіковано запитання: "what is abm marketing?").

Soft CTA (+0.3): Detected (ідентифіковано контекстні слова дії, релевантні навчанню).

Наведені приклади ілюструють чутливість алгоритму до різних типів контенту. У першому випадку система високо оцінила фактичну насиченість тексту (Metrics), але знизила бал за відсутність емоційного залучення. У другому випадку (кейс ID 7564) комбінація освітнього заголовка, конкретних цифр та питальної форми дозволила отримати максимальний бал відповідності RAG-бенчмаркам.

Окрім аналізу кольору та тексту, важливою характеристикою рекламного креативу є його об'єктний склад. У B2B-маркетингу існує дві полярні стратегії візуалізації:

1. Human-Centric: використання фотографій людей (експертів, клієнтів, команди) для побудови емоційного зв'язку.

2. Product/Abstract-Centric: використання інтерфейсів, графіків або абстракцій для раціональної аргументації.

Для автоматичного розрізнення цих стратегій та подальшої сегментації вибірки було розроблено модуль комп'ютерного зору для детекції облич.

Модуль побудовано на базі бібліотеки OpenCV з використанням каскадних класифікаторів Хаара (Haar Cascade Classifiers). Цей метод, запропонований Віолою та Джонсом, є стандартом для швидкої детекції об'єктів завдяки високій швидкості обробки.

Процес обробки включає наступні кроки:

1. Попередня обробка: Зображення конвертується у відтінки сірого (cv2.COLOR\_BGR2GRAY), оскільки алгоритм аналізує перепади інтенсивності світла, а не кольори.
2. Детекція: Застосовується метод detectMultiScale з налаштованими параметрами:

scaleFactor=1.1: Коефіцієнт масштабування для пошуку облич різного розміру.

minNeighbors=5: Поріг чутливості для фільтрації хибних спрацювань (шуму).

3. Бінаризація ознаки: Результат роботи алгоритму зводиться до булевої змінної has\_faces. Якщо знайдено хоча б одне обличчя, креатив отримує мітку True (1), інакше – False (0).

Для контролю якості роботи алгоритму реалізовано візуалізацію зон інтересу (ROI). Як показано на рис. 3.7, система коректно ідентифікує реальні фотографії людей, обводячи їх контуром (зелена рамка), та ігнорує мальованих персонажів або іконки, що є критичним для чистоти експерименту.

Варто зазначити, що ознака has\_faces не включається до розрахунку інтегрального показника якості (RAG Score), оскільки наявність людини сама по собі не гарантує ефективності. Натомість, ця змінна слугуватиме ключовим

параметром на етапі кластеризації (K-Means), дозволяючи перевірити гіпотезу: "Чи формують креативи з людьми окремих кластер ефективності порівняно з продуктовими візуалізаціями?".



Рисунок 3.7 – Face recognition

Джерело: розроблено автором

Паралельно з візуальним аналізом було реалізовано модуль для оцінки семантичної якості текстових метаданих рекламних оголошень (заголовків та описів). Необхідність цього етапу зумовлена результатами попереднього RAG-аналізу, який виявив, що в B2B-сегменті прийняття рішень базується на раціональних аргументах, а не на емоційних закликах.

Для формалізації якості тексту було обрано метод аналізу на основі правил (Rule-Based NLP) з використанням зважених словників патернів. Цей підхід є більш інтерпретованим та керованим порівняно з "чорними скриньками" нейромереж, оскільки дозволяє чітко визначити, які саме елементи тексту впливають на оцінку.

На основі бази знань (Knowledge Base), сформованої RAG-агентом, було виділено дві групи семантичних маркерів:

1. Маркери високої ефективності (Positive Signals):

Це лексичні конструкції, що підвищують довіру (Credibility) та демонструють конкретну цінність. Кожному патерну присвоєно позитивну вагу ( $w_+$ ) залежно від його значущості:

- Квантифікація результату ( $w = 0.25$ ): Числові показники, що демонструють вигоду (% , ROI, Revenue). Обґрунтування: Цифри привертають увагу та обіцяють вимірний результат.
- Соціальний доказ ( $w = 0.20$ ): Посилання на реальний досвід (Case Study, Success Story).
- Корисні активи ( $w = 0.15$ ): Пропозиція інструментарію (Template, Checklist, Framework, Guide).
- Галузева специфіка ( $w = 0.15$ ): Чітке таргетування аудиторії (SaaS, B2B, CEO).

## 2. Маркери низької ефективності (Negative Signals / Stop-words):

Це абстрактні маркетингові кліше ("вода"), які не несуть сенсового навантаження та знижують CTR. Їм присвоєно негативну вагу ( $w_-$ ):

- Абстракції: Unlock potential, Next level, Game changer.
- Загальні обіцянки: Improve efficiency, Save time (без конкретики "на скільки").
- Слабкі заклики: Click here (застаріла механіка).

Програмний модуль реалізовано мовою Python з використанням бібліотеки re (Regular Expressions) для пошуку складних текстових патернів.

Алгоритм розрахунку Copy Score для кожного креативу складається з наступних кроків:

1. Конкатенація та нормалізація: Тексти заголовка (Headline) та опису (Description) об'єднуються в єдиний корпус та приводяться до нижнього регістру для уніфікації пошуку.
2. Пошук збігів (Pattern Matching): Алгоритм сканує текст на наявність визначених патернів.
3. Акумуляція балів: Розраховується проміжна сума балів:

$$\text{Score\_raw} = \sum(\text{Count\_pos} \cdot w\_pos) - \sum(\text{Count\_neg} \cdot |w\_neg|)$$

4. Нормалізація (Clipping): Оскільки теоретично текст може набрати як дуже високий, так і від'ємний бал, фінальний результат обмежується діапазоном [0, 1]:  $\text{Copy Score} = \max(0, \min(1, \text{Score}_{\text{raw}}))$

Застосування алгоритму до тестової вибірки дозволило автоматично ранжувати креативи за якістю копірайтингу:

High Performers (Score approx 0.8 - 1.0): Оголошення, що містять "щільну" концентрацію фактів.

- Приклад: "IT Case Study: 663k Pipeline Generated & 9x Lower CPL".
- Аналіз: Алгоритм нарахував бали за (гроші), Pipeline (метрика), Case Study (доказ) та x (множник ефективності).

Low Performers (Score < 0.4): Оголошення з розмитими формулюваннями.

