

ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

ІМЕНІ В. Н. КАРАЗИНА

Економічний факультет

Кафедра економічної кібернетики та прикладної економіки

КВАЛІФІКАЦІЙНА МАГІСТЕРСЬКА РОБОТА

на тему

**«РОЗРОБКА МОДЕЛЕЙ АНАЛІЗУ ЕФЕКТИВНОСТІ КОНТЕНТ
СТРАТЕГІЇ YOUTUBE КАНАЛУ»**

Виконав: студент 2 курсу, групи ЕК-61
спеціальності 051 «Економіка»
освітня програма «Економічна кібернетика»
Нікітенко Олександр Юрійович

Керівник: Гур'янова Лідія Семенівна, д.е.н.,
професор

Рецензент: Белікова Надія Володимирівна, д.е.н.,
доцент, вчений секретар Науково-дослідного
центру індустріальних проблем розвитку НАН
України

Харків – 2025

Summary

Nikitenko O.Y. **Development of models for analysing the effectiveness of YouTube channel content strategy** (Scientific supervisor: Sc. D., prof. Guryanova L. S.). The paper proposes a conceptual approach to the formation and evaluation of the effectiveness of YouTube channel content strategy, which includes the following stages: empirical analysis of the effectiveness of YouTube channel content strategy; development of a system-dynamic simulation model; scenario analysis and optimisation of content strategy. Scenario analysis using a simulation model has shown that for a B2B company (AutoTechSupply LLC), a strategy focused on 'viral' short videos is ineffective for generating leads. Instead, a strategy focused on balancing expensive but in-depth expert videos with more moderate short videos yields significantly higher long-term results by building 'brand reputation.

Keywords: internet marketing, social networks, content strategy, effectiveness, modelling.

Анотація

Нікітенко О.Ю. **Розробка моделей аналізу ефективності контент стратегії YouTube каналу** (керівник: д. е. н., проф. Гур'янова Л. С.). В роботі запропонований концептуальний підхід до формування та оцінки ефективності контент-стратегії YouTube-каналу, який включає такі етапи: емпіричний аналіз ефективності контент-стратегії YouTube-каналів; розробка системно-динамічної імітаційної моделі; сценарний аналіз та оптимізація контент-стратегії. Сценарний аналіз за допомогою імітаційної моделі довів, що для B2B-компанії (ТОВ «АвтоТехПостачання») стратегія, сфокусована на "віральних" коротких відео, є неефективною для генерації лідів. Натомість стратегія, сфокусована балансі між дорогими, але глибокими експертними відео та більш помірними короткими відео дає значно вищий довгостроковий результат завдяки побудові "Репутації бренду".

Ключові слова: інтернет-маркетинг, соціальні мережи, контент-стратегія, ефективність, моделювання

ЗМІСТ

ВСТУП.....	5
РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ ФОРМУВАННЯ ЕФЕКТИВНОЇ СТРАТЕГІЇ ІНТЕРНЕТ-МАРКЕТИНГУ	8
1.1. ЕВОЛЮЦІЯ МАРКЕТИНГУ ТА СУТНІСТЬ ЦИФРОВОЇ СТРАТЕГІЇ.....	8
1.2. СОЦІОКУЛЬТУРНІ АСПЕКТИ ФУНКЦІОНУВАННЯ ПЛАТФОРМИ YOUTUBE	11
1.3. ПСИХОЛОГІЧНІ АСПЕКТИ СПРИЙНЯТТЯ КОНТЕНТУ ТА КЛЮЧОВІ МЕТРИКИ YOUTUBE	13
1.4. ТЕНДЕНЦІЇ СПОЖИВАННЯ КОРОТКОФОРМАТНОГО КОНТЕНТУ ТА ПОВЕДІНКОВІ ФАКТОРИ ЗАЛУЧЕНОСТІ КОРИСТУВАЧІВ.....	20
1.5. АНАЛІЗ МАРКЕТИНГОВОЇ ДІЯЛЬНОСТІ ТОВ «АВТОТЕХПОСТАЧАННЯ»....	22
РОЗДІЛ 2. МЕТОДИ МОДЕЛЮВАННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ТА ОПТИМІЗАЦІЇ КОНТЕНТ-СТРАТЕГІЇ YOUTUBE-КАНАЛУ	25
2.1. КОНЦЕПТУАЛЬНА СХЕМА ДОСЛІДЖЕННЯ.....	25
2.2. РЕГРЕСІЙНИЙ ТА КЛАСТЕРНИЙ АНАЛІЗ ЕФЕКТИВНОСТІ КОНТЕНТ- СТРАТЕГІЙ.....	27
2.3. МЕТОДОЛОГІЯ СИСТЕМНО-ДИНАМІЧНОГО МОДЕЛЮВАННЯ	31
2.4. МЕТОДИ ОПТИМІЗАЦІЇ КОНТЕНТ-СТРАТЕГІЙ.....	34
РОЗДІЛ 3. РЕАЛІЗАЦІЯ МОДЕЛЕЙ АНАЛІЗУ ЕФЕКТИВНОСТІ ТА ОПТИМІЗАЦІЇ КОНТЕНТ-СТРАТЕГІЙ	36
3.1. ЕМПІРИЧНИЙ АНАЛІЗ ЕФЕКТИВНОСТІ КОНТЕНТ-СТРАТЕГІЙ YOUTUBE- КАНАЛІВ	36
3.1.1. Опис вибірки та методологія збору даних	36
3.1.2. Динамічний аналіз ефективності контент-стратегії.....	37
3.1.3. Регресійний аналіз ефективності контент-стратегії.....	37
3.1.4. Кластерний аналіз ефективності контент-стратегії	39

3.2. ПОБУДОВА СИСТЕМНО-ДИНАМІЧНОЇ МОДЕЛІ YOUTUBE-КАНАЛУ ДЛЯ B2B-СЕГМЕНТУ	45
3.2.1. Опис моделі та ключових циклів зворотного зв'язку	45
3.2.2. Калібрування моделі на основі емпіричних даних	47
3.3. СЦЕНАРНИЙ АНАЛІЗ ТА ОПТИМІЗАЦІЯ КОНТЕНТ-СТРАТЕГІЇ.....	47
3.3.1. Результати імітаційного моделювання (сценарний аналіз)	47
3.3.2. Оптимізація контент-стратегії.....	50
ВИСНОВКИ	52
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	53

ВСТУП

У сучасній цифровій економіці відеоконтент перетворився на домінуючий інструмент комунікації та фундаментальний актив для бізнесу. YouTube, зокрема, на початок 2025 року є найбільш використовуваною соціальною медіа-платформою у світі. Згідно зі звітом *Digital 2025*, аналіз даних data.ai (листопад 2024 року) показує, що активна база користувачів YouTube (на базі Android) на 16% перевищує найближчого конкурента, WhatsApp. Платформа також значно випереджає Facebook (база якого становить 82.2% від розміру YouTube) і TikTok (чия активна база складає менше половини, 48.3%, від розміру YouTube). Хоча ці дані стосуються переважно Android, вони є високорепрезентативними, оскільки, за даними Statcounter, ця операційна система охоплює 73.5% світового ринку смартфонів (*DataReportal, 2025*).

Домінування платформи поширюється і на рекламний ринок. Згідно з тим самим звітом (*DataReportal, 2025*), інструменти планування YouTube вказують на найбільшу у світі потенційну рекламну аудиторію, що перевищує 2.53 мільярди користувачів. Це приблизно на 11% більше, ніж у Facebook (2.28 мільярди), хоча Facebook незначно випереджає YouTube за аудиторією віком 18+ (різниця складає всього 20 мільйонів). Проте, можливо, найбільш показовим фактором є загальний час, проведений на платформі. Дані data.ai свідчать, що світова аудиторія проводить на YouTube майже вдвічі більше часу, ніж на TikTok, який є найближчим конкурентом за цим показником. WhatsApp та Facebook посідають третє та четверте місця за часом використання, а сукупний час користувачів в Instagram ледве сягає 42.5% від показника YouTube.

