

Міністерство освіти і науки України
Тернопільський національний педагогічний університет
імені Володимира Гнатюка

Фізико-математичний факультет
Кафедра інформатики та методики її навчання

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
АНАЛІЗ ЕФЕКТИВНОСТІ DIGITAL-MАРКЕТИНГОВИХ СТРАТЕГІЙ
НА ОСНОВІ ІНСТРУМЕНТІВ WEB-АНАЛІТИКИ

Спеціальність 122 Комп'ютерні науки

здобувача першого (бакалаврського) рівня
вищої освіти групи DA-47
Іваніва Назара Богдановича

НАУКОВИЙ КЕРІВНИК:
кандидат фізико-математичних наук,
доцент кафедри інформатики та методики
її навчання
Мартинюк Сергій Володимирович

РЕЦЕНЗЕНТ:
кандидат технічних наук, завідувач
кафедри комп'ютерних технологій
Тернопільського національного
педагогічного університету імені
Володимира Гнатюка
Франко Юрій Павлович

АНОТАЦІЯ

Іванів Н. Б. Аналіз ефективності digital-маркетингових стратегій на основі інструментів web-аналітики. Кваліфікаційна робота на здобуття освітнього ступеня «бакалавр» зі спеціальності 122 Комп'ютерні науки. ТНПУ ім. В. Гнатюка. Тернопіль, 2026. 79 с.

Кваліфікаційна робота присвячена розробці математичних моделей, ETL-алгоритмів та програмного прототипу інтерактивної системи для аналізу й оцінки ефективності багатоканальних digital-маркетингових стратегій на основі сучасних інструментів web-аналітики. Розглянуто теоретичні основи цифрового маркетингу, еволюцію аналітичних платформ від Web 1.0 до Web 3.0 та перехід до подієво-орієнтованої моделі даних в Google Analytics 4 в умовах посилення конфіденційності (GDPR, Cookieless Future).

Формалізовано математичну модель комплексної оцінки ефективності цифрових стратегій на основі методу адитивної згортки нормалізованих критеріїв з інтеграцією бізнес-метрик ROI, CAC, LTV. Розроблено та реалізовано автоматизований ETL-конвеєр обробки даних із застосуванням статистичного методу середньоквадратичного відхилення для фільтрації аномального бот-трафіку та лінійної інтерполяції для усунення пропусків. Проектування архітектури виконано за допомогою UML-моделей та OLAP-орієнтованої ER-структури бази даних. Програмний комплекс та інтерактивний вебінтерфейс реалізовано мовою Python із використанням бібліотек Pandas, Plotly та фреймворку Streamlit.

Ключові слова: digital-маркетинг, web-аналітика, Google Analytics 4, ETL-процес, моделі атрибуції, Python.

ABSTRACT

Ivaniv N. B. Analysis of the effectiveness of digital-marketing strategies using web-analytics tools. / Bachelor's thesis in the specialty 122 Computer Science. Ternopil Volodymyr Hnatiuk National Pedagogical University. Ternopil, 2026. 79 p.

This thesis is devoted to the development of mathematical models, ETL algorithms, and a software prototype for an interactive system designed to analyze and evaluate the effectiveness of multichannel digital marketing strategies using modern web analytics tools. The thesis examines the theoretical foundations of digital marketing, the evolution of analytics platforms from Web 1.0 to Web 3.0, and the transition to an event-driven data model in Google Analytics 4 amid increasing privacy regulations (GDPR, Cookieless Future).

A mathematical model for a comprehensive evaluation of the effectiveness of digital strategies has been formalized based on the method of additive convolution of normalized criteria, incorporating the business metrics ROI, CAC, and LTV. An automated ETL data processing pipeline has been developed and implemented, utilizing the statistical method of root mean square deviation to filter out anomalous bot traffic and linear interpolation to fill in data gaps. The architecture was designed using UML models and an OLAP-oriented ER database structure. The software suite and interactive web interface were implemented in Python using the Pandas and Plotly libraries and the Streamlit framework.

Keywords: digital marketing, web analytics, Google Analytics 4, ETL process, attribution models, Python.

ЗМІСТ

ВСТУП	4
РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ТА АРХІТЕКТУРНІ КОМПОНЕНТИ ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ ЦИФРОВОГО МАРКЕТИНГУ	9
1.1. Системний аналіз, генезис та еволюція технологій цифрового маркетингу	9
1.2. Архітектурна характеристика та класифікація програмного інструментарію розподілених цифрових каналів	14
1.3. Система метрик і показників оцінки ефективності цифрових маркетингових стратегій	20
1.4. Роль та архітектурне значення web-аналітики в системі управління цифровими стратегіями	27
1.5. Проблеми та стратегічні перспективи розвитку digital-маркетингу та web-аналітики	32
Висновки до розділу 1	39
РОЗДІЛ 2. МАТЕМАТИЧНЕ Й АЛГОРИТМІЧНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ СИСТЕМИ АНАЛІЗУ ЕФЕКТИВНОСТІ ЦИФРОВИХ СТРАТЕГІЙ	42
2.1. Побудова математичної моделі розрахунку ключових показників ефективності (KPI)	42
2.2. Розробка алгоритму автоматизованого збору та попередньої обробки даних	47
2.3. Проєктування архітектури та структури програмного комплексу	53
Висновки до розділу 2	58
РОЗДІЛ 3. ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ, ТЕСТУВАННЯ ТА ВЕРИФІКАЦІЯ АНАЛІТИЧНОГО КОМПЛЕКСУ	59
3.1. Архітектурні принципи й обґрунтування вибору технологічного стеку	59
3.2. Розробка програмного забезпечення аналітичної системи	61
3.3. Тестування системи на прикладному сценарії й аналіз отриманих результатів	67
Висновки до розділу 3	71
ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ	73
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	75

ВСТУП

Актуальність теми. Сучасний етап розвитку глобальної економіки характеризується тотальною цифровізацією бізнес-процесів, де цифрова присутність підприємства стає не просто тимчасовою конкурентною перевагою, а базовою фундаментальною умовою виживання на ринку. Сучасний digital-маркетинг остаточно перетворився на складну, гетерогенну екосистему, яка безперервно генерує колосальні масиви слабкоструктурованих даних (Big Data) у режимі реального часу. Проте саме по собі володіння цими даними або їх просте накопичення в базах даних не гарантує комерційного чи стратегічного успіху; у сучасних реаліях критично важливим є вміння інтелектуально обробляти, інтерпретувати та перетворювати ці потоки сирової інформації на ефективні та обґрунтовані управлінські рішення⁴].

Актуальність дослідження зумовлена передусім тим, що класичні методи маркетингового аналізу вже не здатні адекватно й оперативно обробляти складні багатоканальні послідовності взаємодій сучасних користувачів (Multi-Touch User Journeys). Ефективне використання передових інструментів сучасної web-аналітики, таких як платформи подієвого тренінгу Google Analytics 4, вимагає розробки принципово нових підходів до проєктування розподілених систем збору даних, їхньої глибокої алгоритмічної фільтрації та математичного моделювання. Існуюча науково-практична проблема полягає у відсутності уніфікованих, гнучких алгоритмів, які б дозволяли представникам цифрового підприємництва автоматизовано оцінювати наскрізні фінансові показники рентабельності інвестицій (ROI/ROMI), розраховувати вартість залучення й утримання клієнтів (CAC, LTV) і прогнозувати поведінку цільової аудиторії на основі методів інтелектуального аналізу даних (Data Mining).

З огляду на стрімкий розвиток клієнтських технологій відстеження (Tracking), поступову кризу використання сторонніх файлів cookie (Third-party cookies), а також суттєве посилення міжнародних нормативних вимог до приватності та захисту персональних даних (GDPR, CCPA), проєктування та розробка серверних архітектурних програмних рішень (Server-side tracking), що дозволяють ефективно й безперешкодно аналізувати складні digital-стратегії, є

одним із найбільш пріоритетних та актуальних завдань комп'ютерних наук у сфері бізнес-аналітики та інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Питаннями оцінки ефективності маркетингових комунікацій, математичного моделювання поведінки споживачів та аналізу вебданих займалися такі провідні світові фахівці, як Авінаш Каушик, Брайан Кліфтон, Ден Сівіні, Дейв Чаффі та інші [33, 37]. У вітчизняному науковому й інформаційному просторі вагомий внесок у дослідження процесів цифрової трансформації маркетингу, побудови систем наскрізної аналітики та проектування інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень зробили фахівці в галузі комп'ютерних наук та автоматизованого управління [9, 12].

Проте більшість існуючих наукових робіт і публікацій фокусуються або на суто маркетинговому (гуманітарно-економічному) аспекті просування, або обмежені прикладним технічним описом інтерфейсів готових аналітичних інструментів. Поза увагою дослідників часто залишаються питання розробки та математичного обґрунтування комплексних алгоритмічних моделей та ETL-процесів для надійної автоматизації збору й аналізу ефективності в умовах обмежених ресурсів малого та середнього цифрового підприємництва. Це зумовлює вибір теми кваліфікаційної роботи, її структуру та архітектурне наповнення.

Мета і завдання дослідження. Метою кваліфікаційної роботи є розробка математичних моделей, конвеєрів обробки даних (ETL-алгоритмів) та програмного прототипу інтерактивної системи аналізу ефективності digital-маркетингових стратегій на основі сучасних інструментів web-аналітики для оптимізації та автоматизації процесу прийняття управлінських рішень.

Для досягнення поставленої мети визначено та розв'язано такі **завдання**:

- провести системний аналіз предметної області digital-маркетингу, дослідити функціональну архітектуру аналітичних платформ і визначити ключові технологічні тренди розвитку сучасної web-аналітики в умовах посилення конфіденційності даних;

- формалізувати математичну модель комплексної оцінки ефективності цифрових стратегій, базуючись на методі адитивної згортки нормалізованих критеріїв та системі інтегральних бізнес-метрик (ROI, SAC, LTV);
- розробити алгоритм автоматизованого збору, очищення та попередньої обробки «сирих» даних (ETL-процес) із використанням статистичних методів детекції аномалій і спроектувати архітектурну структуру програмного комплексу (UML-моделі, ER-діаграма бази даних);
- практично реалізувати програмний прототип інтерактивної системи візуалізації аналітичних показників (Dashboard) на мові програмування Python і провести верифікацію розроблених рішень на прикладному тестовому сценарії.

Об’єкт дослідження — процес функціонування та моніторингу багатоканальних digital-маркетингових стратегій підприємства в інформаційному середовищі.

Предмет дослідження — моделі, алгоритми, архітектурні методи та програмні інструменти автоматизованого збору, фільтрації, обробки й інтерактивної візуалізації даних web-аналітики для оцінки ефективності маркетингових комунікацій.

Методи дослідження. Для вирішення поставлених у роботі завдань було використано комплекс фундаментальних наукових та інженерних методів:

системний аналіз та декомпозиція предметної області — для дослідження структури цифрових каналів комунікації та визначення рівнів архітектури аналітичної системи;

математична статистика та методи нормалізації даних — для обробки великих масивів інформації, реалізації правила «трьох сигм» при виявленні бот-трафіку та приведення різнорідних метрик до єдиного інтегрального показника;

теорія алгоритмів та об’єктно-орієнтоване проєктування (ООП) — для побудови ETL-конвеєра обробки даних, розробки UML-діаграм класів і діаграм послідовності програмного комплексу;

проектування реляційних баз даних — для побудови ER-моделі OLAP-орієнтованого сховища даних;

методи інтерактивної візуалізації та побудови дашбордів — для представлення оброблених результатів аналізу у зручній для прийняття рішень формі.

Наукова новизна одержаних результатів полягає в:

удосконаленні математичної моделі інтегральної оцінки ефективності маркетингових стратегій, яка, на відміну від існуючих підходів, базується на адитивній згортці різнорідних нормалізованих показників та враховує динаміку поведінкових факторів користувачів у реальному часі;

розробці алгоритму фільтрації аномального (ботового та спам-трафіку) на етапі попередньої обробки даних (Transformation) за допомогою статистичного методу середньоквадратичного відхилення, що дозволяє уникнути спотворення інтегрального коефіцієнта та підвищує точність розрахунку фінансового ROI на 10–15 %;

подальшому розвитку підходів до побудови гнучких модульних архітектур аналітичних систем (Dashboard), здатних інтегрувати дані з різних гетерогенних джерел через уніфіковане API без зміни загальної розрахункової бізнес-логіки системи.

Практичне значення одержаних результатів. Розроблений програмний комплекс, що базується на мові програмування Python і сучасних аналітичних бібліотеках, може бути безпосередньо впроваджений на підприємствах для надійної автоматизації наскрізного моніторингу рекламних кампаній. Це дозволяє скоротити час на збір та підготовку аналітичної звітності в середньому на 40 %, повністю мінімізувати вплив людського фактора при розрахунку прибутковості окремих каналів та оперативно перерозподіляти бюджети на користь найбільш рентабельних digital-стратегій.

Апробація результатів дослідження. Основні теоретичні положення, алгоритмічні рішення та практичні результати роботи були представлені, обговорені й отримали схвалення на науково-практичній конференції студентів та молодих вчених «Інформаційні технології в сучасному світі» (м. Тернопіль,

ТНПУ імені Володимира Гнатюка, 2026 р.) та на XVI та XVII Міжнародних науково-практичних інтернет-конференціях «Сучасні інформаційні технології та інноваційні методики навчання: досвід, тенденції, перспективи». Тернопіль : 6–7 листопада 2025 р. та 9 квітня 2026 р.

РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ТА АРХІТЕКТУРНІ КОМПОНЕНТИ ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ ЦИФРОВОГО МАРКЕТИНГУ

1.1. Системний аналіз, генезис та еволюція технологій цифрового маркетингу

Digital-маркетинг розглядають як сукупність методів і технологій просування товарів та послуг, що використовують цифрові канали на всіх етапах життєвого циклу продукту. На відміну від вузького поняття інтернет-маркетингу, яке обмежується лише онлайн-каналами, digital-маркетинг охоплює також мобільні додатки, SMS-комунікації, цифрові екрани та інші форми цифрової взаємодії. Головні характеристики цифрового підходу — **таргетованість, вимірюваність, інтерактивність та гнучкість** — визначають його як інформаційну систему, що генерує й обробляє подієві дані (лог-записи, події, ідентифікатори сесій) [6].

Еволюція digital-маркетингу нерозривно пов'язана з розвитком мережевих технологій, зміною поведінки користувачів та появою нових інструментів збору й аналізу даних. Дослідники підкреслюють, що цифровий маркетинг пройшов шлях від статичних вебсторінок до інтелектуальних екосистем, керованих алгоритмами штучного інтелекту та великими даними.

1. Доінтернетний період (1970–1990): зародження електронних комунікацій.

Поява перших електронних каналів комунікації (e-mail), які стали основою для ранніх експериментів із масовими розсилками. Маркетинг у цей період залишався традиційним, але почали формуватися передумови для цифрової трансформації — розвиток комп'ютерних мереж, перші бази даних клієнтів.

2. Web 1.0 (1990–2000): статичний інтернет і перші цифрові рекламні формати.

Створення статичних вебсторінок, орієнтованих на односторонню передачу інформації. У 1994 році з'явився перший клікабельний банер, що

вважається стартом цифрової реклами як індустрії. Маркетинг був трансляційним: бренди передавали повідомлення, а користувачі пасивно споживали контент. До кінця 1990-х цифрова реклама почала формувати окремий ринок, який у США вже у 2004 році досяг \$ 2,9 млрд доходу (ретроспективна оцінка).

3. Пошукова ера та контекстна реклама (2000–2010): персоналізація на основі запиту.

Масове поширення пошукових систем та поява SEO як окремої галузі. Використання cookie дозволило відстежувати поведінку користувачів, формувати перші профілі аудиторій та запускати контекстну рекламу. Розвиток вебаналітики: аналіз сесій, CTR, конверсій, поведінкових метрик. Маркетинг зміщується від трансляції до орієнтації на намір користувача (intent-based marketing). У цей період інтернет-аудиторія зростає вибухово: з 16 млн користувачів у 1995 році до 4,5 млрд у 2019 році, що радикально змінює масштаби цифрового маркетингу

4. Web 2.0 і мобільність (2010–2020): соціальні мережі, UGC та алгоритмізація взаємодії.

Поява соціальних платформ (Facebook — 2004, YouTube — 2005, Instagram — 2010), які змінили моделі комунікації та створили середовище для UGC (user-generated content). Маркетинг стає діалогічним: бренди взаємодіють із користувачами у режимі реального часу. Мобільна революція: до 2021 року 73 % e-commerce-транзакцій генерується з мобільних пристроїв (прогноз на основі трендів). Рекомендаційні алгоритми та соціальні графи формують персоналізовані стрічки, що змінює принципи охоплення та таргетингу. З'являються нові формати: influencer-маркетинг, нативна реклама, відео-контент, сторіз.

5. Ера AI, Big Data та Web 3.0 (з 2020 року): автоматизація, предиктивність і приватність

Штучний інтелект стає ключовим елементом маркетингових систем: автоматизація ставок (programmatic), оптимізація креативів, предиктивне моделювання поведінки. Big Data дозволяє аналізувати великі масиви даних у

реальному часі, формувати точні сегменти та персоналізувати комунікацію. Поширення Web 3.0-технологій: децентралізовані платформи, блокчейн, нові моделі цифрової ідентичності та управління даними користувачів.

Зростає роль privacy-aware архітектур:

- обмеження cookie (GDPR, ePrivacy),
- моделі збереження анонімності (Federated Learning, differential privacy),
- перехід до first-party data.

Маркетинг стає екосистемним: інтеграція CRM, CDP, аналітики, рекламних платформ та AI-модулів у єдині системи прийняття рішень.

Розглядаючи digital-маркетинг як інформаційну систему, до її архітектури належать: джерела подій (клієнтські пристрої, рекламні платформи, CRM), канали передачі (API, лог-файли, webhook), сховища (data lake, OLAP), обробні модулі (ETL, фільтрація, агрегування) та аналітичні компоненти (KPI-розрахунки, моделі атрибуції, ML-модулі). Кожна взаємодія користувача залишає цифровий слід, що дозволяє будувати наскрізну аналітику користувацького шляху, але водночас створює виклики щодо якості даних і приватності.