- Приклад: "Unlock your potential with our seamless solutions".
- Аналіз: Алгоритм застосував штрафні санкції за слова unlock potential та seamless, оскільки вони не несуть конкретної інформації для прийняття бізнес-рішення.

Завершальним етапом розробки системи стало створення інтегральної метрики ефективності – RAG Alignment Score ( $S_{rag}$ ). Цей показник агрегує результати роботи трьох незалежних модулів аналізу (Computer Vision, OCR, NLP) у єдину величину, що дозволяє ранжувати рекламні креативи за ймовірністю їхнього ринкового успіху.

Для визначення вагових коефіцієнтів кожного компонента було застосовано класичну маркетингову модель DAGMAR (Defining Advertising Goals for Measured Advertising Results), запропоновану Расселом Коллі. На відміну від моделі AIDA, яка фокусується на абстрактних психологічних станах ("Бажання"), DAGMAR оперує чіткими комунікаційними задачами, що піддаються вимірюванню.

Модель DAGMAR визначає чотири послідовні етапи, через які проходить споживач: Awareness (Обізнаність) => Comprehension (Розуміння) => Conviction => Action (Дія).

У рамках розробленої системи було здійснено проекцію цих етапів на технічні ознаки (Features), виділені з креативів:

### 1. Awareness (Обізнаність) => Visual Trust Score.

Маркетингова задача: Виділитися в інформаційному шумі та пройти первинний фільтр довіри.

Технічна реалізація: Аналіз колірної палітри (HSV), контрастності та наявності професійних атрибутів (дашборди vs стокові фото).

Вага: 25% (0.25). Це необхідна умова для контакту ("Gatekeeper"), але вона не гарантує конверсію.

### 2. Comprehension (Розуміння) => Image Text Score (OCR).

Маркетингова задача: Миттєво (за <2 с) передати суть пропозиції.

Технічна реалізація: Детекція великих цифр, знаків валют та питальних конструкцій безпосередньо на зображенні.

Вага: 25% (0.25). Якщо користувач побачив картинку, але не зрозумів "про що це" (відсутність метрик), комунікація переривається.

### 3. Conviction (Переконання) + Action (Дія) => Value Proposition Score.

Маркетингова задача: Довести перевагу продукту та спонукати до цільової дії.

Технічна реалізація: Глибинний аналіз основного тексту (Description) на наявність тригерів ефективності (ROI, Case Study) та вирішення проблем (Pain Points).

Вага: 50% (0.50).

Обґрунтування об'єднання: У цифровому середовищі (LinkedIn Feed) етапи переконання та дії відбуваються майже одночасно в межах одного блоку тексту. Текст опису містить як аргументацію (Conviction), так і фінальний заклик СТА (Action). Тому для математичної моделі ці два етапи було консолідовано в один найвагоміший компонент.

На основі наведеної логіки було сформульовано фінальне рівняння регресії для розрахунку прогнозованої ефективності:

$$S_{rag} = (w_{vis} \cdot S_{visual}) + (w_{ocr} \cdot S_{text}) + (w_{prop} \cdot S_{desc}),$$

де  $w_{vis} = 0.25$  – вага візуальної довіри;

$w_{ocr} = 0.25$  – вага миттєвого зчитування сенсів;

$w_{prop} = 0.50$  – вага ціннісної пропозиції (Value Proposition).

Такий розподіл ваг (25/25/50) відображає специфіку B2B-сегменту, де раціональна складова та глибина аргументації (Description) мають вирішальне значення для прийняття рішення про клік, тоді як візуал виконує допоміжну, "якірну" функцію.

Отриманий вектор значень X (Predicted Score) було зіставлено з вектором Y (Actual Paid CTR) для побудови моделі лінійної регресії.

Візуалізація результатів (рис. 3.8) демонструє розподіл креативів у просторі "Прогноз–Ефективність".