Це абсолютне лідерство платформи надає унікальні можливості для просування брендів, від великих виробництв (наприклад, ТОВ «АвтоТехПостачання») до локальних сервісів, адже ефективна присутність на ній напряду впливає на обсяги залучення клієнтів та, як наслідок, на прибуток.

Висока ефективність, однак, залежить від здатності адаптуватися до складних умов. Щодня на YouTube завантажуються понад 720 тисяч годин відео

(Global Media Insight, 2025), що створює надзвичайний рівень конкуренції за увагу глядача. Алгоритми рекомендацій, що є ядром платформи та орієнтовані на максимізацію часу, проведеного користувачем на сервісі, постійно оновлюються. Останніми роками спостерігається глобальний зсув у бік споживання короткого, динамічного контенту (формат Shorts), що ставить перед компаніями, особливо у B2B-сегменті, нові виклики: як зберегти глибину взаємодії та досягти бізнес-цілей, адаптуючись до нових трендів.

У цих умовах компанії стикаються з оптимізаційною задачею: маючи обмежені ресурси, необхідно знайти оптимальний баланс між різними форматами контенту (довгі експертні відео проти коротких віральних) для максимізації повернення інвестицій. Незважаючи на велику кількість практичних порад, бракує системних наукових досліджень, які б пропонували методологію формування контент-стратегії саме з погляду оптимізації ресурсів. Це визначає актуальність даного дослідження, яке має на меті заповнити цю прогалину.

Мета роботи полягає в розробці узгодженого комплексу моделей аналізу ефективності та оптимізації контент-стратегії YouTube-каналів, який дозволяє сформулювати рекомендації щодо розподілу ресурсів для виробництва контенту та максимізації цільових бізнес-метрик YouTube-каналу.

Для досягнення поставленої мети вирішуються наступні завдання:

проведений огляд теоретичних засад формування ефективної стратегії інтернет-маркетингу;

обґрунтований вибір методів моделювання ефективності та оптимізації контент-стратегії YouTube-каналу;

проведений регресійний та кластерний аналіз ефективності контент-стратегії YouTube-каналу;

розроблена системно-динамічна модель розвитку YouTube-каналу для B2B-сегменту;

розроблена модель оптимізації контент-стратегії;

сформовані рекомендації щодо розподілу ресурсів для виробництва контенту та максимізації цільових бізнес-метрик YouTube-каналу.

Об'єктом дослідження є процес формування та реалізації контент-стратегії на платформі YouTube.

Предметом дослідження є методи та моделі аналізу ефективності контент-стратегії та оптимізації розподілу виробничих ресурсів для створення відеоконтенту в умовах обмеженого бюджету.

Для вирішення поставлених задач та досягнення поставленої мети були використані наступні методи дослідження: системний аналіз та синтез, моделювання, методи класифікації без навчання, регресійний аналіз, імітаційне моделювання, методи оптимізації.

Теоретичним науковим результатом дослідження є запропонований концептуальний підхід до формування та оцінки ефективності контент-стратегії YouTube-каналу, який включає такі етапи: емпіричний аналіз ефективності контент-стратегії YouTube-каналів; розробка системно-динамічної імітаційної моделі; сценарний аналіз та оптимізація контент-стратегії. Інструментальним науковим результатом дослідження є комплекс моделей аналізу ефективності та оптимізації контент-стратегії YouTube-каналу. Практичне значення одержаних результатів полягає в тому, що сформовані в кваліфікаційній роботі рекомендації дозволяють здійснити оптимальний розподіл ресурсів для виробництва контенту та максимізації цільових бізнес-метрик YouTube-каналу.

Результати дослідження пройшла апробацію на XIII всеукраїнській науково-практичній конференції, форумі молодих економістів-кібернетиків «МОДЕЛЮВАННЯ ЕКОНОМІКИ: ПРОБЛЕМИ, ТЕНДЕНЦІЇ, ДОСВІД», м. Львів, 21-22 листопада 2025 р.

РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ ФОРМУВАННЯ ЕФЕКТИВНОЇ СТРАТЕГІЇ ІНТЕРНЕТ-МАРКЕТИНГУ

1.1. ЕВОЛЮЦІЯ МАРКЕТИНГУ ТА СУТНІСТЬ ЦИФРОВОЇ СТРАТЕГІЇ

Цифрова економіка спричинила фундаментальний зсув у маркетинговій парадигмі, перетворивши її з односпрямованої комунікації (від бренду до споживача) на складну, багатосторонню екосистему взаємодії. Як зазначають Дейв Чаффі та Фіона Елліс-Чедвік (Chaffey & Ellis-Chadwick, 2019, с.7), цифровий маркетинг – це «досягнення маркетингових цілей через застосування цифрових технологій та медіа». Ця трансформація проявляється у кількох ключових особливостях:

По-перше, це керованість даними (Data-Driven Decisions): цифровий маркетинг дозволяє збирати та аналізувати величезні обсяги даних у реальному часі, даючи змогу приймати рішення, що базуються на статистиці, а не на інтуїції.

По-друге, це гіперперсоналізація: збір даних дозволяє створювати високоперсоналізовані повідомлення, що підвищує релевантність комунікації та покращує коефіцієнт конверсії.

По-третє, це інтерактивність та залучення: соціальні медіа перетворили споживачів на активних учасників діалогу, які можуть залишати відгуки та створювати власний контент (User-Generated Content). Як наголошує Лон Сафко (Safko, 2012), успіх вимірюється здатністю побудувати спільноту.

Нарешті, це домінування контент-маркетингу: замість прямої реклами, компанії фокусуються на створенні цінного контенту, що притягує аудиторію («вхідний маркетинг») та формує довіру.

Дослідження (Pugalendhi, 2023) підтверджують, що YouTube відіграє ключову роль у просуванні продуктів, надаючи споживачам розуміння брендів та їх переваг. Платформа безпосередньо впливає на рішення про покупку; наприклад, значна частина споживачів переглядає YouTube перед прийняттям

рішення. Це підкреслює, що розробка ефективної контент-стратегії на YouTube є фундаментальною складовою сучасної бізнес-стратегії.

Ефективна діяльність у цифровому середовищі вимагає чіткої стратегії. Одним зі стандартів є модель RACE (Reach, Act, Convert, Engage), популяризована Дейвом Чаффі (Chaffey & Ellis-Chadwick, 2019). Вона описує повний цикл взаємодії зі споживачем: Reach (Охоплення) – залучення аудиторії на власні платформи; Act (Дія) – заохочення до першої значущої взаємодії з контентом; Convert (Конверсія) – перетворення глядача на ліда або клієнта; та Engage (Залучення) – побудова довгострокових відносин для стимулювання повторних продажів.

Лон Сафко (Safko, 2012) розглядає стратегію не як лінійний процес, а як створення екосистеми, де різні платформи працюють на спільну мету. YouTube у цій екосистемі часто виступає як центральний «хаб» для цінного контенту. Він наголошує на важливості вибору правильних інструментів, що відповідають аудиторії, а не на сліпому слідуванні трендам.

На додаток до загальних фреймворків, вітчизняні дослідники (Капінус та ін., 2025) пропонують структурований підхід до класифікації стратегій. Вони визначають цифрову контент-стратегію як цілеспрямовану, системну діяльність, що поєднує планування, створення, розповсюдження та оцінювання контенту. Дослідники виокремлюють основні типи контент-стратегій, кожна з яких виконує специфічну функцію, включаючи інформаційну (навчання та роз'яснення), емоційну (створення зв'язку через сторітелінг), збутову (стимулювання конверсій), брендингову (формування іміджу), інтерактивну (створення взаємодії), SEO-орієнтовану (залучення органічного трафіку) та UGC-стратегію (мотивація користувачів створювати контент). Ця класифікація є важливою, оскільки запропонована модель для ТОВ «АвтоТехПостачання» (Shorts vs. Long-form) поєднує ці типи: контент Shorts переважно виконує брендингові та емоційні функції, тоді як довгий контент реалізує інформаційну та збутову стратегії.