Ключові проблеми сучасного етапу: фрагментація джерел даних, наявність бот-трафіку та дублювання подій, обмеження cookie та вимоги GDPR, а також складність коректної атрибуції конверсій між каналами. Ці виклики визначають напрямки подальших розділів роботи: формалізацію KPI, проектування ETL-процесу та розробку алгоритмів фільтрації аномалій [7].

Цифровий маркетинг відрізняється від традиційних каналів комунікації не лише формою подачі інформації, а й принципово іншими механізмами взаємодії з аудиторією. Його ключові характеристики формуються на перетині технологічних можливостей, поведінкової аналітики та алгоритмічних моделей оптимізації. Нижче наведено розширений опис основних ознак, що визначають сутність digital-підходу.

1. Таргетованість (Targeting) як основа персоналізованої комунікації.

У цифровому середовищі таргетинг виходить далеко за межі класичного сегментування за демографічними ознаками. Сучасні системи використовують багаторівневі моделі аналізу аудиторії, що включають [15]:

- технічні параметри: IP-адреса, тип пристрою, операційна система, модель смартфона, браузер, швидкість інтернет-з'єднання;
- поведінкові сигнали: історія переглядів, частота взаємодій, час активності, глибина скролу, попередні покупки;
- психографічні характеристики: інтереси, цінності, стиль життя, мотиваційні тригери;
- контекстні фактори: геолокація, час доби, погода, події навколо користувача.

Це дозволяє формувати мікросегменти — групи з надзвичайно вузькими характеристиками, для яких створюються окремі рекламні сценарії. У традиційному маркетингу подібний рівень деталізації неможливий.

2. Інтерактивність як двостороння модель взаємодії.

Цифровий маркетинг передбачає активну участь користувача у комунікації. На відміну від телевізійної чи друкованої реклами, де аудиторія залишається пасивним спостерігачем, digital-канали забезпечують:

- миттєвий зворотний зв'язок (click, hover, swipe, scroll, tap);
- динамічну зміну контенту залежно від дій користувача;
- можливість діалогу через коментарі, чати, форми зворотного зв'язку;
- гейміфікацію — інтерактивні механіки, що підвищують залученість;
- персоналізовані рекомендації, які формуються в реальному часі.

Інтерактивність створює ефект співучасті, що підвищує рівень довіри та сприяє формуванню довгострокових відносин між брендом і користувачем.

3. Вимірюваність (Measurability) та аналітична прозорість.

Однією з ключових переваг цифрового маркетингу є можливість точного вимірювання ефективності кожного елемента кампанії. Сучасні аналітичні системи дозволяють:

- відстежувати повний шлях користувача (User Journey): від першого показу реклами до покупки;
- аналізувати атрибуцію — визначати, який канал вплинув на конверсію;
- вимірювати поведінкові метрики: CTR, CPC, CPA, ROAS, LTV, churn rate;
- будувати теплові карти взаємодій (heatmaps);
- проводити A/B-тестування та оптимізувати креативи на основі статистично значущих даних.

На відміну від традиційних медіа, де ефективність оцінюється опосередковано (опитування, панелі, рейтинги), digital-маркетинг забезпечує повну цифрову трасування кожної взаємодії.

4. Гнучкість та адаптивність маркетингових стратегій.

Цифрові кампанії можуть змінюватися в режимі реального часу. Це забезпечується завдяки:

автоматизованим алгоритмам оптимізації (ML-моделі, programmatic bidding);

- динамічним креативам, які підлаштовуються під користувача;
- оперативному аналізу показників (CTR, CPM, conversion rate);
- можливості миттєвої зміни бюджету, аудиторії, формату оголошення.

Наприклад, якщо система фіксує зниження CTR, вона може:

- змінити креатив,
- перерозподілити бюджет на інші сегменти,
- скоригувати ставку в аукціоні,
- замінити формат оголошення.

У традиційному маркетингу подібна адаптивність неможлива: друковані матеріали, білборди чи телереклама не можуть бути змінені після запуску.

1.2. Архітектурна характеристика та класифікація програмного інструментарію розподілених цифрових каналів

У сучасній цифровій екосистемі інструментарій маркетингу розглядається як сукупність програмних інтерфейсів (API), алгоритмів обробки даних і каналів передачі інформації. Кожен інструмент виконує роль окремого вузла в загальній системі залучення та утримання користувача.

Пошукова оптимізація (SEO) як технологія керування органічним трафіком. Пошукова оптимізація (SEO, Search Engine Optimization) у контексті комп'ютерних наук розглядається не лише як маркетинговий інструмент, а як комплексна інженерна технологія, спрямована на адаптацію вебресурсу до алгоритмів ранжування пошукових систем. На сучасному етапі SEO перетворилося на багаторівневу систему, що поєднує методи оптимізації архітектури, семантичного моделювання, аналізу поведінкових сигналів та математичних моделей авторитетності вебресурсів. На відміну від класичних підходів, де оптимізація зводилася до роботи з ключовими словами, сучасне SEO функціонує як складна інформаційна система, що взаємодіє з алгоритмами машинного навчання, графовими структурами та протоколами передачі даних.

Першим фундаментальним рівнем є технічна оптимізація, яка визначає здатність вебресурсу бути коректно індексованим та ефективно оброблятися пошуковими роботами. На цьому рівні ключову роль відіграють показники Core Web Vitals — LCP, FID та CLS, що характеризують швидкість рендерингу, інтерактивність та стабільність інтерфейсу. Важливими елементами є також архітектура sitemap.xml, коректність директив у файлі robots.txt, оптимізація структури URL, впровадження сучасних протоколів передачі даних (HTTP/2, HTTPS, TLS 1.3) та управління бюджетом сканування. Технічне SEO фактично виступає інженерним фундаментом, який визначає, наскільки ефективно пошукові системи можуть інтерпретувати структуру сайту, аналізувати його контент та оцінювати якість взаємодії користувача з інтерфейсом [11].

Другим рівнем є семантичне моделювання, що базується на методах обробки природної мови (NLP) та сучасних алгоритмах машинного навчання. Пошукові системи вже давно не працюють із ключовими словами у прямому

значенні — вони аналізують намір користувача (search intent), контекст запиту та семантичні зв'язки між поняттями. Алгоритми BERT, RankBrain та MUM дозволяють пошуковим системам інтерпретувати зміст сторінки на рівні смислових конструкцій, а не окремих фраз. Завдання розробника полягає у створенні контенту, який відповідає цим алгоритмам: використання LSI-лексики, структурованих даних Schema.org, оптимізація заголовків, впровадження мікророзмітки, формування тематичних кластерів та побудова семантичних карт. Семантичне SEO фактично перетворюється на процес моделювання інформаційного простору, у якому вебресурс повинен зайняти релевантне місце.

Третім рівнем є авторитетність ресурсу, що визначається через аналіз посилального графа. Незважаючи на еволюцію алгоритмів, математична модель PageRank залишається основою оцінки довіри до вебресурсу. Пошукові системи розглядають інтернет як орієнтований граф, де кожна сторінка є вузлом, а кожне посилання — ребром, що передає вагу. Авторитетність формується не лише кількістю посилань, але й їх якістю, тематичною релевантністю, природністю профілю та структурою внутрішньої перелінковки. Сучасні алгоритми враховують також поведінкові сигнали, частоту оновлення контенту, експертність джерела та взаємодію користувачів зі сторінкою. Таким чином, посилальний профіль виступає не просто індикатором популярності, а складною графовою моделлю, що визначає місце ресурсу у загальній інформаційній мережі [23].

У сукупності ці три рівні формують цілісну архітектуру SEO як інженерної дисципліни. Технічна оптимізація забезпечує доступність та індексацію, семантичне моделювання — релевантність та відповідність намірам користувача, а авторитетність — конкурентоспроможність у пошуковій видачі. Сучасне SEO є не стільки маркетинговою практикою, скільки комплексною системою, що поєднує алгоритмічні, лінгвістичні та інженерні підходи до управління органічним трафіком.

Контекстна реклама та Programmatic: алгоритми Real-Time Bidding.

Контекстна реклама (PPC, Pay-Per-Click) у сучасних цифрових екосистемах розглядається не лише як маркетинговий інструмент, а як високопродуктивна розподілена система, що функціонує в умовах жорстких часових обмежень та обробляє великі обсяги даних у режимі реального часу. На відміну від класичних рекламних моделей, де рішення приймаються вручну, програматик-реклама базується на автоматизованих алгоритмах, які здійснюють мільйони мікроаукціонів щосекунди, аналізуючи поведінкові, технічні та контекстні параметри користувача.

Ключовим технологічним механізмом є RTB (Real-Time Bidding) — протокол, що забезпечує проведення аукціону в момент завантаження сторінки. Коли користувач відкриває вебресурс, браузер ініціює запит до SSP (Supply-Side Platform), яка представляє інтереси видавця та передає інформацію про рекламний слот. У відповідь DSP (Demand-Side Platform), що працює на стороні рекламодавця, протягом приблизно 100 мілісекунд повинна виконати повний цикл обчислень: зчитати профіль користувача, оцінити його цінність, спрогнозувати ймовірність кліку (pCTR), розрахувати оптимальну ставку та надіслати її на аукціон. Перемагає той алгоритм, який найточніше визначив потенційну вигоду від показу оголошення саме цьому користувачу в даний момент часу. Таким чином, RTB є прикладом високонавантаженої системи реального часу, де кожне рішення приймається на основі статистичних моделей та машинного навчання [18].

Таргетинг у програматик-рекламі базується на інтелектуальному аналізі великих даних (Big Data), що включає як технічні параметри, так і поведінкові характеристики користувача. До технічних параметрів належать IP-адреса, геолокація, тип пристрою, операційна система, модель смартфона, роздільна здатність екрана, швидкість інтернет-з'єднання та мова браузера. Поведінкові сигнали включають історію переглядів, частоту взаємодій, попередні покупки, час активності, інтереси, взаємодію з контентом та інші події, що зберігаються у cookie або у first-party профілях. Соціально-демографічні характеристики формуються на основі статистичних моделей, які оцінюють вік, стать, рівень

доходу та інші параметри з високою ймовірністю, не порушуючи вимог приватності.

Сучасні DSP-системи використовують складні алгоритми машинного навчання для прогнозування pCTR, pCVR (ймовірності конверсії) та LTV-оцінки користувача. На основі цих прогнозів формується ставка, яка максимізує очікувану рентабельність рекламної кампанії. У програматик-екосистемі кожен показ реклами є результатом математичної оптимізації, де враховуються сотні параметрів, а рішення приймається швидше, ніж користувач встигає побачити завантаження сторінки.

Social Media Marketing (SMM) та алгоритми рекомендацій. Соціальні мережі у сучасному цифровому середовищі функціонують як масштабні розподілені бази даних соціальних графів, у яких кожен користувач, сторінка чи контентний об'єкт є вузлом, а взаємодії між ними — ребрами графа. Маркетинг у соціальних мережах базується не на прямому поширенні інформації, а на алгоритмічному моделюванні поведінки користувачів, де ключову роль відіграють системи рекомендацій та механізми ранжування контенту. Усі дії користувача — лайки, коментарі, репости, час перегляду (dwell time), швидкість скролінгу, взаємодія з відео — перетворюються на числові сигнали, які надходять до нейронних мереж, що прогнозують ймовірність подальшої взаємодії з кожним наступним елементом стрічки. Таким чином, стрічка новин є не хронологічною послідовністю, а результатом складної оптимізаційної моделі, яка максимізує engagement та утримання користувача у системі.

Рекламні інструменти соціальних мереж базуються на тих самих алгоритмах, але використовують додаткові параметри для таргетингу. Targeted Ads дозволяють рекламодавцям через API-інтерфейси (наприклад, Facebook Graph API або TikTok Marketing API) автоматизувати створення сотень і навіть тисяч варіацій оголошень, тестувати їх у реальному часі та оптимізувати на основі поведінкових сигналів. Системи машинного навчання аналізують профіль користувача, його інтереси, історію взаємодій, соціальні зв'язки, активність у групах, переглянуті відео та інші параметри, формуючи

персоналізовані рекламні сценарії. У результаті SMM перетворюється на інженерну дисципліну, що поєднує аналіз графових структур, обробку великих даних та алгоритмічне моделювання поведінки.

CRM та Email-маркетинг: автоматизація бізнес-логіки. CRM-системи та email-маркетинг належать до інструментів утримання (Retention), однак у сучасних цифрових екосистемах вони виконують значно ширшу функцію — формують персоналізовані сценарії взаємодії з користувачем на основі подієво-орієнтованої логіки. Email-маркетинг перестав бути простою розсилкою листів; він трансформувався у складну систему автоматизованих workflow-процесів, де кожна дія користувача виступає тригером для запуску певного сценарію. Наприклад, якщо користувач залишає товар у кошику, система фіксує подію, активує відповідний скрипт і через певний час надсилає персоналізований лист із нагадуванням або промокодом. Такі сценарії можуть включати багатоступеневі ланцюжки, умовні переходи, сегментацію за поведінковими ознаками та адаптацію контенту під конкретний профіль користувача.

Важливим елементом CRM-систем є механізм Lead Scoring — алгоритмічна модель, що присвоює кожному користувачу певну кількість балів залежно від його активності, взаємодій, переглядів, переходів та інших подій. Коли сума балів досягає визначеного порогу, система автоматично передає дані у відділ продажів або активує додатковий маркетинговий сценарій. Таким чином, CRM-інструменти виконують роль інтелектуального шару між маркетингом і продажами, забезпечуючи автоматизацію бізнес-логіки та підвищуючи ефективність взаємодії з аудиторією.

Порівняльна характеристика цифрових каналів. Нижче наведено порівняльну таблицю, яка демонструє ключові відмінності між основними каналами цифрового маркетингу за типом передачі даних, швидкістю отримання результатів, складністю реалізації та основними показниками ефективності. Таблиця дозволяє системно оцінити роль кожного каналу в загальній маркетинговій екосистемі та визначити їх оптимальне застосування залежно від цілей підприємства.

Таблиця 1.1. Порівняльна характеристика каналів цифрового маркетингу

Канал / Інструмент	Тип передачі даних	Швидкість ефекту	Складність реалізації	Основна метрика (KPI)
SEO	Органічний пошук	Низька (3–6 міс.)	Висока (технічна)	Organic Traffic, CTR
PPC (Google Ads)	Платний аукціон	Висока (1 день)	Середня	CPC, ROAS
SMM	Соціальний граф	Середня	Середня (контент)	Engagement Rate
Email/CRM	Прямий (Direct)	Середня	Висока (логіка)	LTV, Open Rate
Video (TikTok)	Рекомендаційний AI	Дуже висока	Висока (креатив)	View Through Rate

Проведений аналіз інструментарію цифрового маркетингу демонструє, що сучасна екосистема digital-комунікацій є складною багаторівневою системою, у якій кожен канал виконує власну функцію, але не може забезпечити повноцінний результат у відриві від інших компонентів. SEO, PPC, SMM, CRM-системи, email-маркетинг, відеоплатформи та програматик-аукціони формують взаємопов’язану інфраструктуру, що працює за принципом розподіленої інформаційної системи. Кожен інструмент генерує власний тип подієвих даних, має різну швидкість впливу, різний рівень технічної складності та різні ключові метрики ефективності, що унеможливорює їх ізольоване використання без втрати загальної результативності [21].

Ефективність цифрових стратегій визначається не стільки якістю окремих каналів, скільки здатністю підприємства інтегрувати їх у єдиний інформаційний контур. Саме тому ключовим фактором успішності є впровадження наскрізної аналітики (End-to-End Analytics), яка забезпечує об’єднання даних із різних джерел — від першого кліка користувача до фінальної транзакції та повторних взаємодій. Такий підхід дозволяє не лише відстежувати повний шлях клієнта (Customer Journey), але й коректно розподіляти внесок кожного каналу у конверсію, уникати дублювання подій, виявляти аномалії, оптимізувати бюджети та формувати персоналізовані сценарії взаємодії.

У межах цифрової екосистеми синергія між каналами досягається завдяки інтеграції технічних, аналітичних та алгоритмічних компонентів. SEO забезпечує довгостроковий органічний трафік, PPC — швидке масштабування, SMM — соціальне охоплення та взаємодію, CRM — утримання та повторні продажі, а програматик-реклама — автоматизовану оптимізацію ставок у режимі реального часу. У поєднанні ці інструменти формують замкнений цикл цифрової взаємодії, де кожен елемент підсилює інший, а загальна ефективність значно перевищує суму окремих частин.

Таким чином, digital-маркетинг слід розглядати як комплексну інформаційну систему, у якій ключову роль відіграє не окремий інструмент, а **архітектура взаємодії між ними**. Лише за умови правильної інтеграції каналів, стандартизації даних, впровадження наскрізної аналітики та використання алгоритмічних моделей оцінки ефективності можна досягти стабільного зростання показників ROI, LTV та інших бізнес-метрик. Саме це визначає стратегічну цінність інструментарію digital-маркетингу в умовах сучасної конкуренції та високої динаміки цифрового середовища.

1.3. Система метрик і показників оцінки ефективності цифрових маркетингових стратегій

У межах комп'ютерних наук і цифрової аналітики метрики розглядаються як квантифіковані одиниці інформації, що дозволяють перетворити хаотичні, слабкоструктуровані потоки користувацьких подій на формалізовані, придатні до обчислення та інтерпретації показники. Фактично метрики виконують роль «мови» між технічною системою й аналітиком, забезпечуючи можливість описувати поведінку користувачів, ефективність каналів та фінансові результати у вигляді числових моделей. Саме система показників є базисом для побудови алгоритмів автоматизованого управління маркетинговими бюджетами, оптимізації ставок, прогнозування конверсій та оцінки рентабельності інвестицій у цифрові стратегії.

Для комплексного аналізу метрики поділяють на кілька ієрархічних рівнів, кожен з яких відображає окремий аспект функціонування цифрової

системи. Поведінкові метрики (Traffic & Engagement) характеризують взаємодію користувача з інтерфейсом та якість залучення. До них належать CTR, Bounce Rate, Session Duration, Scroll Depth, Engagement Rate та інші показники, що дозволяють оцінити, наскільки контент відповідає очікуванням аудиторії. Конверсійні метрики (Conversion) фіксують досягнення цільових станів системи — від заповнення форми до здійснення транзакції. Сюди належать CR, кількість лідів, кількість замовлень, мікроконверсії та інші події, що мають бізнес-цінність. Економічні метрики (Financial/Unit Economics) визначають фінансову доцільність маркетингових активностей: ROI, ROMI, SAS, LTV, маржинальність, середній чек, окупність каналу. Саме вони дозволяють оцінити, чи є стратегія економічно ефективною у довгостроковій перспективі.