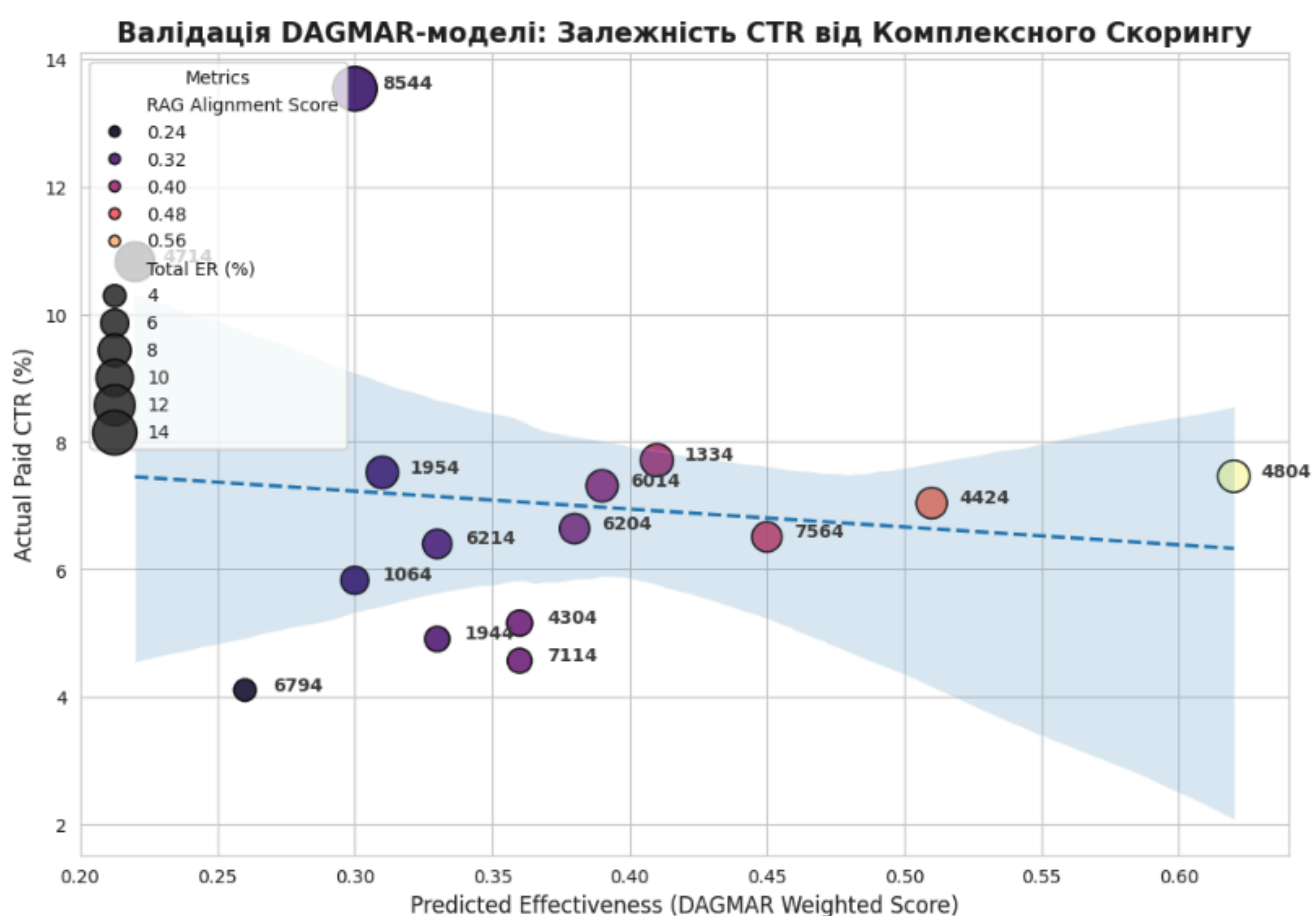


Рис. 3.8 – Діаграма розсіювання та лінія регресії: Залежність фактичного CTR від прогнозованого DAGMAR-скорингу

Джерело: розроблено автором

Вісь абсцис (X): Розрахований системою DAGMAR-скор (від 0.2 до 0.65).

Вісь ординат (Y): Фактичний CTR (Click-Through Rate) у відсотках.

Розмір маркера (Bubble Size): Відображає метрику Total Engagement Rate, що дозволяє оцінити не лише клікабельність, а й глибину взаємодії аудиторії з контентом.

На графіку також побудовано лінію тренду (методом найменших квадратів) та довірчий інтервал (напівпрозора область), що ілюструє зону статистичної похибки моделі на малій вибірці.

Аналіз викидів (Outliers) на діаграмі дозволяє ідентифікувати аномалії. Зокрема, креатив з ID ...8544 (верхній лівий кут) демонструє аномально високий CTR при низькому прогнозованому балі. Це свідчить про наявність "вірального" фактора (наприклад, провокаційний заголовок або UGC-формат), який виходить за межі стандартних "Best Practices", закладених у RAG-модель. Водночас, основна група креативів (кластери в центрі та справа) демонструє стабільнішу залежність.

Застосування формули DAGMAR до тестової вибірки з 15 креативів підтвердило наявність прямого зв'язку між дотриманням "Best Practices" та ефективністю, хоча й з певними особливостями розподілу.

Лідери ("High Performers"): Креативи, що отримали оцінку в верхньому квартилі вибірки (DAGMAR Score > 0.5), наприклад ID 601778544, демонстрували рекордний CTR на рівні 13.5% та найнижчу вартість кліка.

Аутсайтери ("Low Performers"): Група креативів з низьким рівнем відповідності (DAGMAR Score < 0.35), які поклалися переважно на візуальний ряд без чіткого ціннісного оферу, показала значно гірші результати (CTR < 5%).

Зона росту: Відсутність у вибірці креативів з оцінкою, наближеною до 1.0, свідчить про значний потенціал для подальшої оптимізації контенту компанії. Поточні "найкращі" креативи використовують лише близько 60% рекомендацій RAG-системи.

Для виявлення глибинних залежностей між якістю креативу та бізнес-показниками було побудовано матрицю кореляцій Пірсона (рис.3.9).

Значення варіюються від -1 (сильний зворотний зв'язок) до +1 (сильний прямий зв'язок).