Крім того, Капінус та ін. (2025) формалізують 7 ключових етапів розроблення цифрової контент-стратегії. Цей процес починається з аналізу бізнес-цілей і цільової аудиторії, переходить до аудиту наявного контенту та визначення форматів і каналів. Наступні етапи включають розроблення контент-плану, створення та адаптацію контенту і його просування. Завершується цикл моніторингом, аналітикою та оптимізацією. Цей 7-ми етапний фреймворк забезпечує теоретичне підґрунтя для 3-етапної моделі, розробленої у Розділах 2 і 3.

Розробка успішної стратегії YouTube-маркетингу вимагає комплексного підходу, що інтегрує три компоненти: створення цільового контенту, його технічну оптимізацію та активне управління спільнотою (Purkar, 2024).

Фундаментом є контент, що резонує з аудиторією, що вимагає глибокого розуміння її потреб. Дослідження виділяють кілька ключових типів: навчальні посібники (Tutorials), що надають практичну цінність; огляди та демонстрації продуктів, актуальні для B2B; розважальний контент (Vlogs), що будує емоційний зв'язок; залаштункові відео (Behind-the-Scenes) для підвищення довіри; та контент, створений користувачами (UGC), що сприяє автентичності. Критично важливими є висока якість та регулярний графік публікацій.

Створення якісного контенту є недостатнім, якщо його неможливо знайти. Оптимізація (SEO) є життєво необхідною для видимості (Purkar, 2024). Ключові тактики включають дослідження ключових слів та їх інтеграцію у метадані; оптимізацію назв, описів та тегів; а також дизайн візуально привабливих мініатюр (Thumbnails), які спонукають до кліку.

Довгостроковий успіх залежить від здатності бренду побудувати лояльну спільноту. Це досягається через побудову ідентичності бренду як авторитетного джерела (Purkar, 2024); заохочення взаємодії (коментарі, запитання) та оперативну відповідь на них, використовуючи опитування та прямі трансляції; а також колаборації з іншими авторами для обміну аудиторіями. Цей трьохелементний підхід (Контент, Оптимізація, Спільнота) формує основу для практичної реалізації стратегій.

1.2. СОЦІОКУЛЬТУРНІ АСПЕКТИ ФУНКЦІОНУВАННЯ ПЛАТФОРМИ YOUTUBE

Платформа YouTube з моменту запуску стала потужним соціокультурним явищем. Як зазначають Burgess і Green (2009), YouTube є не стільки технологічною платформою, скільки культурною екосистемою, що поєднує професійне та аматорське виробництво контенту. Згідно з концепцією «учасницької культури» (Jenkins, 2006), традиційний поділ між «продюсером» і «споживачем» стирається. Користувачі не лише переглядають, а й активно беруть участь у створенні, поширенні та коментуванні, формуючи мережеву спільноту. У цьому сенсі YouTube є соціальним простором для конструювання цифрової ідентичності (Lange, 2007).

Важливим виміром є феномен демократизації медіавиробництва (van Dijck, 2013), хоча ця «демократичність» є відносною, оскільки алгоритми видимості створюють нові форми ієрархії та «капітал видимості» (Fuchs, 2017). YouTube також відіграє ключову роль у формуванні «економіки впливу» (creator economy), ставши «ринком уваги» (Strangelove, 2010), де змагання за перегляди визначає статус автора. Платформа стала простором для формування парасоціальних зв'язків між творцями та аудиторією (Masuda et al., 2021) та мережевих спільнот за інтересами (Burgess, 2012).

Соціокультурний феномен «економіки творців» по-різному реалізується на платформах. Дослідження ринку коротких відео (Short-Form Video Platforms, або SFVPs) демонструє значну диференціацію (Li, 2025). Наприклад, Douyin (TikTok) орієнтований на розважальні тренди, Kuaishou - на «автентичний» контент та комерцію, а Xiaohongshu - на нішеве споживання. Незважаючи на відмінності, всі платформи експлуатують схожі характеристики: фрагментація контенту (15-60 секунд), що знижує когнітивне навантаження, вертикальний формат та висока інтерактивність.

Стрімке зростання цього формату (Statista, 2024) (рис. 1) сформувало окремий тип користувацької поведінки (Research Media Dynamics, 2025). Дослідження (Dang et al., 2025) підтверджують, що ключовим фактором

залучення є використання «трендових елементів контенту» (популярний звук, музика, фільтри). Це пояснюється «ефектом ореолу» (halo effect), де позитивні емоції від тренду переносяться на бренд. Цікаво, що автентичний, «повсякденний» (casual) стиль зйомки може бути таким же ефективним, як і дороге виробництво (Dang et al., 2025), хоча наявність людського обличчя суттєво підвищує залученість.



Рис. 1. Графік зростання кількості користувачів Youtube Shorts по рокам

Джерело: Сформовано автором на основі даних Statista, 2024

Водночас, хоча головним чинником залучення є інформаційна цінність (Muhammed et al., 2025), ці фактори створюють фундаментальні виклики: гомогенізацію контенту, де орієнтація на алгоритми пригнічує інновації; перенасичення контенту (Content Oversupply), де ШІ знизив бар'єр входу, і якісний контент ризикує бути розбавленим; та посилення конкуренції за увагу користувачів (Li, 2025). Таким чином, соціокультурна природа YouTube визначається механізмом соціальної участі, що поєднує індивідуальне самовираження, колективне творення смислів і алгоритмічне посередництво. Виклики гомогенізації та перенасичення вимагають розробки оптимізованої моделі, яка дозволить ефективно розподіляти ресурси для створення відео, що буде виділятися на тлі загального інформаційного шуму.

1.3. ПСИХОЛОГІЧНІ АСПЕКТИ СПРИЙНЯТТЯ КОНТЕНТУ ТА КЛЮЧОВІ МЕТРИКИ YOUTUBE

Для розуміння того, чому певний контент (і певні метрики, як CTR та AVD) є ефективним, необхідно звернутися до поведінкової економіки, яка пояснює, як люди приймають рішення.

Для розуміння ефективності контенту необхідно звернутися до поведінкової економіки. Лауреат Нобелівської премії Даніель Канеман (Kahneman, 2011) описує дві системи прийняття рішень: Система 1 (автоматична, швидка, емоційна) та Система 2 (повільна, аналітична, раціональна).

На YouTube ця подвійна система проявляється постійно. Рішення про клік на мініатюру (thumbnail) та заголовок – це майже чиста Система 1. Глядач приймає його за доли секунди, базуючись на емоційному відгуку, цікавості, впізнаваності обличчя чи візуальному контрасті. Ефективність цього етапу вимірюється метрикою CTR (Click-Through Rate).

Натомість утримання уваги (AVD), особливо на довгому, експертному відео (наприклад, аналіз технічних характеристик обладнання), вимагає залучення Системи 2. Глядач має свідомо обробляти інформацію, аналізувати її та співвідносити зі своїми потребами.

Це створює фундаментальний виклик для контент-стратегії, який є предметом цього дослідження: стратегія має одночасно апелювати до імпульсивної Системи 1 (щоб отримати клік) та раціональної Системи 2 (щоб донести цінність та досягти конверсії).

Передбачувана ірраціональність та соціальний доказ: Ден Аріелі у «Передбачувано ірраціональному» (Predictably Irrational) доводить, що люди часто діють нелогічно, але їхня ірраціональність є послідовною і її можна передбачити (Ariely, 2008). У контексті YouTube-стратегії важливі такі аспекти, як сила «безкоштовного» – контент-маркетинг пропонує цінність, що створює почуття взаємності. Також важливий соціальний доказ (Social Proof): висока кількість переглядів, лайків та підписників слугує потужним сигналом для

Системи 1, що знижує когнітивне навантаження та підвищує довіру. Крім того, ефект приманки (Decoy Effect) може виявлятися, коли наявність різних форматів контенту (Shorts, довгі відео) підштовхує користувача до бажаної «середньої» опції.