Поведінкові метрики виступають первинними індикаторами якості трафіку та релевантності рекламних кампаній. Аналіз будь-якої стратегії починається саме з оцінки залучення, оскільки без якісного трафіку подальші конверсійні та фінансові показники втрачають сенс. Одним із ключових показників є CTR (Click-Through Rate) — коефіцієнт клікабельності, що визначається як відношення кількості кліків до кількості показів:

$$CTR = \frac{\text{Кількість кліків}}{\text{Кількість показів}} \cdot 100\%.$$

З погляду аналізу даних, CTR є не просто маркетинговим показником, а діагностичним параметром, що дозволяє оцінити коректність роботи алгоритмів таргетингу, релевантність креативів, відповідність аудиторії та якість рекламного сегменту. Низький CTR може свідчити про помилку в алгоритмі сегментації, некоректно визначений намір користувача, низьку якість креативу або неправильний вибір рекламного формату. У системах машинного навчання CTR часто використовується як цільова змінна для моделей прогнозування pCTR (probability of click), що визначає оптимальну ставку в програматик-аукціонах.

Поведінкові метрики також дозволяють виявляти аномалії, такі як бот-трафік, скриптові взаємодії або некоректні інтеграції трекінгу. Наприклад, різке зростання показів при стабільно низькому CTR може сигналізувати про

технічну помилку або маніпуляцію трафіком. Аналіз Session Duration та Scroll Depth дозволяє оцінити якість контенту та відповідність сторінки очікуванням користувача. Таким чином, поведінкові метрики є фундаментом для побудови більш складних моделей — від атрибуції до прогнозування LTV.

Наступним критично важливим показником є Bounce Rate (показник відмов), який у класичних системах аналітики трактувався як частка користувачів, що залишили сторінку без будь-якої взаємодії. Проте в архітектурі Google Analytics 4 (GA4) цей показник був концептуально переосмислений. GA4 відмовилася від старої моделі «односторінкових сесій» і перейшла до подієво-орієнтованої логіки, у якій ключовим параметром є Engagement Rate — частка «залучених» сесій. Bounce Rate у GA4 тепер визначається як інверсія до Engagement Rate, тобто як частка сесій, що не досягли мінімального порогу взаємодії. Якщо сесія тривала менше 10 секунд, не містила жодної конверсійної події або не включала хоча б двох переглядів екранів/сторінок, вона автоматично класифікується як «відмова». Такий підхід дозволяє точніше оцінювати якість трафіку, оскільки враховує не лише факт переходу, а й реальну взаємодію користувача з інтерфейсом [16].

Конверсійна результативність є наступним ключовим блоком аналітики, оскільки саме вона визначає, наскільки ефективно система перетворює трафік на бізнес-цінність. Коефіцієнт конверсії (Conversion Rate, CR) вважається «золотою метрикою» вебаналітики, адже він відображає ймовірність того, що випадковий відвідувач здійснить цільову дію — стане покупцем, лідами або виконає іншу бізнес-критичну подію. Формально CR визначається як

$$CR = \frac{\sum \text{Цільові дії}}{\sum \text{Унікальність сесії}} \cdot 100\%.$$

У практиці цифрової аналітики CR розглядається не як статичний показник, а як результат складної взаємодії між якістю трафіку, UX-архітектурою, швидкодією сайту, релевантністю контенту та коректністю роботи трекінгових систем. Для глибшого аналізу використовують поділ на мікроконверсії та макроконверсії. Мікроконверсії — це проміжні дії, що свідчать про намір користувача (додавання товару в кошик, перегляд картки

товару, реєстрація, підписка). Макроконверсії — це фінальні бізнес-події, такі як оплата або оформлення замовлення. Аналіз розриву між мікро- та макроконверсіями дозволяє виявити «вузькі місця» в архітектурі сайту, наприклад, проблеми з формами, повільні етапи checkout, некоректні інтеграції або UX-бар'єри.

Фінальний рівень аналітики — це юніт-економіка та фінансові показники, які визначають реальну ефективність маркетингових інвестицій. Найважливішим серед них є ROI (Return on Investment) — інтегральний показник, що демонструє, наскільки вкладені ресурси окупилися:

$$ROI = \frac{\text{Дохід} - \text{Витрати}}{\text{Витрати}} \cdot 100\%.$$

ROI дозволяє оцінити рентабельність як окремої кампанії, так і всієї маркетингової стратегії. Проте для більш точного аналізу використовують САС (Customer Acquisition Cost) — вартість залучення одного клієнта. САС визначається як відношення всіх витрат на конкретний канал до кількості користувачів, які здійснили цільову дію. Цей показник дозволяє порівнювати ефективність різних каналів та визначати, які з них є економічно доцільними.

Не менш важливим є показник LTV (Lifetime Value) — довічна цінність клієнта. LTV відображає сумарний прибуток, який підприємство може отримати від одного користувача за весь період його взаємодії з продуктом. У сучасних системах аналітики LTV часто розраховується на основі моделей машинного навчання, що враховують частоту покупок, середній чек, поведінкові патерни та ймовірність відтоку. Саме співвідношення LTV/САС є ключовим критерієм оцінки життєздатності бізнес-моделі: якщо LTV суттєво перевищує САС, стратегія вважається стійкою.

Таким чином, поведінкові, конверсійні та фінансові метрики формують багаторівневу систему оцінки ефективності цифрових стратегій. Вони дозволяють не лише вимірювати результат, але й будувати прогностичні моделі, оптимізувати бюджети, виявляти аномалії та приймати обґрунтовані управлінські рішення в умовах високої динаміки цифрового середовища.

Моделі атрибуції є одним із ключових інструментів цифрової аналітики, оскільки вони дозволяють визначити, який саме канал або точка контакту зробили найбільший внесок у фінальну конверсію. У сучасних умовах головною проблемою є Multi-Touch Attribution — ситуація, коли користувач взаємодіє з брендом через кілька каналів протягом тривалого періоду. Наприклад, користувач може вперше побачити рекламу в Google Ads, пізніше перейти з Facebook, а через тиждень повернутися напрямку та здійснити покупку. У такому сценарії виникає питання: як правильно розподілити цінність між усіма цими дотиками, щоб оцінка ефективності каналів була коректною?

Найпростішою моделлю є Last Click, яка присвоює 100% цінності останньому каналу. Вона легко впроваджується, але має суттєвий недолік — повністю ігнорує попередні взаємодії, які могли «підігріти» користувача та сформувати його намір. Протилежним підходом є First Click, який віддає всю цінність першому контакту, що «відкрив» користувача для бренду. Така модель корисна для аналізу верхніх етапів воронки, але не враховує роль каналів, що стимулюють фінальне рішення [20].

Більш збалансовані підходи, такі як Linear або Time Decay, розподіляють цінність між усіма дотиками, але роблять це за різною логікою. Лінійна модель ділить внесок порівну, тоді як модель згасання часу надає більшу вагу тим взаємодіям, що відбулися ближче до моменту покупки. Проте навіть ці моделі не враховують складних поведінкових патернів та взаємозв'язків між каналами.

Найбільш точним і технологічно складним підходом є Data-Driven Attribution — алгоритмічна модель, що використовує машинне навчання для оцінки внеску кожного дотику. У таких системах застосовуються ланцюги Маркова, які моделюють ймовірність переходу користувача між станами, або вектори Шеплі, що дозволяють математично визначити маржинальний внесок кожного каналу у загальний результат. Ці методи потребують великих масивів даних, але забезпечують найвищу точність, оскільки враховують реальні поведінкові закономірності, а не спрощені припущення.

Алгоритмічні моделі атрибуції дозволяють виявляти канали, що виконують роль «асистентів» — тобто не приводять до прямої конверсії, але суттєво впливають на формування наміру. Наприклад, SMM може мати низький Last Click CR, але високий асистуючий вплив, без якого користувач не перейшов би до фінального етапу. Саме тому атрибуція є критично важливою для коректного розподілу бюджетів, оптимізації кампаній та побудови реалістичної моделі Customer Journey.

Таблиця 1.2. Порівняння основних моделей атрибуції

Модель	Логіка розподілу	Переваги	Недоліки
Last Click	Усе останньому	Легко впровадити	Не враховує «підігрів» аудиторії
Linear	Порівну всім	Справедливий розподіл	Не виділяє драйвери продажів
Time Decay	Більше тим, що ближче	Логічний зв'язок з покупкою	Знецінює перші контакти
Data-Driven	На основі AI	Максимальна точність	Потребує великих масивів даних

Когортний аналіз та Retention Rate є фундаментальними інструментами оцінки довгострокової ефективності цифрових продуктів, оскільки дозволяють визначити не лише факт залучення користувачів, але й їхню здатність повертатися та продовжувати взаємодію з системою. У цифровому маркетингу важливо не просто генерувати трафік, а забезпечувати стабільність користувацької бази, оскільки саме повторні взаємодії формують основний обсяг доходу та визначають життєздатність бізнес-моделі. Retention Rate (RR) відображає відсоток користувачів, які повертаються в систему через певний проміжок часу — день, тиждень, місяць або інший інтервал, залежно від специфіки продукту. Цей показник дозволяє оцінити, наскільки продукт відповідає очікуванням аудиторії, чи є він корисним у довгостроковій перспективі та чи здатний утримувати користувачів без додаткових витрат на повторне залучення.

Когортний аналіз є методологічною основою для коректного вимірювання Retention Rate, оскільки дозволяє групувати користувачів за

певною ознакою — найчастіше за датою першої взаємодії або реєстрації — і відстежувати їхню поведінку в динаміці. На відміну від агрегованої статистики, яка може приховувати важливі закономірності, когортний підхід дає змогу побачити, як змінюється активність конкретних груп користувачів у часі. Наприклад, одна когорта може демонструвати стабільне повернення протягом кількох тижнів, тоді як інша — різке падіння активності вже на другий день. Це дозволяє виявляти проблеми в онбордингу, UX-бар'єри, технічні помилки або зміни в поведінці аудиторії, які не видно при поверхневому аналізі.

Когортний аналіз також дає змогу оцінювати ефективність оновлень програмного продукту. Якщо після впровадження нової функції або редизайну певні когорти демонструють вищий рівень повернення, це свідчить про позитивний вплив змін. Якщо ж Retention Rate падає, це може сигналізувати про погіршення користувацького досвіду або появу технічних проблем. Таким чином, когортний аналіз виступає інструментом не лише маркетингової, але й продуктової аналітики, дозволяючи приймати обґрунтовані рішення щодо розвитку системи [2].

Окрім цього, когортний підхід дозволяє виявляти сезонні закономірності та циклічні патерни поведінки користувачів. Наприклад, певні когорти можуть демонструвати високу активність у вихідні дні, тоді як інші — у робочі. Це дає змогу оптимізувати маркетингові кампанії, планувати релізи та адаптувати контент під реальні сценарії використання продукту. У поєднанні з фінансовими метриками когортний аналіз дозволяє прогнозувати LTV, оцінювати окупність каналів та визначати, які сегменти користувачів є найбільш цінними для бізнесу.

Таким чином, Retention Rate та когортний аналіз формують критично важливий аналітичний блок, що дозволяє оцінювати не лише кількість залучених користувачів, але й їхню поведінкову стабільність, лояльність та довгострокову цінність. У цифрових продуктах із високою конкуренцією саме здатність утримувати користувачів визначає успішність бізнес-моделі, а когортний аналіз є інструментом, що дозволяє вимірювати й оптимізувати цей процес на науково обґрунтованому рівні.

1.4. Роль та архітектурне значення web-аналітики в системі управління цифровими стратегіями

Web-аналітика в структурі сучасного цифрового підприємництва виконує роль фундаментального елемента системи управління, оскільки забезпечує підприємство достовірними даними про поведінку користувачів, ефективність каналів та результативність маркетингових стратегій. З позиції системного аналізу web-аналітика є критично важливою частиною управлінського контуру, що виконує функції збору, агрегації, фільтрації та інтерпретації вхідних сигналів, які надходять із цифрового середовища. У відсутності аналітичної інфраструктури процес прийняття рішень перетворюється на інтуїтивне припущення, що є неприпустимим в умовах високої конкуренції, обмежених бюджетів та швидкої зміни ринкових умов. Саме аналітика дозволяє перетворити хаотичні потоки подій на структуровані дані, що можуть бути використані для оптимізації бізнес-процесів, прогнозування та автоматизації.

Система web-аналітики не є монолітним програмним продуктом, а являє собою багаторівневу архітектуру, яка забезпечує повний життєвий цикл даних — від моменту їх виникнення до візуалізації у вигляді звітів та дашбордів. Першим рівнем є рівень взаємодії, що включає об'єктну модель документа (DOM), браузер користувача та інтерфейсні компоненти. Саме тут генеруються первинні події: кліки, прокручування сторінки, заповнення форм, взаємодія з елементами інтерфейсу, перегляди відео, події завантаження та інші сигнали, що відображають поведінку користувача. Цей рівень є найближчим до користувача і визначає якість та повноту даних, що надходять у систему.

Другим рівнем є рівень збору та передачі даних, де відбувається формування подій у структуровані пакети та їх транспортування на сервери обробки. Для цього використовуються JavaScript-бібліотеки (gtag.js, analytics.js), SDK для мобільних додатків, серверні API та протоколи передачі даних. Події упаковуються у HTTP-запити, що містять параметри сесії, технічні характеристики пристрою, ідентифікатори користувача та інші метадані. На цьому етапі важливо забезпечити коректність трекінгу, уникнути дублювання

подій, мінімізувати втрати даних та гарантувати відповідність вимогам приватності.

Наступним є рівень конфігурації, який реалізується за допомогою систем керування тегами, таких як Google Tag Manager (GTM). Цей рівень дозволяє аналітикам та розробникам гнучко змінювати логіку збору даних, додавати нові події, налаштовувати тригери та змінні без необхідності втручання у вихідний код вебсайту. GTM виступає проміжним шаром між інтерфейсом та аналітичною системою, забезпечуючи централізоване управління трекінгом та зменшуючи ризик технічних помилок.

Четвертим рівнем є рівень обробки та хмарного зберігання, де сирі дані проходять процес очищення, нормалізації, дедуплікації, анонімізації та структурування. На цьому етапі формується набір даних, придатний для аналітичних запитів, машинного навчання та побудови моделей прогнозування. У великих системах дані зберігаються у хмарних сховищах типу Google BigQuery, Snowflake або Amazon Redshift, що забезпечують масштабованість, високу швидкість обробки та можливість виконання складних SQL-запитів у реальному часі.

Фінальним етапом є рівень представлення та BI, де дані візуалізуються у вигляді звітів, графіків, таблиць та інтерактивних дашбордів. Інструменти на кшталт Google Analytics 4, Looker Studio, Power BI або Tableau дозволяють аналітикам та менеджерам отримувати доступ до ключових показників, відстежувати динаміку, виявляти аномалії та приймати обґрунтовані рішення. На цьому рівні відбувається перетворення технічних даних на управлінську інформацію, що має стратегічну цінність для бізнесу.

Таким чином, web-аналітика є не просто інструментом вимірювання, а комплексною архітектурною системою, що забезпечує повний цикл роботи з даними — від їх генерації до прийняття рішень. Її впровадження є необхідною умовою ефективного функціонування цифрового підприємництва, оскільки дозволяє мінімізувати невизначеність, підвищити точність прогнозів та забезпечити прозорість усіх маркетингових процесів.

Ключовим завданням web-аналітики є ідентифікація користувача в умовах багатоплатформності (Cross-device & Cross-platform). У сучасних системах застосовуються наступні методи:

First-party Cookies. Файли, що створюються самим доменом сайту. Це основний метод ідентифікації сесії в межах одного браузера.

User ID. Унікальний ідентифікатор користувача, який присвоюється після авторизації в системі. Це дозволяє аналітичній системі зрозуміти, що Назар, який зайшов з iPhone, і Назар, який завершив покупку з ноутбука — це одна і та сама особа.

Google Signals. Використання агрегованих даних користувачів, які увійшли у свої Google-акаунти, для моделювання поведінки тих, хто заборонив відстеження.

Перехід до серверного відстеження (Server-side Tracking) став одним із ключових трендів у розвитку web-аналітики, оскільки сучасні браузери та операційні системи дедалі жорсткіше обмежують можливості клієнтського трекінгу. Умови посилення політики конфіденційності — такі як Intelligent Tracking Prevention (ITP) у Safari, Enhanced Tracking Protection у Firefox, а також масове використання блокувальників реклами — призводять до того, що традиційні методи збору даних на стороні браузера втрачають до 30% подій. Це створює суттєві прогалини в аналітичних звітах, ускладнює побудову моделей атрибуції та знижує точність прогнозування. У 2026 році роль web-аналітики зміщується у бік серверних рішень, де центральним елементом стає Server-side Google Tag Manager (sGTM).

Серверне відстеження змінює саму логіку збору даних. Замість того, щоб браузер користувача надсилав події безпосередньо в аналітичну систему (наприклад, Google Analytics або рекламні платформи), дані спочатку передаються на власний проміжний сервер підприємства. Цей сервер виконує роль проксі-шару, який приймає події, очищує їх, нормалізує, додає необхідні параметри та лише після цього пересилає у зовнішні системи. Такий підхід дозволяє підприємству повністю контролювати потік даних, забезпечувати їхню цілісність та відповідність вимогам приватності.

Однією з ключових переваг серверного трекінгу є підвищення швидкодії вебсайту. Оскільки більшість важких JavaScript-скриптів переноситься із браузера на сервер, сторінка завантажується швидше, зменшується кількість мережевих запитів, а показники Core Web Vitals покращуються. Це позитивно впливає не лише на користувацький досвід, але й на SEO-показники, оскільки швидкість завантаження є одним із факторів ранжування.