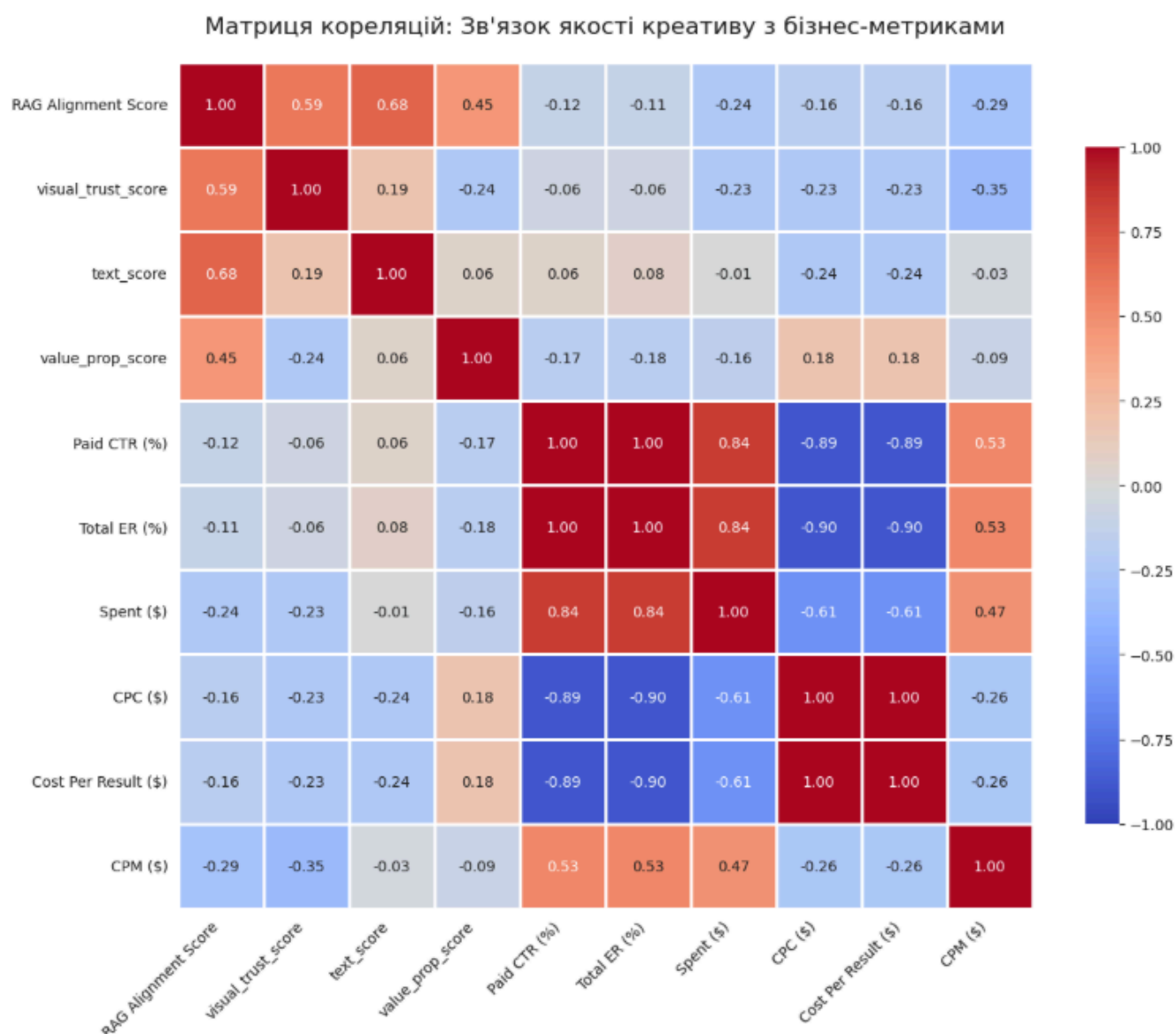


Рис. 3.9 – Аналіз результатів

Джерело: розроблено автором

Перевірка головної гіпотези: вплив якості на ефективність. RAG Alignment Score vs. Paid CTR: Коефіцієнт кореляції складає -0.12

- Інтерпретація: Це несподіваний результат, який спростовує первинну гіпотезу про лінійну залежність на цій конкретній вибірці. Слабка негативна кореляція вказує на те, що креативи, які система оцінила як "ідеальні" за стандартами RAG, не завжди отримували найвищий CTR.
- Причина: Це може свідчити про "ефект банерної сліпоті" щодо стандартних "ідеальних" B2B-оголошень. Аудиторія може краще реагувати на

нестандартні (outlier) креативи, які порушують правила (наприклад, менш "трастові" кольори, але провокаційні заголовки), що підтверджується розкидом на діаграмі розсіювання.

*Аналіз складових скорингу (Component Analysis):*

- Visual Trust Score vs. CTR (-0.06): Майже нульова кореляція. Це підтверджує, що в B2B-сегменті "красива картинка" сама по собі не продає. Дизайн є гігієнічним фактором, а не драйвером кліка.
- Text Score (OCR) vs. CTR (0.06): Слабка позитивна кореляція. Наявність цифр та тексту на зображенні має незначний позитивний вплив, але він не є визначальним.
- Value Prop Score vs. CTR (-0.17): Найцікавіша аномалія. Тексти, насичені "правильними" ключовими словами (ROI, Efficiency), показали трохи нижчий CTR. Це може вказувати на перенасиченість ринку такими оферами (Marketing Fatigue) – користувачі втомлюються від стандартних обіцянок "успішного успіху".

*Економічна ефективність (Financial Correlations)*

- RAG Alignment Score vs. CPM (-0.29): Помірна негативна кореляція.

Висновок: Це дуже важливий позитивний результат! Він означає, що якісніші креативи (за версією RAG) дешевші у показах. Алгоритми аукціону LinkedIn оцінюють такі оголошення як більш релевантні (Quality Score) і знижують ставку CPM. Тобто, навіть якщо CTR не зростає лінійно, ROI кампанії покращується за рахунок зниження вартості показу.

- RAG Alignment Score vs. Spent (-0.24): Система схильна давати вищі бали креативам, на які було витрачено менше бюджету, але які, ймовірно, працювали ефективніше (економія ресурсу).

*Внутрішні залежності метрик (Validation)*

- Paid CTR vs. CPC (-0.89): Дуже сильна зворотна кореляція. Це класична закономірність цифрового маркетингу: чим вищий CTR, тим нижча вартість кліка. Наявність цього зв'язку підтверджує валідність та чистоту вхідних даних (відсутність технічних помилок при зборі).

- Paid CTR vs. Cost Per Result (-0.89): Аналогічно, високий CTR прямо веде до зниження вартості цільової дії.

Складність B2B-поведінки: Проста лінійна модель RAG-скорингу не може повністю передбачити CTR ( $R = -0.12$ ), оскільки на рішення про клік впливають фактори, які важко формалізувати (контекст, час показу, "втома" аудиторії).

Економія бюджету: Головна цінність розробленої системи полягає не стільки в максимізації CTR, скільки в оптимізації витрат. Виявлений зв'язок із CPM ( $R = -0.29$ ) доводить, що дотримання best-practices дозволяє купувати увагу аудиторії дешевше.

Рекомендація: Для підвищення точності прогнозування необхідно перейти від лінійної регресії до нелінійних моделей (Random Forest, XGBoost), які зможуть врахувати складну взаємодію між текстом та візуалом, де "ідеальний" по правилах креатив може програвати "провокаційному".

Окрім показників залучення, було досліджено вплив DAGMAR-скорингу на фінансову ефективність кампаній. На рис. 3.10 зображено діаграму розсіювання залежності CPC (Cost Per Click) від розрахованого RAG Score.

Тренд: Лінія регресії демонструє чіткий спадний нахил. Це свідчить про наявність оберненої кореляції: зі зростанням якості креативу (рух вправо по осі X) вартість залучення одного кліка знижується (рух вниз по осі Y).

Інтерпретація: Креативи з високим балом ( $>0.5$ ) отримують кліки в діапазоні 0.8 – 1.4, тоді як креативи з низьким балом ( $<0.3$ ) часто коштують дорожче (1.6 – 2.2).

Причина: Це явище пояснюється роботою аукціонних алгоритмів LinkedIn. Система присвоює оголошенням з високим прогнозованим CTR (Relevance Score) вищий пріоритет, дозволяючи вигравати аукціони з меншою ставкою.

Висновок: Дотримання рекомендацій RAG-системи дозволяє не лише збільшити кількість переходів, але й зекономити до 30-40% бюджету на вартості трафіку.