Суттєвим внеском у розуміння психологічних мотивів користувачів YouTube є дослідження Buzeta, De Pelsmacker та Dens (2016), виконане у межах теорії «Використання і задоволення» (*Uses and Gratifications*). На основі опитування 1143 користувачів автори виявили, що активна взаємодія (лайки, коментарі, завантаження відео) зумовлена насамперед соціальними та розважальними мотивами, тоді як пасивне споживання (перегляд відео, читання коментарів) переважно пов'язане з пошуком інформації та «розслаблювальною» розвагою.

Цікаво, що з досвідом користування YouTube схильність до лайків зменшується, а чоловіки частіше ставлять дизлайки, ніж жінки. Це підкреслює роль емоційної та соціальної складової у формуванні патернів поведінки аудиторії.

Таким чином, поведінка користувачів на платформі може бути пояснена через поєднання раціональних (інформаційних) і емоційно-релаксаційних стимулів, що напряму впливає на ефективність контент-стратегії (Buzeta, De Pelsmacker & Dens, 2016).

Отже, ефективна контент-стратегія на YouTube – це не просто виробництво відео, а свідоме управління психологічними тригерами аудиторії, балансує між емоційними імпульсами (Система 1) та раціональними потребами (Система 2) для досягнення бізнес-цілей.

Алгоритм рекомендацій YouTube є складною системою, мета якої – максимізувати довгострокове задоволення глядачів та загальний час, проведений на платформі. Для цього він аналізує низку ключових метрик, які кількісно вимірюють психологічні реакції, описані вище (YouTube Help, 2021). Розуміння цих метрик є фундаментом для будь-якої ефективної контент-стратегії.

Ключові метрики YouTube є фундаментальними для формування ефективної контент-стратегії, оскільки алгоритм рекомендацій платформи прагне максимізувати довгострокове задоволення глядачів та загальний час, проведений ними на YouTube. Першим етапом у воронці ефективності є Покази (Impressions) та Показник клікабельності (CTR):

$$CTR = \left(\frac{\text{Перегляди}}{\text{Покази}} \right) \times 100\%$$

Показ реєструється, коли мініатюра відео відображається глядачеві принаймні на 50% протягом однієї секунди, слугуючи першою точкою контакту (YouTube Creator Academy, 2021). CTR є відсотком показів, які призвели до перегляду, і він прямо вимірює ефективність «обгортки» відео (мініатюри та заголовка). Високий CTR сигналізує алгоритму, що тема цікава аудиторії та приваблива для Системи 1 (швидке, інтуїтивне мислення за Канеманом). Низький CTR, навпаки, вказує на те, що навіть найкращий контент не буде переглянутий, оскільки не пройшов початковий емоційний фільтр.

Наступний критично важливий блок метрик – це Час перегляду (Watch Time) та Середня тривалість перегляду (AVD):

$$AVD = \frac{\text{Загальний час перегляду}}{\text{Загальна кількість переглядів}}$$

Час перегляду – це загальна сукупна кількість часу, проведена глядачами за переглядом, і це одна з найважливіших метрик, оскільки вона напряду корелює з бізнес-метою платформи - утриманням користувачів (YouTube Help, 2021). AVD вимірює здатність контенту утримати увагу та залучити Систему 2 (повільне, аналітичне мислення). Він показує, чи виправдало відео очікування, створені мініатюрою та заголовком. Відео з високим CTR, але низьким AVD,

класифікуються алгоритмом як «клікбейт» і швидко перестають рекомендуватися. Натомість, високий AVD є потужним сигналом цінності контенту для його подальшого просування.

Додаткове емпіричне підтвердження важливості кількісних та поведінкових метрик YouTube надає дослідження Hussain, Nusair, Junaid і Aman (2024), в якому проаналізовано понад 360 туристичних відео на платформі. Автори виявили, що кількість підписників, тривалість відео та його «вік» (час з моменту публікації) позитивно впливають на всі три рівні залучення аудиторії - перегляди, лайки та коментарі. Натомість надмірна кількість завантажених відео на каналі знижує середній рівень взаємодії, вказуючи на ефект «інформаційного перенасичення» (Hussain et al., 2024). Також було підтверджено послідовність рівнів залучення: перегляди стимулюють лайки, а лайки - коментарі, що відображає природну «воронку емоційного залучення» користувачів. Ці висновки мають практичне значення для побудови стратегії контенту: замість механічного збільшення кількості роликів варто фокусуватися на якості та стабільності контенту, що формує довгострокову лояльність аудиторії. Крім того, автори виконали аналіз 23 993 коментарів за допомогою Python-інструменту VADER, показавши, що понад 59% коментарів мають позитивну тональність, що свідчить про переважно доброзичливу реакцію користувачів на туристичний контент. Це підтверджує, що емоційна складова відео є важливою не лише для переглядів, а й для формування спільноти навколо бренду.

Для діагностики цих показників використовується Утримання аудиторії, деталізований графік, що показує відсоток глядачів, які залишаються дивитися відео на кожній конкретній секунді. Це ключовий діагностичний інструмент для розуміння того, чому AVD є високим чи низьким. Аналіз графіку дозволяє виявити слабкі місця: невдалий вступ (різке падіння на початку), затягнуті або нецікаві сегменти (поступове зниження), або моменти, які глядачі переглядають повторно (піки)(SteelCroissant, 2025) (рис. 2).

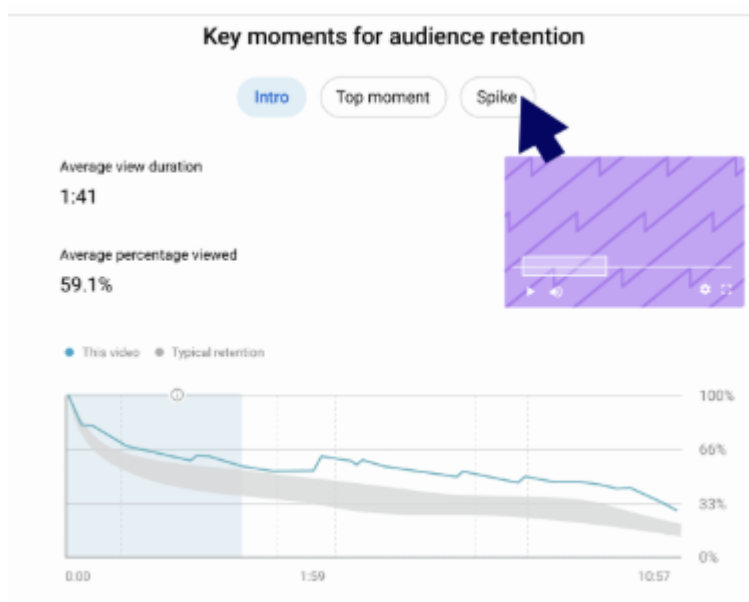


Рис. 2. Графік утримання Ютуб відео

Джерело: *YouTube Analytics*

Крім того, Сигнали залучення (Engagement Signals), до яких відносяться лайки, дизлайки, коментарі, репости та підписки, слугують для алгоритму підтвердженням задоволеності глядача на додаток до AVD. Ці явні дії користувачів також відіграють психологічну роль «соціального доказу» (за Аріелі), спонукаючи нових глядачів довіряти контенту та взаємодіяти з ним.

Таким чином, ці метрики формують «воронку ефективності» (рис. 3):

Покази (можливість) → *CTR* (залучення Системи 1)
 → *AVD* (утримання Системи 2)
 → Залучення (підтвердження цінності)

Рис.3. Воронка залучення

Джерело: авторська розробка

Ключові метрики у воронці (див. рис. 3) застосовуються з різною пріоритетністю залежно від формату. Технічний аналіз (Dagtas et al., 2025) підтверджує, що YouTube Shorts та довгі відео функціонують у різних екосистемах, що обґрунтовує поділ стратегії.

Алгоритм Довгих (Long-Form) Відео (Пріоритет — Утримання) оптимізований для пошуку контенту, що забезпечує «глибоке дослідження».

Пріоритетом є метрики стійкого залучення (sustained engagement metrics). Просування відбувається поступово. Це ідеально відповідає контенту для Системи 2, де глядач свідомо шукає експертну інформацію.