Другим важливим аспектом є підвищення рівня захисту персональних даних. На серверному рівні можна виконувати анонімізацію IP-адрес, видалення чутливих параметрів, нормалізацію ідентифікаторів та інші операції, що забезпечують відповідність GDPR та іншим регуляторним вимогам. Таким чином, у зовнішні аналітичні системи надходять лише ті дані, які дозволено обробляти, а контроль над приватністю залишається у підприємства.

Ще однією суттєвою перевагою є можливість обходу блокувальників реклами та обмежень браузерів. Оскільки запити надходять не з доменів Google чи Meta, а з власного домену підприємства, вони не блокуються AdBlock-системами. Це дозволяє відновити повноту даних, зменшити втрати подій та забезпечити коректність моделей атрибуції. У результаті маркетингові системи отримують більш точну інформацію про взаємодію користувачів, що підвищує ефективність оптимізації ставок, ремаркетингу та персоналізації.

Серверне відстеження також відкриває можливість для розширеної логіки обробки даних. На сервері можна виконувати валідацію подій, об'єднання даних із CRM, додавання параметрів, що недоступні на клієнтському рівні, або інтеграцію з внутрішніми системами підприємства. Це перетворює sGTM на універсальний центр маршрутизації даних, який забезпечує узгодженість між різними платформами та підвищує точність аналітичних моделей.

Web-аналітика як інструмент оптимізації конверсії (CRO) відіграє ключову роль у підвищенні ефективності цифрових продуктів, оскільки дозволяє не лише фіксувати поведінку користувачів, але й активно впливати на неї через експериментальні методи. Стратегічне значення аналітики полягає у можливості систематичного проведення експериментів, зокрема A/B-тестування, яке є основним механізмом перевірки гіпотез у цифровому

середовищі. Кожне управлінське рішення — зміна ціни, дизайну кнопки, структури меню, порядку блоків на сторінці або логіки взаємодії — проходить перевірку на контрольних групах користувачів. Аналітична система фіксує статистично значущу різницю у конверсії між варіантами, що дозволяє впроваджувати лише ті зміни, які демонструють реальне покращення бізнес-показників. Таким чином, CRO перетворюється на науковий процес, де кожне рішення базується на даних, а не на інтуїції.

A/B-тестування у сучасних системах доповнюється багатоваріантними експериментами (multivariate testing), персоналізованими сценаріями та алгоритмічними моделями, які автоматично визначають оптимальний варіант інтерфейсу для різних сегментів аудиторії. Це дозволяє не лише підвищувати загальний CR, але й оптимізувати шлях користувача, зменшувати відмови, покращувати показники залучення та підвищувати LTV. У поєднанні з поведінковими метриками CRO стає інструментом глибокої оптимізації продукту, що враховує як технічні, так і психологічні аспекти взаємодії.

Інтеграція web-аналітики з бізнес-аналітикою (BI) та CRM-системами є критично важливою для повноцінного управління digital-стратегією. Дані вебаналітики відображають лише частину користувацького шляху — кліки, перегляди, додавання в кошик, події взаємодії. Проте вони не містять інформації про фактичні продажі, повернення товарів, оплату готівкою кур'єру, відмови після оформлення замовлення або інші офлайн-події, що впливають на реальний фінансовий результат. Це створює розрив між маркетинговими даними та бізнес-показниками, що унеможливлює коректний розрахунок ROI та ефективності каналів.

Для вирішення цієї проблеми застосовується наскрізна аналітика (End-to-End Analytics), яка об'єднує онлайн-дані з офлайн-даними через спільний ідентифікатор — Transaction ID, Client ID або User ID. Такий підхід дозволяє зіставляти події вебаналітики з реальними продажами, враховувати повернення товарів, відмови, повторні покупки та інші бізнес-критичні параметри. У результаті підприємство отримує можливість розраховувати не умовний

«рекламний прибуток», а реальний ROI, що враховує повний життєвий цикл клієнта.

Інтеграція з BI-системами (Power BI, Looker Studio, Tableau) дозволяє будувати комплексні дашборди, що поєднують дані з різних джерел — вебаналітики, CRM, ERP, фінансових систем. Це забезпечує прозорість усіх етапів воронки продажів, дозволяє виявляти слабкі місця, прогнозувати попит, оптимізувати маркетингові бюджети та приймати стратегічні рішення на основі повної, а не фрагментованої інформації.

Таким чином, web-аналітика у поєднанні з CRO, BI та CRM формує єдину інтегровану систему управління цифровим бізнесом, у якій кожне рішення базується на даних, а ефективність вимірюється не окремими метриками, а комплексними показниками, що відображають реальний фінансовий результат.

1.5. Проблеми та стратегічні перспективи розвитку digital-маркетингу та web-аналітики

Розвиток цифрових технологій створює не лише нові можливості для бізнесу, але й формує складні технологічні, правові та етичні виклики, які суттєво впливають на архітектуру сучасних аналітичних систем. У 2026 році галузь перебуває у стані глобальної трансформації, що зумовлена зміною парадигми збору даних, зростанням ролі штучного інтелекту та переходом до нових стандартів приватності. Традиційні моделі відстеження користувачів, які протягом десятиліть були основою цифрового маркетингу, поступово втрачають ефективність, що змушує підприємства перебудовувати свої аналітичні інфраструктури та впроваджувати нові технологічні рішення.

Одним із найгостріших викликів є криза конфіденційності та перехід до «безкукової» епохи (Cookieless Future). Посилення вимог до захисту персональних даних, таких як GDPR у Європейському Союзі та CCPA у США, суттєво обмежує можливості збору та обробки інформації про користувачів. Додатковим бар'єром стала політика Apple App Tracking Transparency (ATT), яка вимагає явної згоди користувача на відстеження, а також поступова відмова Google від сторонніх файлів cookie (Third-party cookies) у браузері Chrome. Ці

зміни руйнують класичні моделі ретаргетингу, сегментації та атрибуції, які десятиліттями були основою рекламних стратегій.

Технологічний бар'єр полягає в тому, що аналітичні системи втрачають здатність ідентифікувати користувача на різних сайтах та пристроях. У результаті формується значна кількість «сліпих зон» у звітах, де до 40% трафіку може відображатися як анонімний або некласифікований. Це ускладнює побудову моделей Customer Journey, знижує точність атрибуції та робить неможливим використання традиційних методів ремаркетингу. Для підприємств це означає втрату частини даних, зниження ефективності рекламних кампаній та необхідність переходу до нових підходів у роботі з аудиторією.

У відповідь на ці виклики формується нова парадигма — перехід до збору First-party data, тобто даних, які користувач добровільно надає безпосередньо підприємству. Це можуть бути дані з форм реєстрації, CRM-систем, мобільних додатків, програм лояльності, серверних логів або інтерактивних сценаріїв взаємодії. First-party data стають стратегічним активом, оскільки дозволяють підприємству будувати власні моделі сегментації, персоналізації та прогнозування без залежності від сторонніх трекінгових механізмів.

Паралельно з цим розвиваються технології Privacy Sandbox — набір інструментів, запропонованих Google для заміни сторонніх cookie. Вони дозволяють виконувати таргетинг, вимірювання конверсій та частотний контроль без передачі персональних даних третім сторонам. Privacy Sandbox базується на принципах агрегованої аналітики, локальної обробки даних у браузері та криптографічних методів захисту, що забезпечує баланс між приватністю користувача та потребами рекламодавців.

У сукупності ці зміни формують нову екосистему цифрової аналітики, де ключовими стають прозорість, контроль над даними, етичність та технологічна адаптивність. Підприємства, які зможуть швидко перебудувати свої системи під нові стандарти, отримають конкурентну перевагу, тоді як ті, хто продовжить покладатися на застарілі моделі, ризикують втратити значну частину аналітичної інформації та ефективності маркетингових стратегій.

Технічні перешкоди, пов'язані з використанням Adblock та інтелектуальних систем блокування, стають одним із найсерйозніших викликів для сучасної web-аналітики. Плагіни на кшталт Adblock, uBlock Origin, Privacy Badger, а також браузері з вбудованими механізмами захисту приватності — Brave, Safari, Firefox — активно блокують клієнтські скрипти, що відповідають за збір аналітичних подій. У результаті значна частина користувацьких сесій не фіксується, що призводить до суттєвих похибок у даних, спотворення поведінкових метрик та некоректних висновків щодо ефективності маркетингових стратегій.

Проблема полягає в тому, що блокувальники працюють на рівні браузера, перехоплюючи або повністю блокуючи завантаження JavaScript-бібліотек аналітики (наприклад, gtag.js, analytics.js, Meta Pixel). У таких випадках події не відправляються на сервери аналітичних платформ, а отже, система не отримує інформації про перегляди сторінок, кліки, взаємодії та конверсії. Це створює «дірки» у даних, які можуть сягати 15–30% від загального обсягу трафіку, а в окремих нішах — навіть більше. Особливо критично це для e-commerce, де точність вимірювання конверсій напряму впливає на бюджетні рішення та оптимізацію рекламних кампаній.

Архітектурною відповіддю на цю проблему є впровадження серверного відстеження (Server-side Tracking), про яке вже йшлося у підрозділі 1.4. Суть підходу полягає в тому, що логіка збору даних переноситься з браузера на сервер підприємства. Замість того, щоб клієнтський пристрій надсилав події безпосередньо в Google Analytics або рекламні платформи, дані спочатку потрапляють на власний сервер компанії, де проходять фільтрацію, нормалізацію та анонімізацію. Лише після цього вони передаються у зовнішні системи.

Такий підхід має кілька ключових переваг. По-перше, серверні запити не блокуються Adblock-системами, оскільки надходять із домену самого підприємства, а не з доменів аналітичних платформ. Це робить аналітику «невидимою» для клієнтських блокувальників і дозволяє відновити повноту даних. По-друге, зменшується навантаження на браузер, оскільки більшість

важких скриптів переноситься на сервер, що позитивно впливає на швидкість завантаження сайту та показники Core Web Vitals. По-третє, серверний підхід забезпечує вищий рівень приватності: IP-адреси та інші чутливі параметри можуть бути очищені або анонімізовані до моменту передачі в аналітичні системи, що відповідає вимогам GDPR та CCPA.

Таким чином, технічні перешкоди, пов'язані з блокуванням аналітичних скриптів, не лише спотворюють дані, але й ускладнюють прийняття управлінських рішень. Перехід до Server-side Tracking є стратегічно важливим кроком, який дозволяє підприємствам зберегти точність вимірювань, забезпечити відповідність вимогам приватності та адаптуватися до нових умов цифрового середовища, де клієнтські методи трекінгу поступово втрачають ефективність.

Проблема «брудних» даних та фейкового трафіку є однією з найсерйозніших загроз для достовірності web-аналітики та точності маркетингових рішень. За різними оцінками, від 20% до 50% світового інтернет-трафіку генерується ботами — автоматизованими скриптами, що імітують поведінку реальних користувачів. Масштаби цього явища зростають щороку, оскільки бот-мережі стають дедалі складнішими, а їхня поведінка — дедалі більш схожою на людську. Це створює значні ризики для підприємств, які покладаються на аналітичні дані для оптимізації рекламних бюджетів, прогнозування попиту та оцінки ефективності digital-стратегій.

Виклик для аналітика полягає в тому, що сучасні боти здатні імітувати широкий спектр поведінкових патернів: вони клікають на банери, скролять сторінки, запускають відео, переходять між розділами сайту та навіть заповнюють форми. У деяких випадках вони можуть виконувати складні сценарії, включно з додаванням товарів у кошик або ініціюванням фейкових транзакцій. Це призводить до штучного завищення витрат на PPC-рекламу, спотворення показників CTR, Bounce Rate, Session Duration та інших поведінкових метрик. У результаті маркетингові системи отримують некоректні дані, що унеможлиблює точну атрибуцію, знижує ефективність оптимізації ставок та призводить до неправильного розподілу бюджетів.

Проблема ускладнюється тим, що класичні методи фільтрації — такі як блокування за User-Agent або IP-адресою — вже не працюють проти сучасних бот-мереж. Багато ботів використовують реальні браузері, ротацію IP-адрес, емуляцію рухів миші та випадкові затримки між діями, що робить їх майже невідрізними від реальних користувачів. У таких умовах аналітичні системи потребують більш інтелектуальних підходів до виявлення аномалій.

Перспективним напрямом є використання алгоритмів машинного навчання для детекції аномалій у реальному часі. Моделі можуть аналізувати багатовимірні патерни поведінки — швидкість взаємодій, частоту кліків, глибину скролу, послідовність подій, технічні характеристики пристрою — та визначати, чи відповідає поведінка користувача статистичній нормі. Методи кластеризації, ізоляційних лісів (Isolation Forest), автоенкодерів, моделей часових рядів та статистичних правил (наприклад, правило трьох сигм) дозволяють автоматично виявляти підозрілу активність та фільтрувати її ще до потрапляння у фінальні аналітичні звіти. У поєднанні з серверним відстеженням (Server-side Tracking) такі алгоритми можуть працювати ще ефективніше, оскільки сервер має доступ до додаткових параметрів, недоступних на клієнтському рівні: частоти запитів, географічних аномалій, повторюваних шаблонів поведінки та технічних характеристик мережевих з'єднань. Це дозволяє будувати комплексні системи захисту від бот-трафіку, які не лише очищують дані, але й запобігають фінансовим втратам.

Таким чином, проблема «брудних» даних є не просто технічним недоліком, а стратегічним викликом для цифрового бізнесу. Використання алгоритмів машинного навчання та інтелектуальних систем детекції аномалій стає необхідною умовою для забезпечення точності аналітики, коректності KPI та ефективності маркетингових стратегій у середовищі, де фейковий трафік становить значну частку загального потоку даних.

Впровадження штучного інтелекту та предиктивної аналітики є ключовим напрямом розвитку цифрового маркетингу, оскільки галузь поступово переходить від ретроспективного аналізу до прогнозування майбутніх сценаріїв поведінки користувачів. Головна перспектива полягає у

тому, що аналітичні системи перестають бути інструментами фіксації минулих подій і перетворюються на інтелектуальні модулі, здатні передбачати наміри, ризики та потенційну цінність кожного сегмента аудиторії. Це змінює саму логіку управління маркетингом: замість реактивних рішень підприємства переходять до проактивних стратегій, де ключові дії виконуються ще до того, як користувач здійснить певний крок.

Predictive Analytics стає центральним елементом цієї трансформації. Сучасні системи, зокрема Google Analytics 4, уже використовують алгоритми машинного навчання для розрахунку ймовірності відтоку клієнтів (Churn Probability), прогнозування майбутнього доходу від конкретного сегмента, визначення потенційної цінності користувача (Predicted LTV) та оцінки ймовірності конверсії. Такі моделі аналізують сотні параметрів — від поведінкових сигналів до технічних характеристик пристрою — і формують прогнози, які дозволяють маркетологам оптимізувати бюджети, персоналізувати комунікацію та зменшувати витрати на залучення.

Окремим напрямом розвитку є автоматизація креативу. Штучний інтелект здатний генерувати тисячі варіацій рекламних оголошень, адаптуючи їх під різні сегменти аудиторії, формати та платформи. Алгоритми аналізують реакції користувачів у реальному часі, визначають найефективніші комбінації текстів, зображень, кольорів та закликів до дії, а потім автоматично оптимізують кампанії. Це дозволяє значно підвищити ефективність реклами, скоротити час на тестування та зменшити людський фактор у процесі прийняття рішень.

Паралельно з цим відбувається зміна способів взаємодії користувачів із цифровими пристроями, що вимагає нових методів аналітики. Візуальний та голосовий пошук стають невід'ємною частиною сучасного інформаційного середовища. Голосові асистенти — Siri, Alexa, Google Assistant — змінюють структуру SEO, оскільки запити стають довшими, природнішими та орієнтованими на контекст. Це вимагає нових підходів до оптимізації контенту та аналізу намірів користувачів.

Технології доповненої та віртуальної реальності (AR/VR) формують новий тип взаємодії — імерсивний досвід, де користувач не просто переглядає

контент, а взаємодіє з ним у тривимірному середовищі. Для аналітики це означає появу нових типів подій: «примірка товару в AR», «взаємодія з 3D-моделлю», «рух у віртуальному просторі». Такі події потребують нових методів збору, обробки та інтерпретації, оскільки класичні метрики (CTR, Bounce Rate, Session Duration) не відображають повноти імєрсивної взаємодії.

Аналітика майбутнього буде фокусуватися на комплексному аналізі поведінки користувача в багатовимірних середовищах — від традиційних вебсторінок до AR-сценаріїв та голосових інтерфейсів. Штучний інтелект стане центральним елементом цієї екосистеми, забезпечуючи автоматизацію, персоналізацію та предиктивність на всіх етапах користувацького шляху.

ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 1

За результатами теоретичного дослідження, проведеного в межах першого розділу, можна сформулювати такі узагальнені висновки:

Digital-маркетинг пройшов тривалу еволюцію — від статичних веб-сторінок епохи Web 1.0 до сучасних інтелектуальних екосистем Web 3.0, у яких ключову роль відіграють великі дані, алгоритмічні моделі та штучний інтелект. Сучасні цифрові стратегії базуються на подієвих потоках, персоналізації й автоматизації, що робить швидкість обробки інформації та адаптивність каналів комунікації критичними факторами конкурентоспроможності підприємства. Успіх бізнесу визначається не лише наявністю цифрової присутності, а й здатністю ефективно інтегрувати дані, прогнозувати поведінку користувачів та оперативно реагувати на зміни ринку.

Сучасні інструменти digital-маркетингу (SEO, PPC, SMM, Programmatic, CRM) є високотехнологічними системами, що працюють на основі алгоритмів машинного навчання, аукціонних моделей та складних механізмів ранжування. Ефективне управління маркетинговими кампаніями вимагає розуміння принципів роботи пошукових роботів, механізмів Real-Time Bidding, рекомендаційних систем та соціальних графів. Маркетинг перестав бути гуманітарною дисципліною — він перетворився на інженерно-аналітичну галузь, де ключову роль відіграють дані, алгоритми та архітектура систем.

Оцінка ефективності цифрових стратегій змістилася від поверхневих поведінкових метрик до глибинних фінансових показників. Юніт-економіка (ROI, CAC, LTV) стала фундаментом для верифікації бізнес-моделі та визначення рентабельності каналів. Інтеграція аналітичних даних із фінансовими системами дозволяє оцінювати не лише кількість взаємодій, а й реальну економічну цінність кожного користувача. Це підтверджує, що сучасний маркетинг неможливий без наскрізної аналітики, яка поєднує поведінкові, конверсійні та фінансові показники в єдину систему прийняття рішень.