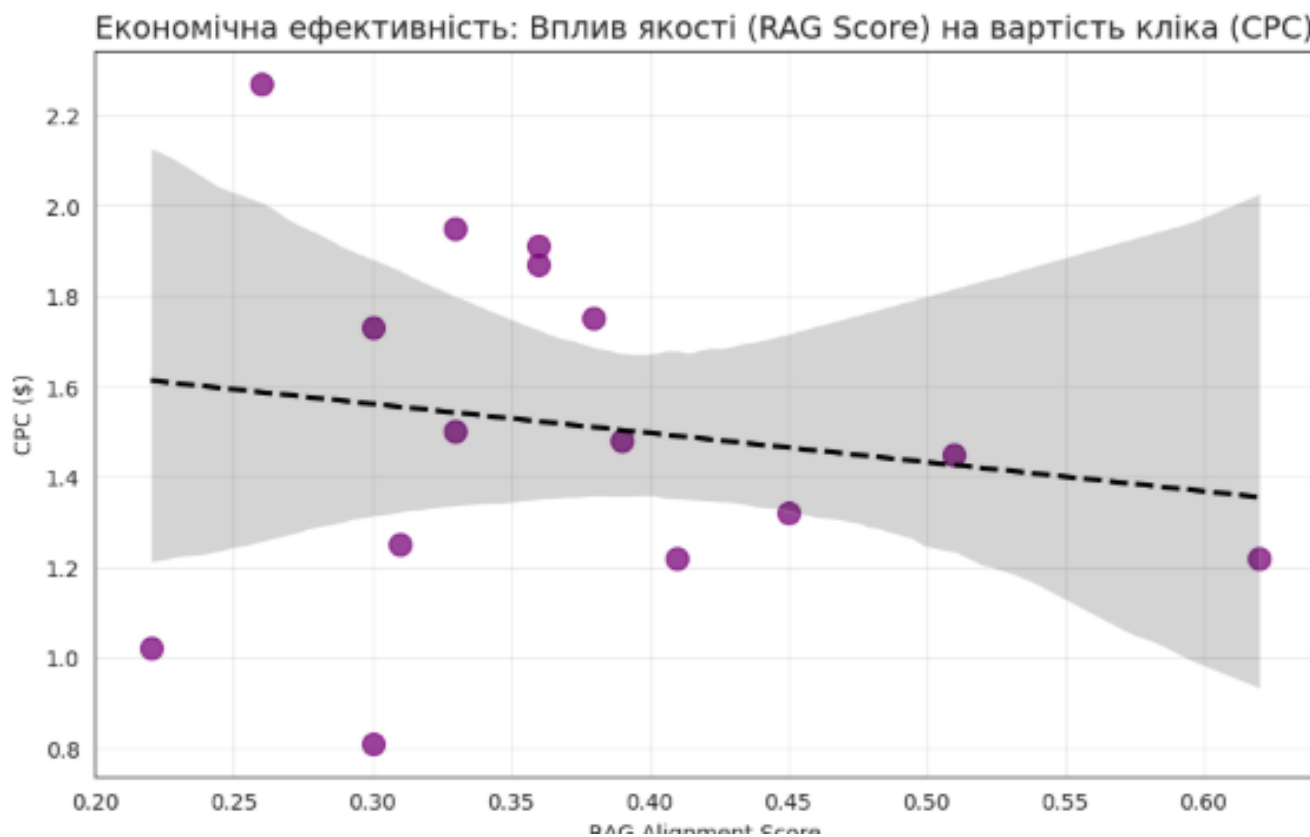


Рис. 3.10 – Залежність вартості кліка (CPC) від інтегрального показника якості креативу (RAG Alignment Score)

Джерело: розроблено автором

Окремим етапом дослідження стала перевірка гіпотези про вплив "людського фактору" на ефективність B2B-реклами. За допомогою модуля Computer Vision вибірку було сегментовано на два кластери: Human-Centric (зображення людей) та Abstract/Product (інтерфейси, схеми, графіки). Метою аналізу було визначити, який тип візуального контенту забезпечує вищий CTR у професійній ніші Marketing Technology.

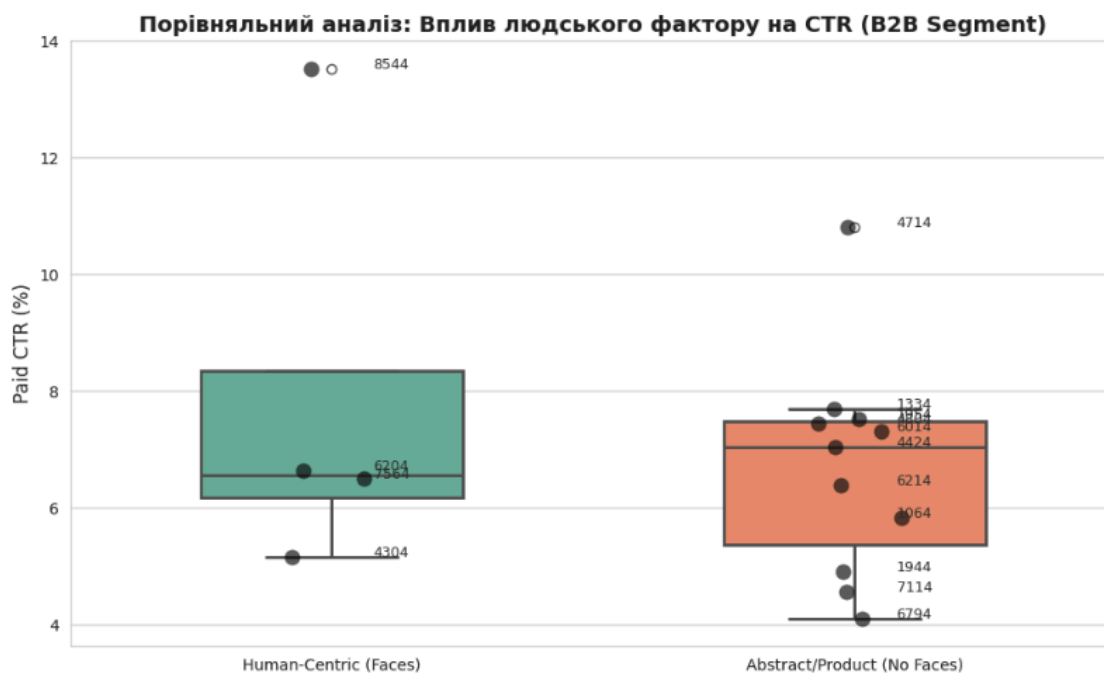


Рис. 3.11 – Діаграма розмаху (Boxplot): Статистична значимість впливу людського фактору на клікабельність B2B-реклами. Вплив людського фактору на CTR