Алгоритм Коротких (Shorts) Відео (Пріоритет - Миттєва Реакція) оптимізований під «миттєве задоволення» (instant gratification) та пріоритезує CTR. Дослідження (Dagtas et al., 2025) виявило, що алгоритм Shorts демонструє «більш негайний зсув» до контенту з високим залученням і значно сильніше надає перевагу таким відео. Це створює ідеальне середовище для контенту Системи 1 - швидкого, емоційного та вірального.

Це технічне розділення підтверджує неможливість застосування єдиної стратегії. Алгоритм змушує бізнес створювати два різні типи контенту: Shorts (для швидкого охоплення) та Long-Form (для глибокого прогріву та конверсії). Саме тому оптимізаційна задача, що розглядається у Розділі 3, є прямою вимогою, яку диктує диференційована поведінка алгоритмів.

Ці висновки знаходять практичне підтвердження в дослідженні Vafna (2023), в якому аналізується запуск YouTube-каналу «The Media Scoop». Канал досяг швидкого зростання (понад 7600 підписників за 3 місяці), використовуючи стратегію, орієнтовану переважно на YouTube Shorts. Аналіз показав абсолютне домінування коротких відео: 99.8% усіх переглядів, 99.9% усього часу перегляду та 106% (!) нових підписників прийшло з Shorts (Vafna, 2023). Цей кейс демонструє, що в певних нішах (як-от новини) стратегія, заснована на Shorts, може бути надзвичайно ефективною не лише для «охоплення» (Система 1), але й виступати основним драйвером зростання.

У цифровому середовищі ключовим питанням стає, що саме спонукає користувача до дії. Важливий внесок зробили Masuda, Han і Lee (2021), які дослідили вплив характеристик інфлюенсерів на намір до покупки. На основі теорії переконання вони встановили, що особистісні атрибути інфлюенсера (соціальна привабливість, схожість у поглядах) формують у підписників парасоціальні відносини (PSR) - відчуття довіри та емоційної близькості. PSR виявилися найсильнішим предиктором наміру до покупки, а найвагомішим

чинником у формуванні цього ефекту є соціальна привабливість інфлюенсера. Іншими словами, користувачі активніше реагують, коли відчують неформальний зв'язок із творцем відео (Masuda, Han & Lee, 2021).

Одним із чинників довготривалого залучення є механізм підписки. Згідно з дослідженням Wu, Guo і Luo (2024), участь у програмах підписки істотно підвищує активність користувачів (як у споживанні, так і у створенні контенту). Автори пояснюють це через ефект занурення (lock-in effect), коли користувач, уже “інвестувавши” у платформу, прагне активніше взаємодіяти з нею (ефект занурених витрат). Підписка збільшує ймовірність повторної активності щонайменше протягом місяця.

Побудова парасоціальних відносин (Masuda et al., 2021) є фундаментом для монетизації. Дослідження Kumbo et al. (2024) аналізує успішні спонсорські інтеграції та виявляє два ключові шляхи. Перший – домінування Охоплення (Стратегія «MrBeast»): провідні творці, як-от MrBeast, використовують свій надзвичайний охоплення для партнерства з масовими брендами. Ця стратегія відповідає Системі 1, покладаючись на максимальну видимість (Reach). Другий – автентичність та Нішевість (Стратегія «Veritasium»): на противагу цьому, нішеві інфлюенсери (наприклад, Veritasium) мають менші перегляди, але їхня цінність полягає у «встановленні автентичних зв'язків» та «залученні цільової аудиторії». Ця стратегія відповідає Системі 2, фокусуючись на довірі та експертності, що є критичним для B2B-воронки.

Kumbo et al. (2024) також досліджує ключові виклики монетизації. Опитування експертів показало, що конфіденційність (Privacy concerns) є головною проблемою (62.5% експертів). Щодо змін алгоритмів (Algorithmic changes) та залежності від платформи (Platform dependence) думки експертів розділилися, що підкреслює необхідність адаптивності. Інтерв'ю з авторами підтверджують, що успішна монетизація вимагає «стратегічного сторітелінгу» та диверсифікації доходів (Kumbo et al., 2024). Це доводить, що для стабільного бізнес-результату (лідогенерації для ТОВ «АвтоТехПостачання») стратегія, орієнтована на довіру (Система 2), є більш стійкою.

Таким чином, модель підписки виступає психологічним механізмом формування довготривалої лояльності (Wu, Guo & Luo, 2024).

1.4. ТЕНДЕНЦІЇ СПОЖИВАННЯ КОРОТКОФОРМАТНОГО КОНТЕНТУ ТА ПОВЕДІНКОВІ ФАКТОРИ ЗАЛУЧЕНОСТІ КОРИСТУВАЧІВ

Останні роки характеризуються стрімким зростанням популярності короткоформатного відеоконтенту (short-form content), який став домінуючою формою споживання інформації у соціальних медіа. За даними Statista (2024), понад 40% загального часу користувачів на платформах YouTube, Instagram і TikTok припадає саме на короткі відео тривалістю до 60 секунд. Така зміна у структурі споживання є не лише технологічним, а й соціокультурним явищем, що відображає еволюцію моделей уваги та зростання попиту на швидке, інформативне й емоційно насичене спілкування.

Відповідно до аналітичного звіту Research Media Dynamics (RMD, 2025), короткі відео стали ключовим інструментом не лише розваги, а й навчання, самовираження та соціальної взаємодії. Формати YouTube Shorts, TikTok та Instagram Reels сформували окремий тип користувацької поведінки, для якого характерна висока інтенсивність взаємодії при короткому часовому контакті з контентом. Це вимагає від авторів контенту нових стратегій, орієнтованих на миттєве захоплення уваги, емоційну стимуляцію та побудову репутаційної довіри через частоту публікацій.

У дослідженні Muhammed, E., Kumar, S., & Hanif, R. (2025) емпірично підтверджено, що головним чинником залучення користувачів до короткоформатного контенту є інформаційна цінність відео, тобто ступінь, у якому контент задовольняє пізнавальні потреби глядачів. Натомість фактори залежності від соціальних мереж або алгоритмічного впливу не продемонстрували статистично значущого впливу на мотивацію користувачів. Це свідчить про трансформацію парадигми споживання контенту: користувачі

все частіше орієнтуються не на емоційне “залипання”, а на корисність та релевантність відео (Muhammed et al., 2025).

Крім того, автори виявили, що користувачі з вищим рівнем медіаграмотності більш схильні взаємодіяти з короткими відео через пошук нових знань або навичок, тоді як менш досвідчені аудиторії більше реагують на розважальні елементи. Це підтверджує ефективність поєднання емоційного та інформаційного підходів у стратегії контенту, особливо на початкових етапах формування лояльності аудиторії.

У контексті побудови імітаційної моделі розвитку YouTube-каналу, короткоформатний контент можна розглядати як механізм первинної активації користувачів у «петлі репутації». Саме короткі відео створюють умови для швидкого контакту з аудиторією, формують початковий рівень довіри та стимулюють вторинну взаємодію - підписку, коментар або повторний перегляд. У моделі це відповідає фазі зростання коефіцієнта залучення, що у подальшому впливає на стабілізацію системи через позитивний зворотний зв'язок «активність - репутація - охоплення».

Подальше поглиблення цієї теми надає емпіричне дослідження Dang, Saravade, та ін. (2025), в якому проаналізовано 750 коротких рекламних відео для виявлення факторів, що впливають на залученість споживачів.

Ключовою відмінністю короткоформатних платформ є феномен «трендових елементів контенту» - це може бути популярний звук, музика, специфічний фільтр (ефект) або стиль запису. Дослідження статистично підтвердило, що використання таких трендових елементів має сильний позитивний вплив на залучення споживачів (виміряне за сумою лайків, коментарів та поширень).

Автори пояснюють цей механізм через «ефект ореолу» (halo effect). Позитивні емоції та ставлення, які глядач вже має до популярного тренду, переносяться на бренд та його рекламне повідомлення, що використовує цей тренд.