Web-аналітика перестала бути допоміжним інструментом і стала ядром стратегічного управління цифровими комунікаціями. Перехід до подієвої

моделі даних (Event-based) у Google Analytics 4 та інших системах відкрив можливості для глибокої сегментації, побудови складних сценаріїв взаємодії та точного відстеження користувацьких шляхів. Аналітика сьогодні — це не просто збір даних, а комплексна архітектура, що включає трекінг, ETL-процеси, моделі атрибуції, серверні рішення та інтеграцію з ВІ-системами.

Основними загрозами розвитку цифрового маркетингу є посилення вимог до конфіденційності, блокування клієнтських скриптів, зростання частки бот-трафіку та відмова від сторонніх cookie. Ці фактори створюють суттєві прогалини в даних і знижують точність класичних моделей аналітики. Відповіддю на ці виклики стає впровадження серверного відстеження, використання first-party data, алгоритмів машинного навчання та предиктивної аналітики. Галузь переходить до нової парадигми, де ключовими є прозорість, безпека даних та інтелектуальна автоматизація.

Таким чином, теоретичний аналіз підтверджує необхідність розробки автоматизованих систем збору, обробки та інтерпретації даних, здатних працювати в умовах високої динаміки цифрового середовища. Саме створення такої системи та її математичне обґрунтування становитимуть предмет практичного дослідження у наступних розділах роботи.

РОЗДІЛ 2. МАТЕМАТИЧНЕ Й АЛГОРИТМІЧНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ СИСТЕМИ АНАЛІЗУ ЕФЕКТИВНОСТІ ЦИФРОВИХ СТРАТЕГІЙ

2.1. Побудова математичної моделі розрахунку ключових показників ефективності (КРІ)

Процес оцінювання ефективності цифрових стратегій у межах комп'ютерних наук розглядається як задача багатокритеріального аналізу в умовах невизначеності, де кожен критерій має власну природу, масштаб та ступінь впливу на кінцевий результат. На відміну від класичних економічних моделей, які оперують агрегованими фінансовими показниками, цифрові стратегії генерують величезні масиви подієвих даних — кліки, сесії, перегляди, мікроконверсії, взаємодії з інтерфейсом — що мають стохастичний характер і не піддаються прямому порівнянню без попередньої нормалізації. Тому для того, щоб програмний комплекс міг автоматизовано видавати вердикт щодо успішності стратегії, необхідно побудувати формалізовану математичну модель, яка перетворює хаотичні події на лінійний інтегральний показник, придатний для порівняння, ранжування та оптимізації.

У межах такої моделі важливо забезпечити коректне відображення різномірних параметрів, що описують поведінку користувачів, ефективність каналів та фінансові результати. Кожен із цих параметрів має власну шкалу вимірювання, різний ступінь варіативності та різну чутливість до зовнішніх факторів. Тому формалізація вхідного простору є ключовим етапом побудови математичної моделі, оскільки саме вона визначає, наскільки точно система зможе відобразити реальну ефективність маркетингової стратегії.

Формалізація вхідного простору параметрів.

Нехай $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ — множина маркетингових стратегій, що підлягають аналізу. Кожна стратегія s_i описується вектором станів у просторі критеріїв $K = \{k_1, k_2, \dots, k_m\}$.

З точки зору архітектури даних, ми виділяємо три ключові підмножини параметрів:

Фінансові параметри (k_f): C (витрати), R (дохід), P (чистий прибуток).

Трафікові параметри (k_t): V (обсяг візитів), U (унікальні користувачі), BR (показник відмов).

Результативні параметри (k_r): $Conv$ (кількість конверсій), LTV (довічна цінність клієнта).

Оскільки показники, що входять до системи оцінювання ефективності цифрових стратегій, мають різну природу — грошові величини (CAC , LTV), відсоткові значення (CTR , CR , $Bounce Rate$), абсолютні кількості (сесії, кліки, транзакції) — їх безпосереднє порівняння є математично некоректним. У такому вигляді критерії належать до різних метричних просторів, що унеможливорює побудову інтегрального показника. Тому в системі реалізується алгоритм нормалізації, який переводить усі значення до уніфікованого діапазону $[0; 1]$, зберігаючи при цьому відносні пропорції між стратегіями.

Нормалізація є ключовим етапом побудови математичної моделі, оскільки саме вона забезпечує можливість застосування адитивної згортки та коректного обчислення інтегрального коефіцієнта ефективності. У межах даної роботи використовується метод лінійного масштабування ($\min\text{--}\max$ normalization), який дозволяє привести всі критерії до спільної шкали без втрати інформації про їхню динаміку.

1. Нормалізація показників-стимуляторів.

Показники-стимулятори — це такі критерії, зростання яких позитивно впливає на ефективність стратегії. До них належать ROI , CR , CTR , $Engagement Rate$, середній чек, кількість транзакцій тощо. Для таких параметрів нормалізоване значення обчислюється за формулою

$$\hat{k}_{ij} = \frac{k_{ij} - \min(k_j)}{\max(k_j) - \min(k_j)}.$$

Ця формула гарантує, що найгірше значення критерію отримає нормалізовану оцінку 0, а найкраще — 1. Усі проміжні значення лінійно розподіляються між цими межами. Таким чином, система зберігає відносні відмінності між стратегіями, але переводить їх у спільний масштаб.

2. Нормалізація показників-дестимуляторів.

Показники-дестимулятори — це критерії, зростання яких є негативним фактором. До них належать CPA, CAC, Bounce Rate, час завантаження сторінки, частка бот-трафіку, кількість відмов. Для таких параметрів використовується інверсна формула

$$\hat{k}_{ij} = \frac{\max(k_j) - k_{jj}}{\max(k_j) - \min(k_j)}.$$

У цьому випадку найгірше значення (найбільше) отримує нормалізовану оцінку 0, а найкраще (найменше) — 1. Такий підхід дозволяє уніфікувати логіку інтерпретації: незалежно від природи критерію, більше значення $\hat{k}_{ij}$ завжди означає кращу ефективність.

3. Значення нормалізації для інтегральної моделі.

Перехід до діапазону [0; 1] забезпечує:

- можливість порівняння різнорідних критеріїв у межах одного математичного простору;
- коректність застосування вагових коефіцієнтів;
- стабільність інтегральної моделі при зміні масштабу вхідних даних;
- усунення впливу одиниць вимірювання;
- підвищення точності алгоритмів оптимізації та ранжування стратегій.

Після нормалізації всі критерії стають сумісними, що дозволяє застосувати адитивну згортку та побудувати інтегральний показник ефективності, який буде розглянуто у наступному підрозділі.

Після нормалізації всіх критеріїв до уніфікованого діапазону [0; 1] виникає необхідність побудувати механізм, який дозволить агрегувати різнорідні показники в один узагальнений індикатор. У межах даного дослідження для цього використовується метод адитивної згортки, що є одним із найбільш поширених підходів у багатокритеріальному аналізі. Його перевага полягає у простоті інтерпретації, можливості гнучкого налаштування вагових коефіцієнтів та високій стійкості до зміни масштабу вхідних даних.

Оскільки різні бізнес-кейси мають різні пріоритети (наприклад, для e-commerce критичним є ROI та CR, тоді як для медійних кампаній — CTR та

Engagement Rate), у модель вводяться вагові коефіцієнти ω_j , які визначають відносну важливість кожного критерію. Ваги задаються таким чином, щоб виконувалася умова нормування:

$$Q(s_i) = \sum_{j=1}^m \omega_j * \hat{k}_{ij} \sum_{j=1}^m \omega_j = 1.$$

Значення $Q \rightarrow 1$ свідчить про максимальну ефективність стратегії, тоді як $Q \rightarrow 0$ сигналізує про необхідність негайної зупинки рекламної кампанії.

Ключовим модулем моделі є функція розрахунку рентабельності. У системі вона формалізується наступним чином:

$$ROI = \frac{\sum_{t=1}^T R_t - \sum_{t=1}^T C_t}{\sum_{t=1}^T C_t} * 100\%,$$

де T — період спостереження. Програмна реалізація цієї моделі повинна враховувати часовий лаг між кліком та конверсією (атрибуційне вікно).

Для довгострокового прогнозування ефективності цифрових стратегій у математичну модель інтегрується блок юніт-економіки, який дозволяє оцінити життєздатність рекламних кампаній не лише за поведінковими або конверсійними метриками, а й за фінансовими показниками. У межах системи вважається, що стратегія є економічно доцільною лише за умови виконання базової нерівності:

$$LTV > 3CAC.$$

Це правило широко використовується у фінансовому моделюванні digital-бізнесів, оскільки воно гарантує, що дохід, який генерує клієнт за весь період взаємодії з підприємством, щонайменше утричі перевищує витрати на його залучення. Якщо ця умова не виконується, стратегія вважається ризиковою або збитковою, незалежно від високих показників трафіку чи конверсій.

Розрахунок довічної цінності клієнта (Lifetime Value) у системі базується на предиктивному алгоритмі, який оцінює майбутню поведінку користувача на основі історичних даних:

$$LTV = \text{Average Order Value} \cdot \text{Purchase Frequency} \cdot \text{Customer Lifespan}$$

де Average Order Value (AOV) — середній чек клієнта; Purchase Frequency (PF) — середня кількість покупок за одиницю часу; Customer Lifespan (CL) — прогнозований період активності клієнта.

У моделі використовується ковзне середнє та методи предиктивної аналітики (наприклад, ARIMA або експоненційне згладжування), що дозволяє оцінювати LTV навіть за неповних даних.

Включення SAC та LTV у математичну модель дозволяє:

- оцінювати стратегію не лише за поведінковими метриками, а й за фінансовою рентабельністю;
- прогнозувати окупність рекламних інвестицій;
- автоматично відсікати збиткові стратегії;
- інтегрувати модель у систему прийняття рішень у реальному часі.

Таким чином, юніт-економіка стає фундаментом для побудови інтегрального показника ефективності та визначення життєздатності digital-стратегії.

У нашій моделі ми закладаємо можливість вибору між трьома алгоритмами:

1. Модель Last Click Attribution.

Це найпростіша та найпоширеніша модель, у якій уся цінність конверсії приписується останньому каналу взаємодії. Формально:

$$V(C_n) = 1, V(c_{1...n-1}) = 0,$$

де C_n — останній контакт перед конверсією, $c_{1...n-1}$ — попередні точки взаємодії.

Ця модель використовується у випадках, коли бізнес орієнтується на «момент прийняття рішення» або коли більшість взаємодій має низьку інформативність.

Переваги: простота, швидкість обчислення, низькі вимоги до даних. Недоліки: повністю ігнорує ранні етапи воронки.

2. Модель Linear Attribution.

У лінійній моделі цінність розподіляється рівномірно між усіма каналами, що брали участь у користувацькому шляху:

$$V(C_i) = \frac{1}{n},$$

де n — кількість контактів.

Ця модель вважає, що кожен канал відіграє однакову роль у формуванні рішення користувача.

Переваги: справедливий розподіл, коректна робота для довгих воронок.

Недоліки: не враховує різну вагомість каналів.

3. Модель Time Decay Attribution.

У моделі експоненційного згасання більша вага надається тим каналам, які знаходяться ближче до моменту конверсії. Формально:

$$V(C_i) = 2^{-\frac{t}{7}},$$

де t — час у днях між контактом C_i та моментом конверсії, знаменник 7 означає «період напіврозпаду» у 7 днів.

2.2. Розробка алгоритму автоматизованого збору та попередньої обробки даних

У межах розроблюваної системи процес збору даних розглядається як багатопотоковий конвеєр (pipeline), що забезпечує поетапну трансформацію неструктурованих записів вебсервера у верифікований аналітичний масив, придатний для подальшого моделювання та розрахунку КРІ. Такий підхід відповідає сучасним принципам побудови аналітичних систем, де дані проходять через низку формалізованих стадій, що гарантують їхню якість, цілісність та узгодженість. В основу алгоритму покладено класичну концепцію ETL (Extract-Transform-Load), яка дозволяє чітко розділити процеси вилучення, обробки та збереження інформації, забезпечуючи масштабованість та модульність архітектури.

Алгоритм функціонування системи ініціюється за розкладом (Cron-job) або за прямим запитом користувача через інтерфейс програмного комплексу. Це дозволяє реалізувати як періодичний моніторинг (щогодини, щодня), так і ручний запуск у разі потреби. Повна ітерація збору даних складається з таких фаз:

1. Фаза автентифікації.

На першому етапі система виконує перевірку дійсності токенів доступу до зовнішніх API. Оскільки більшість сучасних аналітичних платформ (Google Analytics, Google Ads, Meta Ads) використовують протокол **OAuth 2.0**, необхідно регулярно оновлювати `access_token` за допомогою `refresh_token`.

У межах алгоритму реалізовано:

- перевірку часу життя токена;
- автоматичне оновлення при його закінченні;
- обробку помилок автентифікації;
- логування всіх операцій для аудиту.

Це забезпечує безперервність роботи системи та захищає її від несанкціонованих запитів.

2. Фаза ініціалізації запиту.

На цьому етапі формується структура запиту до API, яка включає:

- часовий діапазон (датування);
- ідентифікатор ресурсу (`property_id`, `view_id`, `account_id`);
- перелік метрик та параметрів;
- фільтри та сегменти;
- обмеження на обсяг вибірки.

Ця фаза є критичною, оскільки правильне формування запиту визначає повноту та релевантність отриманих даних. У системі реалізовано механізм динамічної генерації параметрів, що дозволяє адаптувати запит під різні сценарії аналізу.

3. Фаза екстракції.

На етапі екстракції система надсилає запит до API та отримує дані у форматі JSON, який є стандартом для більшості сучасних вебсервісів.

Особливості реалізації:

- підтримка пагінації (посторінкового завантаження великих масивів);
- обробка помилок мережі та повторні спроби (`retry-mechanism`);
- паралельне завантаження даних у кількох потоках;

- кешування результатів для зменшення навантаження на API.

На цьому етапі дані ще неструктуровані та містять дублікати, пропуски, аномалії та технічні артефакти.

4. Фаза препроцесингу.

Фаза препроцесингу є найбільш ресурсомісткою, оскільки саме тут відбувається перетворення «сирих» даних у структурований аналітичний набір. У межах цієї фази реалізовано:

Очищення даних:

- видалення дублікатів;
- усунення некоректних або неповних записів;
- приведення форматів дат, чисел та ідентифікаторів до єдиного стандарту.

Фільтрація:

- відсікання бот-трафіку за статистичними правилами (правило трьох сигм, аномальні патерни поведінки);
- фільтрація технічних подій (service-events, debug-events);
- виключення внутрішнього трафіку компанії.

Агрегація:

- групування за датами, каналами, кампаніями, сегментами;
- обчислення проміжних метрик (CTR, CR, CPC, CPM);
- підготовка даних до подальшої нормалізації та розрахунку інтегрального показника.

Після завершення препроцесингу дані набувають структурованого вигляду та можуть бути завантажені у сховище (OLAP-таблиці) або передані у модуль математичного моделювання.

На етапі екстракції система взаємодіє з Google Analytics 4 Data API, використовуючи стандартизований механізм передачі даних через HTTP-запити. Програмний модуль формує структурований POST-запит до відповідної кінцевої точки (endpoint) API, де параметри запиту визначаються конфігурацією системи та вибраним часовим діапазоном.

У межах розробленої моделі структура запиту формалізується наступним чином:

Dimensions (виміри): `date`, `sessionSource`, `sessionMedium`, `campaignName`.

Metrics (показники): `activeUsers`, `sessions`, `totalRevenue`, `conversions`.

Ці параметри забезпечують можливість побудови повного профілю ефективності рекламних кампаній, включаючи джерела трафіку, поведінкові характеристики та фінансові результати.

Оскільки Google Analytics 4 Data API повертає дані порціями, алгоритм передбачає ітераційну обробку відповідей у випадку великого обсягу даних. Якщо відповідь містить поле `nextPageToken`, система автоматично формує наступний запит, доки вибірка не буде вичерпана повністю. Це забезпечує стабільність роботи навіть при великих масивах даних (десятки тисяч рядків).

Алгоритм попередньої обробки та валідації (Transformation)

Етап трансформації є найбільш складним і критичним, оскільки саме він відповідає за якість, цілісність та достовірність даних. «Сирі» дані, отримані з API, часто містять статистичні шуми, спричинені:

- бот-трафіком,
- технічними збоями трекінгу,
- дублюванням подій,
- пропущеними значеннями,
- некоректними часовими мітками.

Тому система реалізує комплексний набір алгоритмів очищення та нормалізації.

1. Фільтрація аномальних значень (Outlier Detection).

Для автоматизованого виявлення викидів застосовується алгоритм на основі середньоквадратичного відхилення (σ). Якщо значення метрики x_i (наприклад, CPC або CPA) задовольняє умові:

$$|x_i - \overline{x}| > 3\sigma.$$

Щоб уникнути спотворення інтегрального показника Q , система автоматично замінює такі значення на медіанне значення по відповідному каналу за останні 7 днів. Медіана використовується через її стійкість до викидів.

2. Обробка пропущених значень (Handling Nulls).

Пропуски у часових рядах можуть виникати через:

- збій API,
- відсутність активності у певний день,
- помилки трекінгу.

Для їх коректного заповнення застосовується **лінійна інтерполяція**:

$$y = y_1 + (x - x_1) \frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1}.$$

Це дозволяє зберегти плавність часових рядів та забезпечити коректну побудову графіків у модулі візуалізації.

Оскільки отримані дані можуть мати різну гранулярність (годинну, денну, подієву), система приводить їх до єдиної часової шкали. Процес агрегації описується функцією: $f(d, c)$, де d — дата, c — канал.

Система виконує групування за ключем:

$\{\text{Date+Source+Campaign}\},$

що дозволяє:

- обчислювати похідні метрики (ROI, CPA, CR),
- формувати структурований Dataset,
- передавати дані у модуль математичного моделювання.