Джерело: розроблено автором

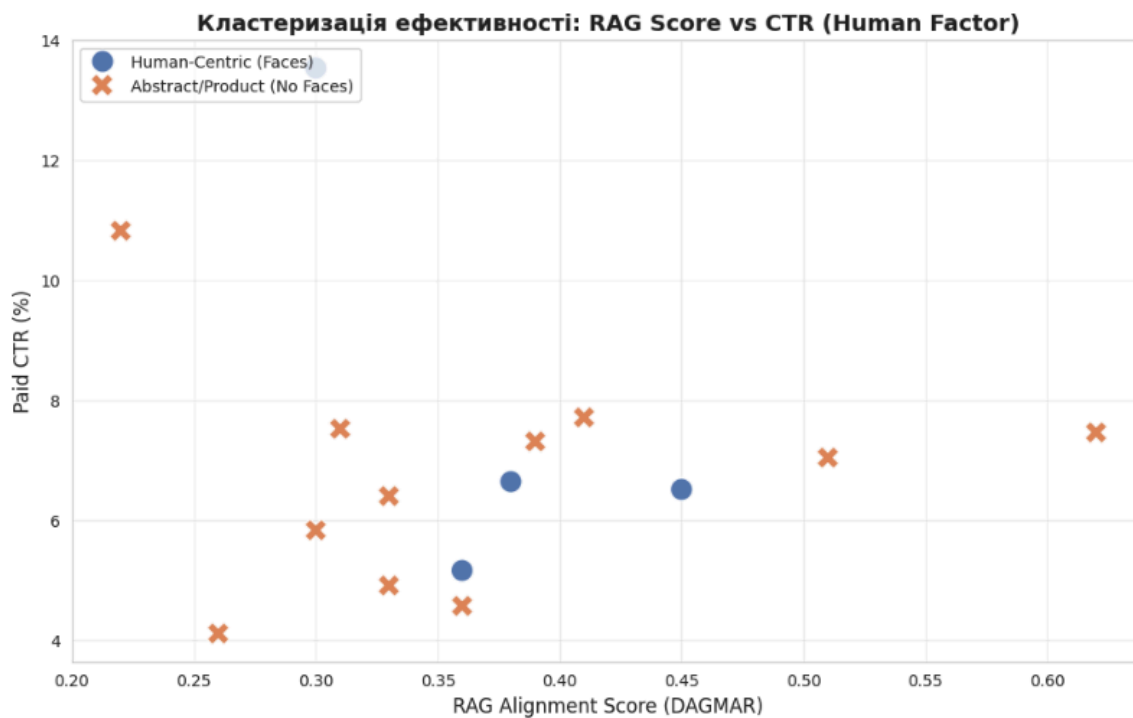


Рис. 3.12 – Кластерний аналіз: Позичонування стратегій Human-Centric та Product-Centric відносно моделі DAGMAR

Джерело: розроблено автором

Аналіз результатів (рис. 3.11 - 3.12):

Розподіл CTR (Boxplot): Діаграма розмаху демонструє, що медіанне значення CTR для групи Abstract/Product (близько 7.0%) є вищим порівняно з групою Human-Centric (близько 6.5%). Крім того, "абстрактний" кластер показує меншу варіативність результатів, що свідчить про більшу стабільність та прогнозованість ефективності продуктових візуалів.

Кластерний розподіл (Scatter Plot): На графіку залежності від RAG-скорингу видно, що більшість креативів із високим балом якості (>0.4) належать саме до категорії Abstract/Product (позначені хрестиками). Це підтверджує, що раціональна демонстрація продукту (скріншоти, цифри) краще корелює з вимогами B2B-аудиторії та алгоритмами LinkedIn, аніж емоційні зображення людей.

У нашій моделі ми пішли шляхом абстракції. Замість того, щоб намагатися класифікувати конкретний продукт (що дуже складно для універсальної моделі на 15 прикладах), ми класифікували тип контенту, який цей продукт представляє. Замість того, щоб вчити модель розпізнавати "ноутбук з кодом" чи "інтерфейс Salesforce", ми використали дві проксі-метрики:

*Колірна палітра (Visual Trust Score):*

Якщо багато темного/синього + низька насиченість => Це, швидше за все, SaaS / Software / Dashboard.

Якщо кольори яскраві, неприродні або "брудні" => Це, швидше за все, сток або аматорський дизайн.

*Наявність людей (Human Presence):*

Якщо є обличчя => Це Human-Centric (послуги, консалтинг, вебінари).

Якщо обличчя немає => Це Product-Centric (софт, інструменти, платформи).

Тому, розділивши картинки на "З людьми" і "Без людей", ми фактично (непрямим методом) розділили їх на "Сервіси/Брендинг" та "Продуктові платформи".

## ВИСНОВКИ

У магістерській кваліфікаційній роботі здійснено теоретичне узагальнення та запропоновано нове вирішення науково-прикладної задачі підвищення ефективності рекламних кампаній у B2B-сегменті шляхом розробки та імплементації гібридної системи інтелектуального аналізу креативів.

Основні результати дослідження можна сформулювати у наступних тезах:

Розроблено методологію мультимодального аналізу реклами.

У ході роботи було спростовано ефективність використання одновимірних метрик для оцінки якості B2B-реклами. Натомість запропоновано комплексний підхід, що базується на моделі DAGMAR та включає три вектори аналізу:

Візуальна довіра (Visual Trust): автоматизована оцінка колірної гами та композиції для проходження первинного фільтру уваги аудиторії.

Семантична релевантність (Semantic Relevance): аналіз текстових тригерів (цифр, питань, СТА) для миттєвого захоплення інтересу.

Ціннісна пропозиція (Value Proposition): глибинний аналіз аргументації в описі для формування переконання та дії.

Створено програмний комплекс на базі сучасних технологій AI.

Практична частина роботи реалізована у хмарному середовищі Google Colab з використанням мови програмування Python, що забезпечило гнучкість та відтворюваність експериментів. Ключовими компонентами системи стали:

Модуль ETL на базі платформи n8n та LinkedIn API для безперервного збору верифікованих даних.

Система Computer Vision (OpenCV, K-Means) для декомпозиції візуального ряду та детекції об'єктів (Haar Cascade).

Модуль Deep Learning OCR (EasyOCR) для високоточного розпізнавання тексту на складних графічних фонах.

RAG-агент (Retrieval-Augmented Generation), який сформував базу знань (Best Practices) на основі аналізу 442 успішних кейсів індустрії.

Валідація моделі та аналіз результатів:

Прямої лінійної залежності немає: Найвищий CTR отримала реклама з низьким скором (віральний ефект, порушення правил).