Аналіз показав, що немає суттєвої різниці у залученні між професійно, «комерційно знятими» відео та тими, що були записані у повсякденному (casual) стилі. Це підтверджує гіпотезу, що для короткого контенту автентичність та швидка реакція на тренди можуть бути важливішими за високу вартість виробництва. Наявність людського обличчя у відео була виявлена як значущий позитивний фактор, що суттєво підвищує залученість. У межах короткого формату (до 61 секунди) точна тривалість відео не мала значущого впливу на залученість. Це підсилює висновок, що релевантність контенту та його відповідність очікуванням аудиторії є важливішими за секундомір. Було виявлено, що ефект від використання трендів є сильнішим для фізичних товарів, ніж для послуг.

Таким чином, при розробці стратегії для YouTube Shorts, фокус має бути не лише на інформаційній цінності, але й на інтеграції культурно релевантних трендових елементів, що діють як каталізатор залучення через «ефект ореолу».

1.5. АНАЛІЗ МАРКЕТИНГОВОЇ ДІЯЛЬНОСТІ ТОВ «АВТОТЕХПОСТАЧАННЯ»

Теоретичні засади знаходять пряме застосування при аналізі маркетингової ситуації ТОВ «АвтоТехПостачання» – металургійної компанії, що спеціалізується на виготовленні металевих деталей під замовлення.

Поточна маркетингова ситуація: на сьогодні компанія не має жодної присутності в цифровому просторі (відсутні сайт та соцмережі). Уся клієнтська база сформована за допомогою «сарафанного радіо». Це свідчить про високу якість, але є стратегічним ризиком, оскільки обмежує зростання. Відсутність онлайн-присутності робить компанію «невидимою» для потенційних клієнтів.

Цільова аудиторія компанії – це B2B-сегмент, де рішення приймаються виважено (Система 2). Вона включає промислові та виробничі підприємства, які потребують кастомних деталей; інженерні та конструкторські бюро, що шукають підрядників; будівельні компанії; аграрний сектор для ремонту техніки; ремонтні та сервісні підприємства. Ключовими характеристиками цієї аудиторії є

раціональність, високі вимоги до якості, точності та дотримання термінів. Вони цінують експертизу та прямі докази (приклади робіт).

У цифровому просторі ТОВ «АвтоТехПостачання» конкурує з компаніями, які вже інвестували у свій онлайн-слід (наприклад, "IDmetal", "Lona Lazer", "Vesuvi Pechi", "Avalon Invest").

Проведений аналіз дозволяє зробити такі висновки:

більшість конкурентів мають цифрові активи (сайти, SEO, Google Ads);

вони демонструють експертизу через фотогалереї робіт та верстатів, що слугує "соціальним доказом". Однак відеоконтент практично відсутній (зрідка зустрічаються короткі, несистемні ролики), що є ключовою стратегічною можливістю для «АвтоТехПостачання» – зайняти цю нішу;

щодо технологічного аспекту, багато конкурентів наголошують на сучасному обладнанні. Це виклик, але завдяки якісній операторській роботі та фокусу на макро-кадрах, можна створити візуально привабливий контент, що демонструє точність.

Найважливішим аспектом є фактор безпеки. Контент-стратегія повинна дотримуватись балансу: бути достатньо відкритою для залучення клієнтів, але абсолютно герметичною щодо місцезнаходження.

Ключові правила безпеки контенту включають заборону на геолокацію (геотеги, назви файлів); контроль оточення (у кадрі не повинно бути впізнаваних орієнтирів, як-от вид з вікна); фокус на деталях (макро-кадри процесу, а не загальні плани цеху); та конфіденційність клієнтів. Цифровий слід має будувати довіру через демонстрацію процесу та результату, а не місця та масштабу.

Мета створення контент-стратегії на YouTube: мета полягає у формуванні цифрового сліду та підвищенні впізнаваності; залученні нових клієнтів (лідогенерації); та демонстрації експертизи (соціальний доказ) для побудови довіри.

Пропозиції щодо початкової контент-стратегії: з огляду на обмежений бюджет, пропонується змішана стратегія, що відповідає моделі Канемана. По-перше, це короткі вертикальні відео (до 1 хв), мета яких – максимальне

охоплення (апеляція до Системи 1). Контент, як-от макрозйомка роботи верстатів або «Як це зроблено», має високий віральний потенціал і працює як верхній рівень воронки (Reach), залучаючи широку аудиторію. По-друге, це горизонтальні відео (до 5 хв), мета яких – високий AVD та конверсія (апеляція до Системи 2). Це може бути презентація компанії, демонстрація кейсів або інтерв'ю з інженером. Ці відео слугують «посадковою сторінкою» для «теплої» аудиторії (етапи Act та Convert), формуючи довіру та надаючи раціональні докази для B2B-рішення.

Ключовим викликом є необхідність знайти баланс між створенням вірального контенту (Система 1) та експертного контенту (Система 2), суворо дотримуючись протоколів безпеки. Стратегія повинна фокусуватися не на великих цифрах переглядів, а на кінцевій меті – збільшенні прибутку. Запропонована модель розподілу ресурсів у наступних розділах має на меті знайти цей оптимальний баланс.

Запропонована стратегія, що розділяє контент на два типи, знаходить пряме підтвердження в аналізі Hossain (2025). Дослідження підкреслює фундаментальну проблему: в умовах, коли середня увага користувача складає менше 8 секунд, виникає хибна орієнтація виключно на показники залучення. Для бізнес-цілей (лідогенерації B2B) формат, що будує довіру (демонстрація експертизи), є значно ефективнішим (Hossain, 2025). Це підтверджує підхід: ТОВ «АвтоТехПостачання» має використовувати Shorts для привернення уваги (Reach), але обов'язково конвертувати її через довший, експертний контент (Система 2), оскільки саме він генерує реальні бізнес-результати (лідери).

РОЗДІЛ 2. МЕТОДИ МОДЕЛЮВАННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ТА ОПТИМІЗАЦІЇ КОНТЕНТ-СТРАТЕГІЇ YOUTUBE-КАНАЛУ

2.1. КОНЦЕПТУАЛЬНА СХЕМА ДОСЛІДЖЕННЯ

Враховуючи специфіку об'єкта дослідження - розробку контент-стратегії для компанії ТОВ «АвтоТехПостачання», що не має початкових даних на платформі YouTube, - дослідження буде побудовано на комбінації емпіричного аналізу аналогічних систем та імітаційного моделювання. Така структура дозволить обґрунтувати параметри моделі та отримати реалістичну оцінку потенційної ефективності інвестицій.

Дослідження складається з трьох послідовних етапів (рис. 4).