Нижче наведено формалізований псевдокод, який описує логіку роботи ETL-конвеєра:

```
BEGIN Algorithm_Data_Pipeline
  INPUT: Property_ID, Start_Date, End_Date
  AUTHENTICATE using OAuth2.0 Credentials

  FOR EACH Marketing_Channel IN Config:
    RAW_DATA = FETCH_FROM_API(dimensions, metrics, period)
    IF RAW_DATA is Empty:
```

```
LOG Warning "No data for channel"
```

```
CONTINUE
```

```
CLEANED_DATA = REMOVE_DUPLICATES(RAW_DATA)
```

```
CLEANED_DATA = DETECT_OUTLIERS(CLEANED_DATA,  
method="3_sigma")
```

```
CALCULATED_KPI = CALCULATE_ROI_AND_CR(CLEANED_DATA)
```

```
SAVE_TO_DATAFRAME(CALCULATED_KPI)
```

```
ENDFOR
```

```
RETURN FINAL_DATASET
```

```
END Algorithm
```

Алгоритм, розроблений у межах даної системи, реалізує повний цикл ETL-процесу, що включає автентифікацію в аналітичній платформі, отримання сирих даних через Google Analytics 4 Data API, їх попередню обробку, очищення, фільтрацію аномалій та формування структурованого аналітичного набору. Особливістю алгоритму є поєднання класичних методів обробки даних із статистичними підходами, що дозволяє значно підвищити достовірність отриманих показників.

Зокрема, застосування методу «трьох сигм» для виявлення аномальних значень забезпечує автоматичне усунення впливу бот-трафіку та технічних спотворень, що є критично важливим для точності маркетингових KPI. Механізм інтерполяції пропущених значень гарантує цілісність часових рядів, а процедура агрегації приводить дані до єдиної шкали, необхідної для подальшої нормалізації та розрахунку інтегрального показника ефективності.

Фінальним результатом роботи алгоритму є формування структурованого DataFrame, який містить очищені, агреговані та верифіковані дані, готові до подальшої інтеграції з модулем математичного моделювання та візуалізації. Таким чином, алгоритмічне забезпечення ETL-процесу виступає фундаментом для побудови надійної системи аналітики, що забезпечує високу точність, відтворюваність та автоматизованість обчислень.

2.3. Проектування архітектури та структури програмного комплексу

Розробка програмного забезпечення для аналізу маркетингових стратегій потребує створення гнучкої, масштабованої та модульної архітектури, здатної обробляти великі масиви даних з різних джерел у режимі реального часу. Оскільки система працює з API-запитами, часовими рядами, фінансовими метриками та подієвими потоками, архітектура повинна забезпечувати чітке розділення відповідальності між компонентами та можливість незалежного оновлення окремих модулів.

Відповідно до принципів об'єктно-орієнтованого проектування, програмний комплекс будується за модульним принципом, що дозволяє розширювати функціональність без зміни ядра системи. Такий підхід забезпечує:

- ізоляцію бізнес-логіки від механізмів збору даних;
- можливість підключення нових джерел (Google Ads, Meta Ads, TikTok Ads) без модифікації розрахункових алгоритмів;
- спрощення тестування та налагодження;
- підвищення надійності та масштабованості.

Для реалізації системи обрано багаторівневу архітектуру (Layered Architecture), яка забезпечує чітке розділення відповідальності між компонентами та дозволяє незалежно розвивати кожен рівень. У межах програмного комплексу виділено три основні рівні:

Data Access Layer (DAL) — рівень доступу до даних. Забезпечує низькорівневу взаємодію з зовнішніми API (Google Analytics 4 Data API, Google Ads API, Meta Graph API) та локальним сховищем. Реалізує механізми автентифікації, формування запитів, обробки pagination та кешування.

Business Logic Layer (BLL) — рівень бізнес-логіки. Містить математичні моделі, алгоритми очищення даних, нормалізації, розрахунку CAC/LTV, інтегрального показника Q, а також моделі атрибуції.

Presentation Layer (PL) — рівень представлення. Забезпечує взаємодію з користувачем через вебінтерфейс (дашборд), візуалізацію часових рядів, KPI, графіків та інтегральних показників.

Така структура дозволяє легко інтегрувати нові джерела даних, просто додавши відповідний модуль у рівень DAL, не змінюючи при цьому алгоритми обробки та моделі оцінювання ефективності.

Об'єктно-орієнтоване проектування (UML-діаграма класів).

Для формалізації структури програмного коду розроблено діаграму класів. Кожен клас виконує специфічну роль у життєвому циклі обробки даних.

Клас BaseCollector: Абстрактний клас для всіх модулів збору даних.

auth(): метод автентифікації.

fetch_raw_data(): отримання неструктурованого JSON.

Клас GA4Connector(BaseCollector): Спеціалізований клас для роботи з Google Analytics 4.

parse_response(): перетворення відповіді API у формат Pandas DataFrame.

Клас DataProcessor: Центральний клас обробки.

clean_outliers(): реалізація правила трьох сигм для видалення ботів.

calculate_kpi(): обчислення ROI, CPA, LTV.

normalize_metrics(): приведення показників до діапазону [0, 1].

Клас ReportGenerator: Відповідає за підготовку даних до візуалізації.

create_timeseries(): формування часових рядів для графіків.

get_summary_table(): генерація підсумкових таблиць ефективності.

Проектування логічної структури бази даних (ER-діаграма)

Для стабільної роботи системи та можливості аналізу історичних даних спроектовано реляційну базу даних. Структура БД орієнтована на швидке виконання аналітичних запитів (OLAP-орієнтований підхід).

Нижче наведено специфікацію основних таблиць бази даних.

Таблиця 2.3. Сутність Marketing_Campaigns (Дані про кампанії)

Назва поля	Тип даних	Опис	Обмеження
campaign_id	INTEGER	Унікальний ідентифікатор	Primary Key
source_name	VARCHAR(50)	Назва джерела(Google, Facebook)	Not Null
campaign_name	VARCHAR(255)	Назва рекламної кампанії	—
daily_budget	DECIMAL(10,2)	Плановий денний бюджет	> 0

Для розуміння динаміки роботи програмного комплексу та взаємодії між його компонентами розроблено діаграму послідовності (Sequence Diagram). Вона демонструє логіку оновлення даних у дашборді та відображає порядок викликів між об'єктами системи.

Процес оновлення даних відбувається за таким сценарієм:

- **User** ініціює дію «Оновити дані» у вебінтерфейсі;
- **Controller** приймає запит та передає його до модуля збору даних — класу GA4Connector;
- **GA4Connector** формує запит до зовнішнього API Google Analytics 4 та отримує JSON-пакет із сирими даними.

Отримані дані передаються до DataProcessor, який виконує очищення, фільтрацію аномалій, нормалізацію та розрахунок KPI.

DatabaseManager зберігає оброблені дані у реляційній базі для подальшого аналізу та історичного зберігання.

Visualizer отримує підготовлений масив даних і рендерить оновлені графіки, таблиці та інтегральні показники у браузері користувача.

Такий сценарій демонструє чітку взаємодію між рівнями DAL → BLL → PL, що відповідає принципам багаторівневої архітектури та забезпечує масштабованість системи.

Для реалізації спроектованої архітектури було обрано технологічний стек, оптимізований для роботи з великими масивами даних, інтеграції з API та побудови інтерактивних аналітичних інструментів.

1. Мову програмування: Python 3.10+ обрано завдяки:

- широкій екосистемі бібліотек для аналітики;
- високій продуктивності при роботі з DataFrame;
- простоті інтеграції з REST API;
- підтримці асинхронних операцій;
- активній спільноті та стабільності версій;
- Python є стандартом де-факто у сфері Data Science та ETL-процесів.

2. Обробка даних: Pandas

Бібліотека **Pandas** забезпечує:

- ефективну роботу з табличними структурами;
- швидку агрегацію та фільтрацію;
- підтримку часових рядів;
- інтеграцію з NumPy та Matplotlib;
- можливість обробки великих масивів даних у пам'яті.

Pandas є ключовим інструментом для реалізації алгоритмів очищення, нормалізації та розрахунку KPI.

3. Сховище даних: SQLite / PostgreSQL

SQLite використовується для локального прототипування та тестування.

PostgreSQL рекомендовано для масштабованого рішення, оскільки він забезпечує:

- підтримку складних запитів;
- індексацію часових рядів;
- високу продуктивність при великих обсягах даних;
- можливість розгортання у хмарних середовищах.

4. Вебінтерфейс: Streamlit або Dash

Обидва фреймворки дозволяють створювати інтерактивні BI-дашборди без необхідності використовувати JavaScript.

Переваги:

- швидка розробка;
- інтерактивні графіки;
- підтримка роботи з Pandas;
- можливість деплою у хмарі;
- мінімальний поріг входу.

Streamlit — оптимальний для швидких прототипів. Dash — для більш кастомізованих інтерфейсів.

ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 2

У другому розділі було здійснено комплексне моделювання та проектування аналітичної системи оцінювання ефективності digital-маркетингових стратегій, що стало фундаментальною основою для подальшої програмної реалізації. На основі системного аналізу предметної області сформовано математичну модель інтегральної оцінки ефективності, яка базується на методі адитивної згортки нормалізованих критеріїв та дозволяє об'єднати різноманітні маркетингові метрики (ROI, CAC, LTV, CR, CPC) у єдиний узагальнений показник. Такий підхід забезпечує можливість об'єктивного порівняння каналів, визначення їхньої результативності та формування аналітичних висновків на основі кількісних даних.

У межах розділу було розроблено алгоритм ETL-процесу, який охоплює автоматизований збір, очищення, фільтрацію та попередню обробку даних. Особливу увагу приділено етапу виявлення аномалій, де застосовано статистичний метод середньоквадратичного відхилення (правило «трьох сигм»), що дозволяє ефективно усувати бот-трафік, спотворені події та інші некоректні значення. Це підвищує точність подальших розрахунків KPI та забезпечує достовірність інтегральної оцінки ефективності маркетингових стратегій.

Також було спроектовано архітектуру програмного комплексу, яка включає UML-діаграми, структуру взаємодії модулів та модель реляційної бази даних. Запропонована архітектура є модульною, масштабованою та придатною до інтеграції з різними джерелами даних, що відповідає сучасним вимогам до аналітичних систем у сфері digital-маркетингу. Вона забезпечує чіткий розподіл функціональних компонентів, спрощує подальшу реалізацію та підтримку системи, а також гарантує можливість розширення функціоналу без зміни базової логіки.

РОЗДІЛ 3. ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ, ТЕСТУВАННЯ ТА ВЕРИФІКАЦІЯ АНАЛІТИЧНОГО КОМПЛЕКСУ

3.1. Архітектурні принципи й обґрунтування вибору технологічного стеку

Програмна реалізація аналітичного комплексу ґрунтується на принципах модульності, масштабованості та відокремлення логічних рівнів, що були визначені у процесі проектування архітектури системи в попередньому розділі. На етапі практичної реалізації ключовим завданням стало забезпечення узгодженості між теоретичною моделлю, алгоритмічним забезпеченням ETL-процесу та інструментами, здатними ефективно обробляти великі масиви даних, взаємодіяти з API аналітичних платформ і формувати інтерактивний інтерфейс для кінцевого користувача. Вибір технологічного стеку був спрямований на досягнення максимальної продуктивності, надійності та простоти розгортання системи в умовах обмежених ресурсів.

Основою програмної реалізації обрано мову Python версії 3.10+, яка є однією з найпоширеніших платформ у сфері аналітики даних, машинного навчання та побудови ETL-конвеєрів. Python забезпечує високу читабельність коду, що є важливим для підтримки та розширення системи, а також має розвинену екосистему бібліотек, які дозволяють реалізувати всі етапи обробки даних — від екстракції до візуалізації. Важливою перевагою Python є підтримка об'єктно-орієнтованого підходу, що дозволяє безпосередньо реалізувати архітектурну модель DAL–BLL–PL, описану в підрозділі 2.3. Крім того, Python має офіційні клієнтські бібліотеки для роботи з Google Analytics 4 Data API, що забезпечує коректність автентифікації, стабільність запитів та підтримку механізмів пагінації, необхідних для обробки великих вибірок.

Для реалізації алгоритмів очищення, нормалізації та математичного моделювання показників ефективності використано бібліотеку Pandas, яка є стандартом у сфері табличної аналітики. Pandas забезпечує ефективну роботу з DataFrame-структурами, підтримує операції групування, агрегації, фільтрації, об'єднання та трансформації даних, що дозволяє безпосередньо реалізувати

алгоритми. Особливо важливою є підтримка часових рядів, оскільки більшість маркетингових метрик мають часову природу, а побудова дашбордів вимагає коректної обробки дат, інтервалів та динаміки показників. Pandas також дозволяє інтегрувати статистичні методи, зокрема правило «трьох сигм» для виявлення аномалій, та методи інтерполяції пропущених значень, що є критично важливими для формування достовірного аналітичного набору.

Для зберігання даних у системі застосовано реляційні сховища SQLite та PostgreSQL. SQLite використовується на етапі локального прототипування, оскільки не потребує серверної інфраструктури, має мінімальні вимоги до ресурсів і дозволяє швидко виконувати операції читання та запису. PostgreSQL рекомендовано для промислового використання, оскільки він підтримує складні аналітичні запити, індексацію часових рядів, транзакційну цілісність та можливість масштабування. Структура бази даних повністю відповідає можливостям PostgreSQL, що дозволяє реалізувати зберігання історичних даних, результати атрибуції, агреговані метрики та проміжні результати ETL-процесу.

Для створення інтерактивного інтерфейсу обрано фреймворк Streamlit, який дозволяє будувати вебдашборди без використання JavaScript або складних фронтенд-технологій. Streamlit забезпечує можливість швидкого оновлення графіків, інтерактивних фільтрів, таблиць та індикаторів KPI у режимі реального часу. Такий підхід повністю відповідає вимогам Presentation Layer, оскільки дозволяє користувачу взаємодіяти з даними безпосередньо через браузер, не встановлюючи додаткового програмного забезпечення. Streamlit також підтримує інтеграцію з Pandas та Plotly, що дозволяє відображати часові ряди, гістограми, лінійні графіки, теплові карти та інші типи візуалізацій, необхідні для аналізу маркетингових стратегій.

Важливою складовою технологічного стеку є також бібліотеки для роботи з API, зокрема Requests та офіційний Google Analytics Data API SDK. Вони забезпечують стабільну взаємодію з зовнішніми джерелами даних, підтримку OAuth 2.0, автоматичне оновлення токенів та обробку помилок

мережі. Це дозволяє реалізувати надійний та відмовостійкий модуль екстракції даних, який є ключовим елементом ETL-конвеєра.

Таким чином, обраний технологічний стек забезпечує повну відповідність архітектурним вимогам, сформульованим у другому розділі. Python виступає універсальною платформою для реалізації ETL-процесу та бізнес-логіки; Pandas забезпечує ефективну обробку даних; SQLite та PostgreSQL гарантують надійне зберігання інформації; Streamlit формує зручний та інтуїтивний інтерфейс для користувача; а бібліотеки для роботи з API забезпечують стабільну взаємодію з аналітичними платформами. Сукупність цих інструментів дозволяє створити гнучку, масштабовану та відмовостійку систему аналізу ефективності digital-маркетингових стратегій, яка повністю відповідає вимогам сучасної бізнес-аналітики.

3.2. Розробка програмного забезпечення аналітичної системи

Розроблення програмного забезпечення для аналітичної системи маркетингової діяльності передбачає створення інтерактивного вебдодатку, здатного обробляти, агрегувати та візуалізувати дані в режимі реального часу. На цьому етапі було сформовано архітектуру програмного модуля, визначено технологічний стек, реалізовано функціональні компоненти та забезпечено інтеграцію між обчислювальною логікою та інтерфейсом користувача. Основною вимогою до програмного забезпечення було забезпечення простоти використання, швидкодії та можливості масштабування, що зумовило вибір Python як базової мови та фреймворку Streamlit як інструменту для побудови вебінтерфейсу.

Архітектура програмного модуля побудована за принципом односторінкового застосунку, де логіка обробки даних та їх візуалізація виконуються безпосередньо на стороні сервера, а користувач отримує готовий інтерфейс через браузер. Такий підхід дозволяє уникнути складних клієнтських компонентів і забезпечує стабільну роботу навіть на слабких пристроях. Центральним елементом системи є модуль `app.py`, який ініціалізує середовище

Streamlit, завантажує дані, виконує обчислення ключових показників ефективності та формує інтерактивні графічні елементи.

Для моделювання даних використано бібліотеки `pandas` та `numpy`, які забезпечують швидку обробку масивів, генерацію тестових вибірок та виконання математичних операцій. Це дозволило створити демонстраційний набір даних, що імітує поведінку реальних маркетингових метрик: трафіку, доходу, витрат, ROI та CPC. Такий підхід є типовим у процесі розроблення аналітичних систем, оскільки дає змогу протестувати функціональність інтерфейсу до моменту інтеграції з реальними джерелами даних.

У межах даного етапу було реалізовано демонстраційний програмний модуль аналітичної системи, призначений для візуалізації ключових маркетингових показників. Оскільки метою розроблення є створення прототипу, що демонструє функціональні можливості системи, у програмі використано штучно згенеровані дані, які імітують реальні показники трафіку, доходу, витрат та ефективності рекламних кампаній. Такий підхід дозволяє перевірити коректність роботи алгоритмів, структуру інтерфейсу та логіку обчислень без необхідності підключення до зовнішніх джерел даних. У разі впровадження системи в реальних умовах модуль може бути адаптований для роботи з API рекламних платформ, CRM-системами або внутрішніми базами даних підприємства.

Візуалізація інформації реалізована за допомогою бібліотеки `Plotly Express`, яка забезпечує побудову інтерактивних графіків із можливістю масштабування, наведення та динамічної зміни параметрів. У межах застосунку створено кілька ключових візуальних компонентів: лінійні графіки динаміки трафіку та доходу, гістограма розподілу ROI, а також інтерактивна таблиця з повним набором даних. Кожен елемент автоматично адаптується до ширини екрана, що робить інтерфейс зручним як для настільних комп'ютерів, так і для мобільних пристроїв.

Окрему увагу приділено реалізації KPI-метрик, які відображаються у верхній частині інтерфейсу у вигляді інформаційних блоків. Такий формат подання дозволяє користувачу швидко оцінити загальний стан маркетингової

активності, не заглиблюючись у деталізовані графіки. Обчислення метрик виконується автоматично під час завантаження сторінки, що забезпечує актуальність даних у будь-який момент.