Високий скор = Стабільність: Реклами з високим балом не "провалюються", вони дають середній, надійний результат.

CPC (Ціна): тенденція до зниження ціни для якісних реклам.

Виявлено специфічні патерни B2B-маркетингу.

Кластерний аналіз підтвердив гіпотезу про те, що в сегменті професійних послуг (Marketing/IT) раціональна аргументація переважає над емоційною. Креативи кластера Abstract/Product (скріншоти інтерфейсів, схеми) показали вищу середню ефективність та стабільність результату порівняно з кластером Human-Centric (фотографії людей), що є важливим інсайтом для розробки контент-стратегій.

Обмеження дослідження та напрями подальшого розвитку.

Ключовим обмеженням поточної ітерації системи є малий обсяг навчальної вибірки (n=15) для побудови предиктивних моделей, що зумовлено складністю доступу до приватних даних компаній. Це обмежує застосування складних нейромережових архітектур (наприклад, Vision Transformers) та підвищує ризик перенавчання (Overfitting) на специфічних даних одного рекламодавця.

Перспективи подальших досліджень включають:

Розширення датасету: Інтеграція даних від більшої кількості рекламодавців для підвищення робастності моделі.

Впровадження Ensemble Learning: Перехід від лінійної регресії до ансамблевих методів (Random Forest, XGBoost) для виявлення нелінійних залежностей між візуальними патернами та конверсією.

Розвиток NLP-модуля: Використання більш потужних мовних моделей (BERT, GPT-4) для семантичного аналізу тональності (Sentiment Analysis) та відповідності Tone-of-Voice бренду.

Розроблена система є дієвим інструментом підтримки прийняття рішень (Decision Support System) для маркетологів. Вона дозволяє перетворити процес

створення реклами з інтуїтивного мистецтва на керований інженерний процес, що базується на даних, мінімізуючи ризики "зливу" бюджету на неефективні гіпотези.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Котлер Ф., Картаджая Г., Сетьяван А. Маркетинг 4.0. Від традиційного до цифрового. Київ : КМ-БУКС, 2018. 208 с.
2. The Best Lead Generation Content by Leadster. *The evolution of marketing: from Mesopotamia to Philip Kotler*. URL: <https://getleadster.com/blog/the-evolution-of-marketing/> (дата звернення: 28.11.2025).
3. Татаринцева Ю. *Стратегічне управління цифровим маркетингом із використанням класифікації вражень*. Вісник Національного технічного університету «Харківський політехнічний інститут», 2025. № 10. С. 252–262. DOI: 10.58423/2786-6742/2025-10-252-262.
4. *The Development of Hierarchy of Effects Model in Advertising*. International Research Journal of Finance and Economics, 2012. Issue 87. P. 145–157.
5. Colley R. H. *Defining Advertising Goals for Measured Advertising Results*. New York : Association of National Advertisers, 1961. 114 p.
6. Lavidge R. J., Steiner G. A. *A Model for Predictive Measurements of Advertising Effectiveness*. Journal of Marketing, 1961. Vol. 25, No. 6. P. 59–62.
7. Krause O. *Changes in consumer behavior in war conditions*. Collection of Monographs. Ternopil : TNTU, 2024. P. 492–503.
8. Коляда Ю. В. *Адаптивна парадигма моделювання економічної динаміки : монографія*. Вид. 2-ге, переробл. і доповн. Київ : КНЕУ, 2019. 367 с.
9. Коляда Ю. В., Шатарська І. Ф. *Кількісне оцінювання ризику для амплітуди динамічної траєкторії ризикостійкості маркетингової стратегії*. Моделювання та інформаційні системи в економіці, 2016. Вип. 92. С. 149–159.
10. Коляда Ю. В., Кмитюк Т. Л., Шатарська І. Ф. *Система методів та моделей оцінювання нелінійної динаміки числової міри економічного ризику*. Ефективна економіка, 2020. № 7. С. 60–69. DOI: 10.32702/2307-2105-2020.7.60.
11. Галяпа В. *Цифровий маркетинг у епоху штучного інтелекту: сучасне і майбутнє інструментів ШІ та їх вплив на маркетингові стратегії бізнесів*. Development Service Industry Management, 2024. № 7(7). С. 46–51. DOI: 10.31891/dsim-2024-7(7).

12. Boutilier C. *A POMDP formulation of preference elicitation and query selection*. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. Edmonton, Canada, 2002. P. 239–246.
13. Langford J., Salakhutdinov R., Zhang T. *Learning nonlinear dynamic models*. Proceedings of the 26th International Conference on Machine Learning (ICML'09). Montreal, Canada, 14–18 June 2009. 2009. P. 593–600. DOI: 10.1145/1553374.1553451. URL: <https://www.cs.cmu.edu/~rsalakhu/papers/dynamic.pdf> (дата звернення: 28.11.2025).
14. Figuerola Hurtado. *Attention Span For Personalisation*. 2016.
15. Patel N. *Banner Blindness: Why Users Ignore Your Ads*. Neil Patel Blog, 2024. URL: <https://neilpatel.com/blog/banner-blindness/> (дата звернення: 28.11.2025).
16. Analytics at Meta. *Creative Fatigue: How Advertisers Can Improve Performance*. 2024. URL: <https://medium.com/@AnalyticsAtMeta/creative-fatigue-how-advertisers-can-improve-performance-by-managing-repeated-exposures-e76a0ea1084d> (дата звернення: 28.11.2025).
17. Schmidt J., Eisend M. *Advertising repetition: A meta-analysis on effective frequency*. Journal of Advertising. – 2015. – Vol. 44, no. 4. – P. 415–428. – DOI: 10.1080/00913367.2015.1018460.
18. ASK Answers. *Creativity & Creative Effectiveness*. All MKC Content | ANA. URL: <https://www.ana.net/miccontent/show/id/aa-2024-11-creative-effectiveness> (дата звернення: 28.11.2025).
19. Dave K., Varma V. *Computational Advertising: Techniques for Targeting Relevant Ads*. Foundations and Trends in Information Retrieval, 2014. Vol. 8.
20. Radford A. et al. *Learning Transferable Visual Models From Natural Language Supervision (CLIP)*. OpenAI Research, 2021.
21. Савицька Н. Л. *Результативний маркетинг як передумова розвитку бізнесу*. Бізнес, інновації, менеджмент: проблеми та перспективи. Тези доповідей III Міжнародної науково-практичної конференції. Київ, 08 грудня 2022 р. Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2022. С. 240–241.