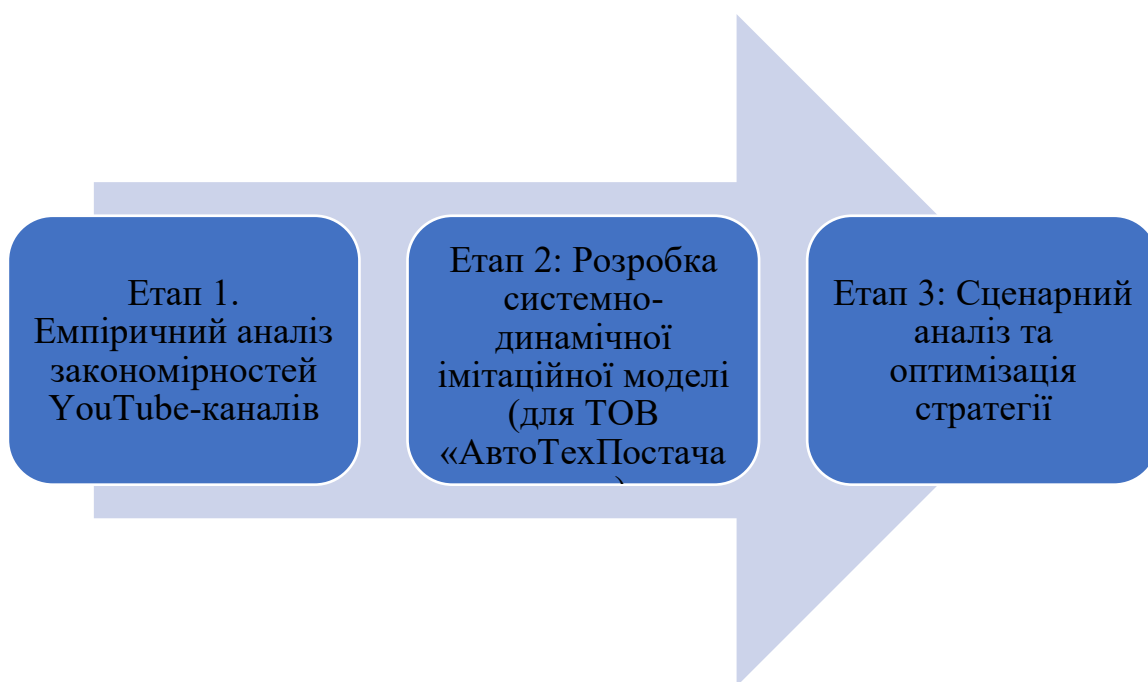


Рис. 4. Концептуальна схема формування контент-стратегії YouTube-каналу

Джерело: авторська розробка

Нижче розглядається зміст кожного етапу.

Етап 1: Емпіричний аналіз закономірностей YouTube-каналів (на основі В2С-даних). Мета цього етапу - виявити ключові кількісні зв'язки між контентом, метриками та результатами на основі наявних даних з успішних YouTube-каналів.

Важливою складовою побудови моделі є збір та аналітична обробка даних, що здійснюється на основі методів економетрики (Gujarati, 2011) та інтелектуального аналізу даних (Data Mining). Зокрема, Han, Kamber та Pei (2012) підкреслюють, що сучасне моделювання має ґрунтуватися на використанні великих масивів даних, що відображають поведінку системи у реальному середовищі. Це дозволяє забезпечити валідацію та калібрування моделі, підвищуючи її достовірність.

Ці дані є підставою для калібрування імітаційної моделі. Замість того, щоб брати «умовні» коефіцієнти, ми обґрунтуємо їх за аналоговою моделлю. Регресійний та кластерний аналіз використовуються для такого обґрунтування.

Етап 2: Розробка системно-динамічної імітаційної моделі (для ТОВ «АвтоТехПостачання»). Мета цього етапу дослідження полягає в створенні моделі, що імітує довгостроковий розвиток YouTube-каналу в B2B-сегменті. Особлива увага приділяється формалізації нелінійних ефектів та циклів зворотного зв'язку, зокрема моделюванню механізмів самопідсилення росту аудиторії та впливу накопиченого репутаційного капіталу на показники конверсії глядачів у ліди.

Прогнозування ключового бізнес-показника (кількість лідів) та активів (кількість підписників, репутація) у часі (горизонт 24 місяці) є ключовим завданням цього етапу. Системно-динамічне моделювання в середовищі Vensim PLE буде використане як інструмент аналізу.

Етап 3: Сценарний аналіз та оптимізація стратегії. Змістом цього етапу дослідження є використання розробленої імітаційної моделі для тестування різних контент-стратегій та знаходження оптимального розподілу ресурсів. Завданням цього етапу є пошук відповіді на ключове питання: "Яке співвідношення коротких (s) та довгих (l) відео дасть максимальну кількість лідів при обмеженому бюджеті?". Сценарний аналіз (порівняння стратегій в Vensim) та лінійне програмування (пошук оптимуму) є інструментальними методами аналізу на цьому етапі.

Таким чином, запропонований комплексний підхід, який передбачає послідовне виконання емпіричного аналізу, побудови імітаційної моделі та проведення процедури оптимізації, забезпечує формування цілісної та науково обґрунтованої контент-стратегії.

2.2. РЕГРЕСІЙНИЙ ТА КЛАСТЕРНИЙ АНАЛІЗ ЕФЕКТИВНОСТІ КОНТЕНТ-СТРАТЕГІЙ

На першому етапі (рис. 2.1) ми використовуємо наявні дані з B2C-каналів для виявлення фундаментальних закономірностей платформи YouTube.

Для кількісної оцінки впливу різних факторів на ключові показники (дохід, приріст підписників) буде використано модель множинної лінійної регресії. Це дозволить визначити, наприклад, наскільки сильно *AVD* (середня тривалість перегляду) або кількість коментарів впливає на результат. Загальний вигляд моделей для прогнозування:

$$\text{Підписники}_{\text{приріст}_t} = \beta_0 + \beta_1 \cdot \text{Перегляди}_t + \beta_2 \cdot \text{Частота публікацій}_t + \varepsilon_t$$

де:

- $\text{Підписники}_{\text{приріст}_t}$ — приріст підписників у період t ;
- Перегляди_t — кількість переглядів;
- $\text{Частота публікацій}_t$ — частота публікацій (кількість відео за період);
- β_i — коефіцієнти регресії, що відображають еластичність зміни залежної змінної;
- ε_t — випадкова похибка моделі.

Однак, регресійний аналіз оперує усередненими показниками і не дозволяє виявити гетерогенність контенту. У контексті YouTube відеоролики не є однорідними: одні виконують функцію залучення (віральні), інші — утримання (експертні). Використання "середнього" відео для моделювання може призвести до значних похибок прогнозів. Для вирішення цієї проблеми та сегментації контенту необхідне застосування методів кластерного аналізу.

Кластерний аналіз (Cluster Analysis) — це метод інтелектуального аналізу даних (Data Mining), спрямований на розбиття множини об'єктів на групи (кластери) таким чином, щоб об'єкти всередині однієї групи були максимально схожими між собою, а об'єкти з різних груп — максимально відмінними.

Для задач сегментації контенту YouTube найбільш доцільним є використання методу k-середніх (k-means clustering). Це ітеративний алгоритм, який мінімізує сумарне квадратичне відхилення точок кластерів від центрів цих кластерів (центроїдів). Цільова функція алгоритму має вигляд:

$$J = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n \|x_i^{(j)} - c_j\|^2$$

де:

- $\|x_i^{(j)} - c_j\|^2$ — евклідова відстань між точкою даних $x_i^{(j)}$ та центроїдом кластера c_j ;
- k — кількість кластерів;
- n — кількість об'єктів даних.

Вибір саме цього методу обґрунтований його обчислювальною ефективністю при роботі з великими масивами числових даних, якими є статистика YouTube, а також простотою інтерпретації результатів, що є критичним для формування бізнес-стратегії.

Процедура кластеризації ефективності контент-стратегії передбачає наступні етапи:

1. Відбір та попередня обробка даних. Вхідними даними для кластеризації виступає вектор метрик для кожного окремого відео: $X = \{\text{Views}, \text{CTR}, \text{AVD}, \text{SubsConversion}, \text{Revenue}\}$. Критично важливим етапом є стандартизація даних. Оскільки метрики YouTube мають різні одиниці виміру та масштаби (наприклад, перегляди вимірюються в тисячах і мільйонах, а CTR — у відсотках від 0 до 100), пряме застосування алгоритму k-means призведе до того, що метрики з великими абсолютними значеннями (перегляди) будуть

Результати візуалізовано за допомогою деревоподібної діаграми (див. рис.5). Аналіз рівнів злиття на дендрограмі дозволив виявити природну структуру даних та зафіксувати оптимальну кількість кластерів k .

3. Інтерпретація отриманих центроїдів (профілювання): Після завершення роботи алгоритму отримані центри кластерів аналізуються для присвоєння їм змістовних бізнес-міток. У рамках даного дослідження ми висуваємо гіпотезу про існування трьох стійких профілів відео, які мають бути підтверджені емпірично:

- Кластер "Віральні відео" (Reach): Характеризується екстремально високими показниками переглядів та CTR, але, ймовірно, меншою глибиною перегляду (AVD) або специфічною конверсією. Ці відео відповідають за "Верх воронки" (Top of the Funnel) у маркетинговій моделі.
- Кластер "Експертні/Цільові відео" (Engagement/Conversion): Характеризується помірними або низькими переглядами, але високим показником утримання (AVD) та високою конверсією у підписники/лідери. Це контент, що працює на "Середину та Низ воронки" (Middle/Bottom of the Funnel), формуючи довіру (System 2 за Канеманом).
- Кластер "Неефективний контент" (Churn): Відео з низькими показниками по всіх метриках, що свідчить про помилки у контент-стратегії (нецікава тема, погана якість, клікбейт).