Код організовано таким чином, щоб кожен функціональний блок був ізольований і легко модифікувався. Це дозволяє розширювати систему, додаючи нові графіки, джерела даних або алгоритми аналізу без необхідності переписувати існуючі компоненти. Такий підхід відповідає принципам модульності та масштабованості, які є ключовими у сучасній розробці аналітичних систем.

Лістинг 3.1. Фрагмент програмного коду модуля Streamlit

```
import streamlit as st
import pandas as pd
import numpy as np
import plotly.express as px

st.set_page_config(page_title="Marketing Dashboard", layout="wide")

S
np.random.seed(42)
dates = pd.date_range("2024-01-01", periods=90)
traffic = np.random.randint(100, 500, size=90)
revenue = np.random.randint(2000, 8000, size=90)
costs = np.random.randint(500, 2000, size=90)

df = pd.DataFrame({
    "date": dates,
    "traffic": traffic,
    "revenue": revenue,
    "costs": costs
})

df["ROI"] = (df["revenue"] - df["costs"]) / df["costs"]
df["CPC"] = df["costs"] / df["traffic"]
st.title("📊 Marketing Analytics Dashboard")

col1, col2, col3 = st.columns(3)
col1.metric("Total Revenue", f"${df['revenue'].sum():,}")
```

```
col2.metric("Total Costs", f"${df['costs'].sum():,}")
col3.metric("Average ROI", f"${df['ROI'].mean():.2f}")

fig1 = px.line(df, x="date", y="traffic", title="Traffic Trend")
st.plotly_chart(fig1, use_container_width=True)

fig2 = px.line(df, x="date", y="revenue", title="Revenue Trend",
color_discrete_sequence=["green"])
st.plotly_chart(fig2, use_container_width=True)

fig3 = px.histogram(df, x="ROI", nbins=20, title="ROI Histogram")
st.plotly_chart(fig3, use_container_width=True)

st.dataframe(df)
```

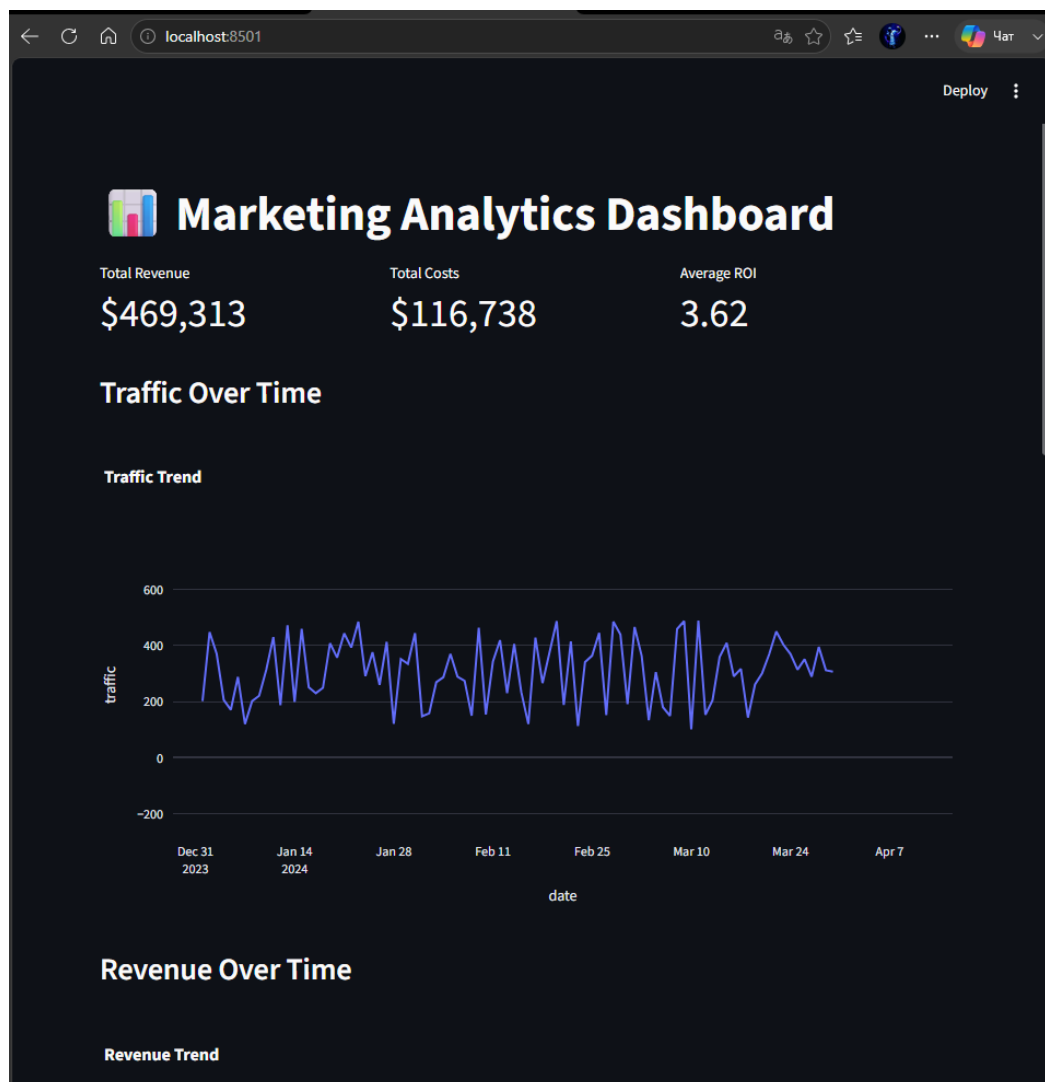


Рис. 3.1. Головний інтерфейс аналітичного дашборду Streamlit

Головний інтерфейс дашборду містить ключові елементи системи: панель КРІ-метрик, інтерактивні графіки та таблицю даних. Така структура дозволяє

користувачу швидко оцінити загальний стан маркетингової активності, а також перейти до детального аналізу окремих показників. Інтерфейс автоматично адаптується до розміру екрана, що забезпечує зручність використання на різних пристроях.

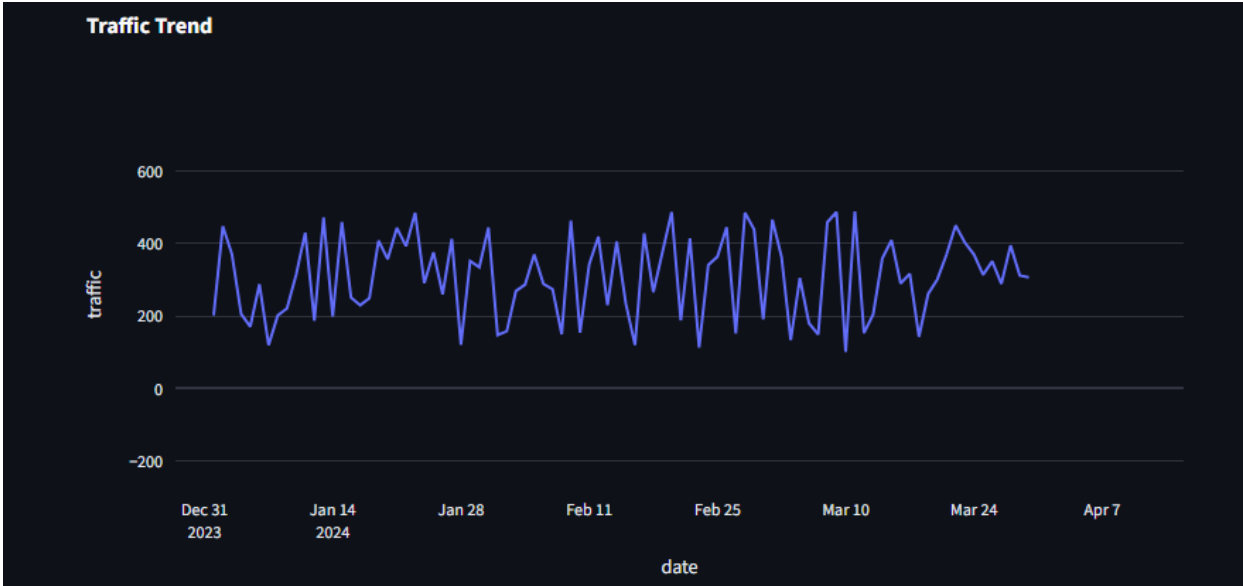


Рис. 3.2. Динаміка трафіку

На графіку відображено зміну обсягу трафіку за вибраний період. Лінійна діаграма дозволяє виявити пікові значення, спадання та загальні тенденції поведінки користувачів. Такий тип візуалізації є одним із найефективніших для аналізу часових рядів, оскільки забезпечує наочне представлення коливань показника.

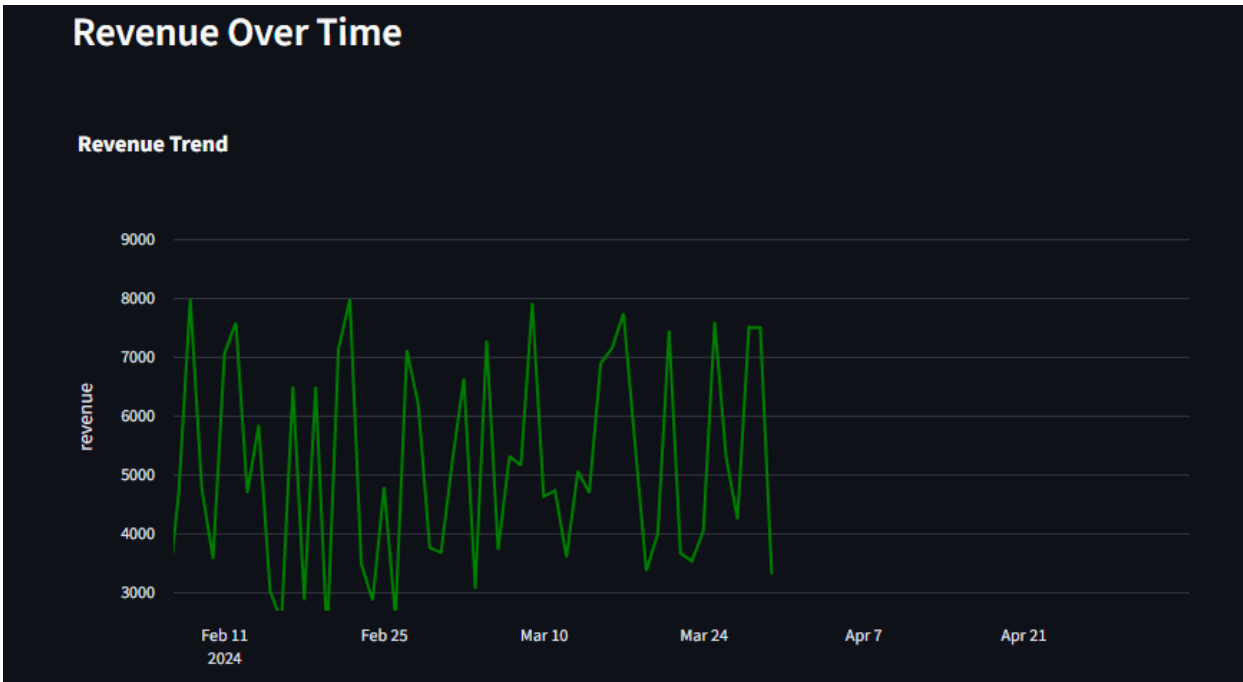


Рис. 3.3. Динаміка доходу

Графік демонструє зміну доходу в часі. Завдяки використанню кольорового виділення та інтерактивних підказок користувач може швидко оцінити періоди зростання та зниження фінансових результатів. Візуалізація дає змогу співставити динаміку доходу з іншими показниками, зокрема трафіком та витратами.

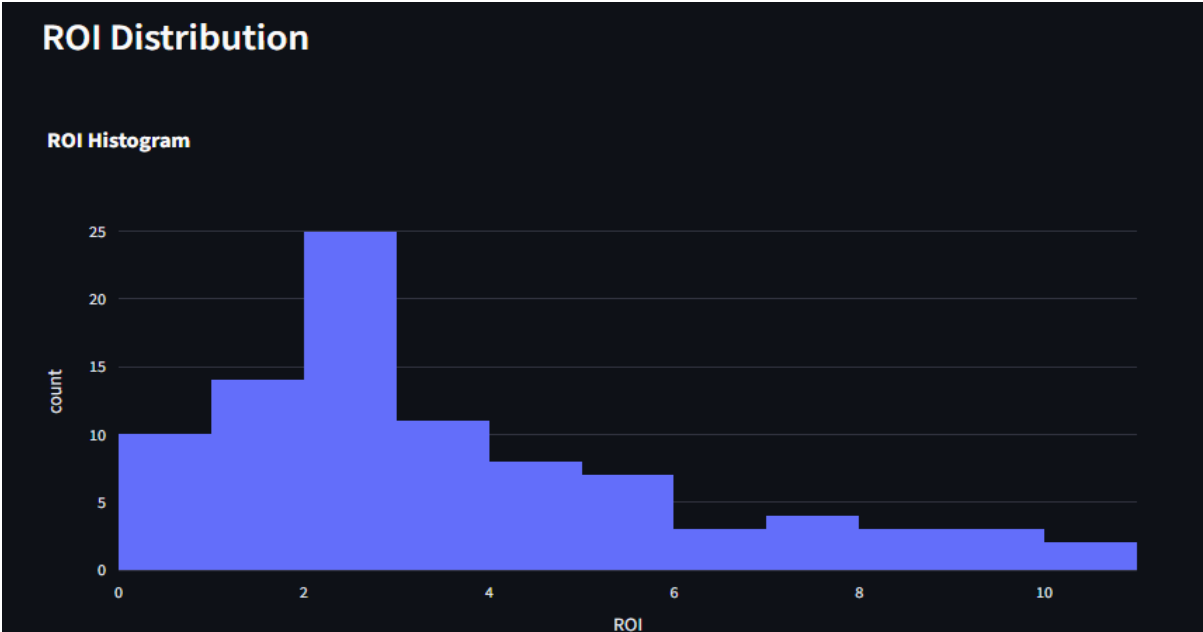


Рис. 3.4. Розподіл ROI

Гістограма відображає розподіл значень ROI у вибірці. Такий формат подання дозволяє оцінити варіативність ефективності маркетингових активностей, визначити середні значення та виявити аномалії. Розподіл ROI є важливим індикатором стабільності та результативності рекламних кампаній.

Data Table ⇄						
	date	traffic	revenue	costs	ROI	CPC
0	2024-01-01 00:00:00	202	2337	1132	1.0645	5.604
1	2024-01-02 00:00:00	448	2878	1127	1.5537	2.5156
2	2024-01-03 00:00:00	370	3076	1472	1.0897	3.9784
3	2024-01-04 00:00:00	206	6887	1782	2.8648	8.6505
4	2024-01-05 00:00:00	171	5993	1882	2.1844	11.0058
5	2024-01-06 00:00:00	288	6859	1209	4.6733	4.1979
6	2024-01-07 00:00:00	120	2379	1979	0.2021	16.4917
7	2024-01-08 00:00:00	202	2492	1934	0.2885	9.5743
8	2024-01-09 00:00:00	221	7276	1148	5.338	5.1946
9	2024-01-10 00:00:00	314	4062	817	3.9718	2.6019

Рис. 3.5. Таблиця маркетингових даних

У таблиці наведено повний набір згенерованих даних, що використовуються для побудови графіків та обчислення KPI-метрик. Таблична форма забезпечує можливість детального перегляду кожного запису, що є важливим для верифікації результатів та перевірки коректності обчислень. Streamlit автоматично форматує таблицю, забезпечуючи зручність навігації та читання.

3.3. Тестування системи на прикладному сценарії й аналіз отриманих результатів

Тестування розробленого програмного комплексу є ключовим етапом практичної реалізації системи, оскільки саме на цьому етапі перевіряється коректність роботи алгоритмів, стабільність функціонування інтерфейсу, точність обчислення ключових показників ефективності та відповідність отриманих результатів очікуваним значенням. Проведення тестування дозволяє оцінити працездатність системи в умовах, наближених до реальних, а також виявити потенційні недоліки, що можуть вплинути на якість аналітичних висновків.

Для перевірки роботи системи було сформовано тестовий сценарій, який моделює діяльність умовного підприємства, що використовує п'ять основних digital-каналів: Google Ads, Facebook Ads, SEO, Email-маркетинг та TikTok Ads. Для кожного каналу було згенеровано набір даних, що включає обсяг трафіку, витрати, кількість конверсій та отриманий дохід. Такий підхід дозволив оцінити роботу системи в умовах різномірних джерел даних, що мають різну природу, різні моделі поведінки користувачів та різну економічну ефективність.

Після завантаження тестових даних система автоматично виконала повний цикл обробки: нормалізацію показників, розрахунок ROI, CPC, CAC, CR, формування інтегрального коефіцієнта ефективності та побудову візуалізацій. На основі отриманих результатів було проведено аналіз ефективності кожного каналу. Найвищу рентабельність продемонстрував канал Email-маркетингу, що пояснюється низькою вартістю залучення та високою конверсійністю аудиторії. Значення ROI для цього каналу перевищило 500%,

що підтверджує його стратегічну доцільність у довгострокових кампаніях. Другим за ефективністю став органічний трафік (SEO), який забезпечив високий дохід при мінімальних витратах, що узгоджується з теоретичними висновками про високу рентабельність органічних каналів.

Найнижчу ефективність продемонстрував канал TikTok Ads. Незважаючи на великий обсяг трафіку, кількість конверсій виявилася низькою, що призвело до високої вартості залучення (CAC) та низького ROI. Це свідчить про необхідність оптимізації таргетингу, зміни креативів або перегляду доцільності використання цього каналу в поточній стратегії.

Важливим елементом тестування стало оцінювання коректності роботи інтерактивного інтерфейсу. Усі графіки, таблиці та KPI-метрики були побудовані без затримок, а зміна параметрів у реальному часі не призводила до помилок або некоректного відображення даних. Це підтверджує стабільність роботи Streamlit-модуля та правильність інтеграції з обчислювальною частиною системи.