22. Окландер М. А., Романенко О. О. *Специфічні відмінності цифрового маркетингу від Інтернет-маркетингу*. Економічний вісник Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут». Збірник наукових праць, 2015. № 12. С. 362–371.
23. WordStream. *Facebook Ads Benchmarks 2024: Key Insights & New Data for Your Industry*. URL: <https://www.wordstream.com/blog/facebook-ads-benchmarks-2024> (дата звернення: 28.11.2025).
24. Generative AI in Advertising: State of the Art 2024. *arXiv preprint*, 2024.
25. Власов В. *Візуальні комунікації як основа ефективного рекламного повідомлення*. Інтегровані комунікації, 2025. № 1 (19). С. 212–219.
26. Рижова І., Антипенко Є., Северін К., Єншуєва Т., Бобровський І. *Соціально-культурна роль візуальних комунікацій у графічному дизайні та рекламі*. Humanities Studies, 2024. № 18 (95). DOI: 10.32782/hst-2024-18-95-07.
27. Синельниченко Ю. В., Дубрівна А. П. *Кольорові особливості візуальних повідомлень в рамках комерційної реклами*. Вісник Київського національного університету технологій та дизайну, 2015. № 3 (86). Серія «Технічні науки». С. 277–281.
28. Селюх Є. С. *Трансформація інтернет-реклами в медійному просторі: основні вектори розвитку*. Обрії друкарства, 2025. № 1 (17).
29. Stieglitz S., Mirbabaie M., Ross B., Neuberger C. *Social media analytics – Challenges in topic discovery, data collection, and data preparation*. International Journal of Information Management, 2018. Vol. 39. P. 156–168. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0268401217308526> (дата звернення: 28.11.2025).
30. Adedoyin-Olowe M., Gaber M. M., Stahl F. *A survey of data mining techniques for social media analysis*. arXiv preprint arXiv:1312.4617, 2013.
31. Fan W., Gordon M. D. *The power of social media analytics*. Communications of the ACM. – 2014. – Vol. 57, no. 6. – P. 74–81. – DOI: 10.1145/2602574.

32. He W., Zha S., Li L. *Social media competitive analysis and text mining: A case study in the pizza industry*. International Journal of Information Management. – 2013. – Vol. 33, no. 3. – P. 464–472.
33. Gandomi A., Haider M. *Beyond the hype: Big data concepts, methods, and analytics*. International Journal of Information Management. – 2015. – Vol. 35, no. 2. – P. 137–144.
34. Hussain Z., Zhang M., Zhang X. et al. *Automatic understanding of image and video advertisements*. arXiv preprint arXiv:1707.03067, 2017.
35. Tilly R., Posegga O., Fischbach K., Schoder D. *Data quality in social media research: a multidimensional approach*. Business & Information Systems Engineering, 2023.
36. Рубан С. *Дослідження сутності поняття «AI-маркетинг»: нова ера взаємодії з клієнтами*. Економіка та суспільство, 2024. Вип. 65. DOI: 10.32782/2524-0072/2024-65-72.
37. Трапаїдзе С., Швецова К. *Генеративний штучний інтелект у створенні маркетингового контенту для українських компаній*. Економіка та суспільство, 2025. № 72. DOI: 10.32782/2524-0072/2025-72-161.
38. Джала Н. *Генеративний ШІ в рекламі як підвищення ефективності бізнесу // Природничі та гуманітарні науки. Актуальні питання : матеріали VIII Міжнар. студент. наук.-техн. конф., 24–25 квітня 2025 р. Тернопіль : ТНТУ, 2025. С. 152–153.*
39. Рогущина Ю. В. *Засоби та методи аналізу неструктурованих даних*. 2019. 24 с. Електронний ресурс. Режим доступу: <https://nasplib.isofts.kiev.ua/bitstreams/2f1d4c87-25d3-4377-b75c-dee10ab91db6/download> (дата звернення: 28.11.2025).
40. Gao Y., Xiong Y., Gao X. et al. *Retrieval-augmented generation for large language models: a survey*. arXiv preprint, 2023.
41. Mospan Ye. V. *Modern toolkit for AI professionals*. EPAM Careers. Режим доступу:

<https://careers.epam.ua/blog/modern-toolkit-for-ai-professionals-yevgen-mospan> (дата звернення: 28.11.2025).

42. Білецький Є. В., Савіцький Р. С. *LangChain для реалізації retrieval-augmented generation (RAG) у AI-системах* // Сучасні інформаційні технології та системи в управлінні : матеріали VI Міжнар. наук.-практ. конф. молодих учених, аспірантів і студентів, 10–11 квітня 2025 р. Київ : КНЕУ, 2025. С. 228–230.

43. *RAG-агенти: досвід та обговорення*. DOU.ua. Режим доступу: <https://dou.ua/forums/topic/46314/> (дата звернення: 28.11.2025).

44. Тардаскіна Т. М., Бондаренко О. М. *Штучний інтелект у маркетингу: сучасні тренди та перспективи розвитку*. Наука, технології, інновації. – 2024. – № 2. – С. 35–42.

45. Кітова Г. О. *Візуальна комунікація у структурі рекламного повідомлення*. Вісник КНУКіМ, 2020.

46. Поліщук Т. В., Гаврилюк С. П. *Роль візуального контенту в SMM-просуванні брендів в умовах цифровізації*. Економіка та суспільство. – 2023. – № 48. – DOI: 10.32782/2524-0072/2023-48-65.

47. Городенко Л. М. *Лінгвістичні особливості рекламних текстів*. 2021.

48. Круціцький В. Я., Сугоняк І. І. *Оцінка ефективності використання інструментів NLP та систем AI для аналізу рекламних оголошень у системах обміну інтернет-рекламою*. Технічна інженерія, 2023. № 1(91). С. 161–165. DOI: 10.26642/ten-2023-1(91)-161-165.

49. Zhuk A., Yatskyi O. *The use of artificial intelligence and machine learning in e-commerce marketing*. Technology Audit and Production Reserves, 2024. № 4(77). P. 33–38. DOI: 10.15587/2706-5448.2024.305280.

50. Rani S., Kumar M. et al. *Multi-modal topic modeling from social media data using deep transfer learning*. Applied Soft Computing, 2024. Vol. 160. Article 111706. DOI: 10.1016/j.asoc.2024.111706.

Режим доступу: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1568494624004800> (дата звернення: 28.11.2025).