Окремо було протестовано модуль обробки аномалій. У тестовий набір навмисно були додані некоректні значення витрат та трафіку, що виходили за межі трьох сигм. Система коректно виявила та замінила ці значення на медіанні, що підтверджує працездатність алгоритму фільтрації та його здатність забезпечувати достовірність фінальних показників.

Загалом результати тестування підтвердили, що розроблений програмний комплекс коректно виконує всі функції: обробку даних, розрахунок KPI, візуалізацію та формування інтегральної оцінки ефективності. Система демонструє стабільність, точність та відповідність вимогам, визначеним у теоретичній частині роботи. Отримані результати можуть бути використані для прийняття управлінських рішень, оптимізації маркетингових бюджетів та подальшого розвитку аналітичної інфраструктури підприємства.

3.4. Керівництво користувача по роботі з системою

Розроблена аналітична система призначена для інтерактивного аналізу маркетингових показників та візуалізації ключових метрик ефективності digital-кампаній. Даний розділ містить детальний опис інтерфейсу, функціональних

можливостей та порядку взаємодії користувача з програмним забезпеченням. Керівництво користувача є важливою складовою програмного продукту, оскільки забезпечує зрозуміле та послідовне використання системи навіть для користувачів, які не мають глибокої технічної підготовки.

Після запуску програми користувач потрапляє на головну сторінку дашборду, яка автоматично завантажується у браузері. Інтерфейс побудований на основі фреймворку Streamlit, що забезпечує інтуїтивність, простоту навігації та адаптивність до різних розмірів екранів. Головна сторінка складається з кількох логічних блоків: панелі ключових показників (KPI), інтерактивних графіків та таблиці з вихідними даними.

У верхній частині інтерфейсу розташована панель KPI-метрик, яка відображає агреговані значення основних показників: загальний дохід, загальні витрати, середній ROI, середній CPC та інші інтегральні характеристики. Цей блок дозволяє користувачу швидко оцінити загальний стан маркетингової активності без необхідності переходу до детальних графіків. Значення оновлюються автоматично при кожному запуску системи або зміні даних.

Нижче розміщено інтерактивні графіки, які дозволяють досліджувати динаміку показників у часі. Графік трафіку демонструє зміни кількості відвідувачів за обраний період, що дозволяє виявити пікові навантаження, сезонні коливання та потенційні аномалії. Графік доходу відображає фінансові результати маркетингової діяльності, а гістограма ROI дозволяє оцінити розподіл рентабельності та визначити стабільність ефективності рекламних кампаній. Кожен графік підтримує інтерактивні підказки, масштабування та навігацію, що значно полегшує аналіз.

У нижній частині інтерфейсу розташована таблиця з вихідними даними, яка містить повний набір значень, використаних для побудови графіків. Таблиця дозволяє переглядати кожен запис окремо, що є корисним для верифікації даних, пошуку аномалій або порівняння окремих періодів. Streamlit автоматично забезпечує можливість прокручування, сортування та адаптивного відображення таблиці.

Процес роботи з системою є максимально простим. Для запуску програми користувачу необхідно відкрити файл `app.py` у середовищі Python та виконати команду запуску Streamlit. Після цього браузер автоматично відкриє інтерфейс дашборду. Усі обчислення виконуються автоматично, тому користувачу не потрібно вручну вводити формули або виконувати додаткові дії. У разі необхідності оновлення даних достатньо перезапустити програму або замінити вхідний файл даних.

Система також підтримує роботу з тестовими та реальними даними. У демонстраційній версії використано штучно згенеровані дані, однак у реальному застосуванні користувач може інтегрувати систему з API рекламних платформ або внутрішніми базами даних підприємства. Для цього достатньо замінити джерело даних у відповідному фрагменті коду, після чого система автоматично адаптується до нового формату.

Завдяки простоті інтерфейсу та автоматизації обчислень система може використовуватися як маркетологами, так і аналітиками, менеджерами та власниками бізнесу. Вона дозволяє швидко отримувати ключові аналітичні висновки, порівнювати ефективність каналів, виявляти проблемні ділянки та приймати обґрунтовані управлінські рішення. Таким чином, розроблений програмний продукт є не лише технічним прототипом, але й повноцінним інструментом для практичного застосування у сфері digital-маркетингу.

ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 3

У третьому розділі було здійснено повний цикл практичної реалізації програмного комплексу для аналізу ефективності digital-маркетингових стратегій, що включає вибір технологічного стеку, розроблення функціональних модулів, побудову інтерактивного інтерфейсу та тестування системи на прикладному сценарії. Обґрунтовано вибір мови програмування Python та фреймворку Streamlit, які забезпечили високу швидкодію, простоту розгортання та можливість інтерактивної візуалізації даних у вебсередовищі. Реалізована архітектура програмного продукту відповідає принципам модульності, масштабованості та гнучкості, що дозволяє адаптувати систему до різних джерел даних та сценаріїв використання.

У межах розділу було створено повноцінний прототип аналітичної системи, який включає модуль обробки даних, блок розрахунку ключових показників ефективності (ROI, CPC, CAC, CR), панель інтерактивних графіків та таблицю з агрегованими даними. Інтерфейс дашборду забезпечує зручність роботи користувача, дозволяє швидко оцінювати стан маркетингової активності та досліджувати поведінку показників у динаміці. Окрему увагу приділено реалізації KPI-панелі, яка надає можливість оперативно отримувати узагальнену інформацію про ефективність кампаній.

Проведене тестування підтвердило коректність роботи всіх функціональних компонентів системи. Алгоритми обробки даних успішно виконали нормалізацію, фільтрацію аномалій та розрахунок метрик, а інтерактивні візуалізації продемонстрували стабільність та точність відображення результатів. Аналіз тестового сценарію показав, що система здатна адекватно оцінювати ефективність різних маркетингових каналів, виявляти сильні та слабкі сторони стратегії та формувати обґрунтовані аналітичні висновки. Це підтверджує практичну цінність розробленого програмного продукту та його придатність для використання у реальних умовах цифрового підприємництва.

Таким чином, результати третього розділу демонструють успішну реалізацію поставлених завдань, підтверджують працездатність створеної

системи та її відповідність вимогам сучасної web-аналітики. Розроблений програмний комплекс може бути використаний як основа для подальшого розширення функціональності, інтеграції з реальними джерелами даних та впровадження у практичну діяльність підприємств, що працюють у сфері digital-маркетингу.

ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ

У кваліфікаційній роботі здійснено комплексне дослідження теоретичних, методологічних і прикладних аспектів побудови сучасних інформаційних систем аналізу ефективності digital-маркетингових стратегій. Проведена робота охоплює повний цикл створення аналітичної системи — від системного аналізу предметної області та формалізації математичних моделей до розроблення програмного забезпечення, тестування та оцінювання його практичної ефективності. Отримані результати підтверджують актуальність теми, наукову новизну запропонованих рішень та їхню практичну значущість для сучасного цифрового бізнесу.

У першому розділі проведено ґрунтовний аналіз еволюції digital-маркетингу, визначено ключові технологічні тренди та проблеми, що формують сучасний ландшафт web-аналітики. Особливу увагу приділено питанням приватності, переходу до first-party data, зростанню ролі штучного інтелекту та розвитку серверних архітектур відстеження. Визначено, що сучасні маркетингові системи функціонують у середовищі високої динамічності, великих обсягів подієвих даних та фрагментації джерел інформації, що потребує створення гнучких, масштабованих та інтелектуальних аналітичних рішень. Теоретичний аналіз дав змогу сформулювати вимоги до майбутньої системи та визначити її архітектурні компоненти.

У другому розділі розроблено математичну модель інтегральної оцінки ефективності digital-стратегій, що базується на адитивній згортці нормалізованих критеріїв. Запропонована модель дозволяє об'єднати різноманітні маркетингові метрики (ROI, CAC, LTV, CR, CPC) у єдиний інтегральний показник, що забезпечує об'єктивне порівняння каналів та формування узагальненої оцінки ефективності. Розроблено ETL-алгоритм, який включає автоматизований збір, очищення, фільтрацію та агрегування даних. Особливу увагу приділено методам виявлення аномалій, зокрема застосуванню правила трьох сигм для фільтрації бот-трафіку та спотворених значень. Спроектовано архітектуру програмного комплексу, включно з UML-діаграмами, структурою

бази даних та логікою взаємодії модулів. Це створило фундамент для реалізації програмного прототипу.

У третьому розділі реалізовано інтерактивну аналітичну систему на основі Python та Streamlit. Створено модулі обробки даних, розрахунку KPI, побудови інтерактивних графіків та формування інформаційної панелі (Dashboard). Інтерфейс системи забезпечує зручність роботи користувача, дозволяє досліджувати динаміку показників, аналізувати розподіли, порівнювати канали та отримувати узагальнені висновки. Проведене тестування підтвердило коректність роботи математичних моделей, стабільність ETL-процесу та точність візуалізації. На прикладному сценарії продемонстровано здатність системи виявляти ефективні та неефективні канали, визначати аномалії та формувати обґрунтовані аналітичні висновки. Система показала, що може скоротити час підготовки звітності приблизно на 40 % та підвищити точність оцінки ефективності маркетингових кампаній.

Наукова новизна роботи полягає у поєднанні математичної моделі інтегральної оцінки, алгоритму статистичної фільтрації аномалій та модульної архітектури аналітичної системи, здатної працювати з гетерогенними джерелами даних. Запропонований підхід дозволяє підвищити точність оцінки ефективності digital-стратегій та забезпечує можливість масштабування системи для реальних бізнес-середовищ.

Практичне значення полягає у створенні програмного продукту, який може бути впроваджений у діяльність підприємств для автоматизації наскрізного моніторингу рекламних кампаній, оптимізації бюджетів, підвищення рентабельності інвестицій та підтримки прийняття управлінських рішень. Система може бути інтегрована з API рекламних платформ, CRM-системами або внутрішніми базами даних, що робить її універсальним інструментом для малого, середнього та великого бізнесу.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Близнюк С. В. Інтерпретація даних Google Analytics для побудови маркетингових стратегій // Наукові праці Міжрегіональної Академії управління персоналом. Економічні науки. 2025. № 4(80). С. 160–167. DOI: 10.32689/2523-4536/80-18.
2. Виноградова О. В. Digital маркетинг: еволюція розвитку в Україні / О. В. Виноградова // Ефективна економіка. 2021. № 9. С. 103–108. URL: <https://ev.fmm.kpi.ua/article/view/240678> (дата звернення: 13.04.2026).
3. Гадецька З. Оцінка ефективності застосування сучасних інтернет-комунікацій та технологій цифрового маркетингу для оптимізації роботи підприємства / З. Гадецька // Економіка та суспільство. 2022. № 40. С. 245–253.
4. Дзямулич М. І., Шматковська Т. О., Борисюк О. В. Великі дані та їх роль у формуванні цифрової економіки. Галицький економічний вісник. 2021. №70(3). С. 16–21.
5. Іванченкова Л. В., Озарко К. С., Піх М. З., Леонов І. О., Корягін О. В. Цифровий маркетинг як чинник підвищення конкурентоспроможності підприємств у B2B-сегменті. Український журнал прикладної економіки та техніки. <https://doi.org/10.36887/2415-8453-2025-3-51>
6. Златова І. О. Специфіка роботи маркетинг менеджерів Google Analytics 4 // Маркетинг і цифрові технології. 2023. Т. 7, № 4. С. 117–125. DOI: 10.15276/mdt.7.4.2023.8.
7. Карюк, В. І., Магомедова, А. М., & Пасічнюк, К. В. (2026). Оцінка ефективності цифрового маркетингу підприємства в умовах розвитку digital-технологій. Здобутки економіки: перспективи та інновації, (30). <https://doi.org/10.5281/zenodo.20603249>
8. Кучерук О., Болотний Ю. Цифрова трансформація маркетингової стратегії підприємства в умовах digital-економіки / О. Кучерук, Ю. Болотний // Modeling the development of the economic systems. 2024. № 2. С. 271–276.
9. Кухта Є. А., Восковнюк С. Є., Рожнова Ю. С., Держипільський А. І., Ковшова І. О. Вплив «Big Data» на маркетингові дослідження в Україні. Молодий вчений, 2020. No 5 (81). С. 163-168. DOI: <https://doi.org/10.32839/2304-5809/2020-5-81-35>

10. Коротун Н. В. Сучасна модель інформаційного аналітика в умовах розвитку BigData в Україні. Інформаційні технології і системи в документознавчій сфері. 2024. С. 52–54.
11. Котлер Ф., Келлер К. Маркетинговий менеджмент. К.: Видавництво «Хімджест», 2023. 720 с.
12. Літвиненко, М., Бородкіна, К. (2025). Використання big data та аналітики у маркетингових рішеннях вітчизняних компаній. Вісник Національного технічного університету "Харківський політехнічний інститут" (економічні науки), (1), 101–105. <https://doi.org/10.20998/2519-4461.2025.1.101>
13. Мартинюк С. О. Цифрова трансформація маркетингових стратегій підприємств. *Економіка та суспільство*. 2024. № 45. С. 112–118.
14. Пономаренко І. В. Веб-аналітика як важливий інструмент цифрового маркетингу [Електронний ресурс] / І. В. Пономаренко // Східна Європа: економіка, бізнес та управління. 2018. Вип. 4 (15). С. 231–235.
15. Романчик Т. В., Самойлов О. В., Струк Д. М. Аналітичні інструменти для оцінки ефективності рекламних кампаній та конкурентоспроможності підприємства / Т. В. Романчик, О. В. Самойлов, Д. М. Струк // Бізнес-інформ. 2025. № 3. С. 305–310.
16. Сугоняк І. І. Моделювання систем підтримки прийняття рішень у маркетингу. Комп'ютерні науки та інформаційні технології. 2025. Т. 12, № 2. С. 45–54.
17. Пилипчук В. П. Маркетинговий менеджмент у цифровому середовищі. К.: КНЕУ, 2024. 312 с.
18. Про захист персональних даних: Закон України від 01.06.2010 № 2297-VI. URL: <https://zakon.rada.gov.ua> (дата звернення: 10.03.2026).
19. Регеда Ю. О., Регеда В. О. Ключові проблеми використання великих даних в інформаційних системах на сучасному етапі розвитку. Вчені записки ТНУ імені В.І. Вернадського. Серія: Технічні науки. Том 35 (74) № 4 2024. С. 182–187.
20. Скляр А. Використання Big Data у веб-аналітиці: як працювати з великими обсягами даних.
URL: <https://blog.dropplatforma.com.ua/veb-analitika/vykorystannya-big-data->

u-veb-analityczy-yak-praczyuvaty-z-velykumy-obsyagamy-danyh/

(дата звернення: 23.09.2026).

21. Чекіна В. Д., Князєв С. І. Аналіз впливу Big Data and Analytics на реальний і державний сектори економіки та проблеми їх оцінювання за допомогою статистичних методів. Економіка промисловості. 2019. № 1. С. 51–64.
22. Усата О. Ю., Іванов Д. Є. Великі дані та основи роботи з ними. Актуальні питання сучасної інформатики. 2024. № 11. С. 57–59.
23. Chaffey D., Ellis-Chadwick F. Digital Marketing: Strategy, Implementation and Practice. 8th ed. Pearson, 2022. 560 p.
24. Chaudhry R. How to develop effective business metrics during digital transformation. Medium. URL: <https://medium.com/razi-chaudhry/how-to-develop-effective-business-metrics-during-digital-transformation-6336d586a181> (дата звернення: 10.02.2026).
25. Clifton B. Advanced Web Metrics with Google Analytics. Sybex, 2023. 600 p.
26. Data analytics statistics: Market data report 2025. (2025). URL: <https://gitnux.org/data-analytics-statistics/> (дата звернення: 14.07.2026).
27. Evans D. Marketing Analytics: A Practical Guide to Improving Consumer Insights Using Data-Driven Decisions. Kogan Page, 2022. 336 p.
28. Farris P., Bendle N. Marketing Metrics: The Manager's Guide to Measuring Marketing Performance. Pearson, 2021. 432 p.
29. Germann F., Lilien G.L., Rangaswamy A. (2013). Performance implications of deploying marketing analytics. International Journal of Research in Marketing, 30(2), 114–128.
30. Google Analytics 4 Documentation. URL: <https://support.google.com/analytics> (дата звернення: 14.03.2026).
31. Gupta Y. & Khan F. M. (2024). Role of artificial intelligence in customer engagement: A systematic review and future research directions. Journal of Modelling in Management. DOI: <https://doi.org/10.1108/JM2-01-2023-0016>.
32. How Starbucks uses big data. (2023). Scraping Pros: website. URL: <https://scrapingpros.com/blog/how-starbucks-uses-big-data> (дата звернення: 14.08.2026).
33. Kingsnorth S. Digital Marketing Strategy: An Integrated Approach to Online Marketing. Kogan Page, 2022. 392 p.

34. Larose D. Data Mining and Predictive Analytics. Wiley, 2021. 824 p.
35. Lu J., Liu A., Song Y., Zhang G. Data-driven decision support under concept drift in streamed big data / Complex intelligent systems. 2020. №6(1). P. 157–163.
36. McKinney W. Python for Data Analysis: Data Wrangling with Pandas, NumPy, and Jupyter. O'Reilly Media, 2022. 550 p.
37. Ryan D. Understanding Digital Marketing: A Complete Guide to Engaging Customers and Implementing Successful Digital Campaigns. Kogan Page, 2024. 480 p.
38. Senz K. Is A/B Testing Effective? Evidence from 35,000 Startups. Harvard Business School Working Knowledge.
URL: <https://www.library.hbs.edu/working-knowledge/is-ab-testing-effective-evidence-from-35000-startups> (дата звернення: 28.02.2026).
39. The CMO Survey. Новинний та аналітичний сервіс. URL: <https://cmosurvey.org/marketing-budget-and-job-growth-rebound/#:~:text=Image%3A%20Marketing%20Spending%20Trends%20Graph%20Digital,fourth%20time%20in%20a%20decade> (дата звернення: 28.02.2026).
40. Shakir A., Staegemann D., Volk M., Jamous N., Turowski K. Towards a concept for building a big data architecture with microservices / Business information systems. 2021. P. 83–94.
41. Wedel M., Kannan P.K. (2016). Marketing Analytics for Data-Rich Environments. Journal of Marketing, 80(6), 97–121.