4. Використання результатів у імітаційному моделюванні: Отримані середні значення метрик для кожного кластера (а не середні по всьому каналу) стануть вхідними параметрами для системно-динамічної моделі. Це дозволить перейти від абстрактного моделювання до сценарного аналізу, де ми зможемо змінювати структуру контент-плану, варіюючи частку "Віральних" (коротких) та "Експертних" (довгих) відео, спираючись на реальні статистичні профілі ефективності.

Такий підхід дозволяє формалізувати задачу пошуку балансу між охопленням та конверсією, перетворивши інтуїтивні уявлення про "якісний контент" у чіткі кількісні вектори, придатні для математичної оптимізації.

2.3. МЕТОДОЛОГІЯ СИСТЕМНО-ДИНАМІЧНОГО МОДЕЛЮВАННЯ

Побудова моделі розвитку YouTube-каналу як складної соціально-економічної системи потребує використання методів, здатних описати нелінійні, взаємозалежні та зворотні зв'язки між основними параметрами системи. Для цього у дослідженні застосовано методологію системної динаміки (System Dynamics), засновником якої є Джей Форрестер (Forrester, 1961). Цей підхід розглядає будь-яку соціально-економічну систему як мережу взаємопов'язаних потоків і запасів, що змінюються під впливом внутрішніх та зовнішніх зворотних зв'язків (feedback loops).

У класичній праці «Industrial Dynamics» (Forrester, 1961) та її подальшому розвитку Sterman (2000) у книзі «Business Dynamics: Systems Thinking and Modeling for a Complex World» наголошується, що поведінка системи визначається її структурою, а саме конфігурацією зворотних зв'язків, часових затримок і нелінійностей. Такий підхід дозволяє не лише спостерігати емпіричні явища, а й відтворювати їх динаміку у вигляді імітаційної моделі.

Як підкреслює Таха (Taha, 2017), імітаційне моделювання належить до класу операційних досліджень (Operations Research), які поєднують математичні, аналітичні та обчислювальні методи для прийняття оптимальних рішень у складних системах. У межах цього підходу системна динаміка виступає інструментом кількісного аналізу поведінки систем у часі, що дозволяє оцінювати наслідки управлінських рішень у динаміці.

Вітчизняні дослідники, зокрема Біткова Т. В. (2017; 2021), наголошують на значенні системно-динамічного підходу для економічної кібернетики та моделювання соціально-економічних процесів. У її роботах детально описано методи побудови імітаційних моделей у середовищі Vensim PLE, що дозволяють візуалізувати структуру системи, визначати причинно-наслідкові зв'язки та аналізувати поведінку моделі при зміні параметрів.

Модель буде реалізовано в середовищі Vensim PLE і охоплює часовий горизонт 24 місяці, що дає змогу простежити як короткострокові, так і середньострокові тенденції.

Метою моделювання є відтворення взаємозв'язків між основними показниками діяльності YouTube-каналу - кількістю контенту, переглядами, підписниками, репутацією бренду та кількістю отриманих лідів. Це дозволяє оцінити, як контентна активність і поведінка користувачів впливають на кінцеву ефективність маркетингової стратегії.

Модель побудовано за принципом «рівень–потік» (*stock-flow*). Основні рівні (накопичення) включають:

- Підписники (Subscribers) - база аудиторії каналу;
- Репутація бренду (Brand reputation) - нематеріальний актив, що формує довіру;
- Кількість коротких і довгих відео (Shorts, Longs) - контентні ресурси;
- Ліди (Leads) - кінцева бізнес-мета, тобто кількість потенційних клієнтів.

Потоки (*flows*) у моделі відображають процеси:

- Підписки та відписки (зміна бази аудиторії);
- Публікація контенту (збільшення відео);
- Зміни репутації (позитивні та негативні впливи);
- Генерація лідів (конверсійні процеси).

Модель буде містити кілька позитивних і негативних петель зворотного зв'язку:

1. Контур позитивного зворотного зв'язку (Growth Loop). Цей цикл описує механізм самопідсилення росту каналу: збільшення обсягів публікації контенту призводить до зростання сукупної кількості переглядів. Високі показники переглядів, у свою чергу, стимулюють приріст нових підписників, що розширює базу аудиторії та забезпечує збільшення переглядів у майбутніх періодах.
2. Контур насичення або балансуєчий цикл (Saturation Loop). Цей механізм відображає ефект спадної граничної віддачі: із зростанням

загальної кількості підписників коефіцієнт конверсії нових глядачів у підписників експоненційно знижується. Це моделює процес вичерпання доступної цільової аудиторії та природні обмеження росту.

3. Репутаційний контур (Reputation Loop). Цей цикл описує взаємозалежність між нематеріальним активом бренду та поведінкою аудиторії. Накопичення високої репутації бренду виступає стабілізуючим фактором, який знижує коефіцієнт відтоку аудиторії (відписок) та одночасно підвищує ефективність конвертації глядачів у бізнес-ліди, формуючи стійкий позитивний імідж каналу.
4. Стохастичний вплив (Random noise): До рівнянь введено випадкові коливання, що імітують реальні зміни в алгоритмах YouTube, сезонність та ін.

В основі петлі репутації, реалізованої в імітаційній моделі, лежить принцип формування емоційного зв'язку між творцем контенту та аудиторією, який у науковій літературі описується через феномен парасоціальних відносин (PSR).

Згідно з дослідженням Masuda, Han і Lee (2021), саме цей фактор визначає готовність аудиторії до повторної взаємодії, довіри рекомендаціям та підтримки контенту. У розробленій моделі цей механізм реалізовано через контур позитивного зворотного зв'язку: зростання рівня довіри стимулює підвищення активності користувачів (лайки, коментарі), що сприяє зміцненню репутації бренду. Це, у свою чергу, призводить до збільшення охоплення та залучення нових підписників, що замикає цикл, додатково посилюючи довіру до автора.

Таким чином, “петля репутації” описує не лише кількісний ефект залучення, а й психологічний процес довготривалої ідентифікації аудиторії з автором, що має ключове значення для формування сталого зростання каналу.

Для імітаційної моделі це означає, що зростання кількості підписників не лише збільшує охоплення, а й підсилює частоту повторної взаємодії, створюючи довготривалу петлю активності. Таким чином, підписка стає не лише механізмом

монетизації, а й рушійною силою самопідтримуваного залучення, що забезпечує стабільність зростання каналу (Wu, Guo & Luo, 2024).

2.4. МЕТОДИ ОПТИМІЗАЦІЇ КОНТЕНТ-СТРАТЕГІЇ

Після того, як імітаційна модель буде побудована та відкалібрована (Етап 2, рис. 2.1), ми зможемо використовувати її для отримання ключових коефіцієнтів ефективності.

Сценарний аналіз покаже, скільки лідів в середньому генерує одне довге та одне коротке відео в довгостроковій перспективі. Ці значення стануть вхідними параметрами для задачі лінійного програмування.

Загальна постановка задачі (для B2B):

Змінні:

s – кількість коротких відео (до 1 хв), вироблених за період;

l – кількість довгих відео (5+ хв), вироблених за період.

Параметри:

C_s – вартість виробництва одного короткого відео (у грошових одиницях);

C_l – вартість виробництва одного довгого відео (у грошових одиницях);

R – загальний обсяг доступних ресурсів (бюджет) на період;

L_s – середня очікувана кількість лідів від одного короткого відео (коефіцієнт, отриманий з імітаційної моделі);

L_l – середня очікувана кількість лідів від одного довгого відео (коефіцієнт, отриманий з імітаційної моделі).

Цільова функція: Максимізувати загальну кількість лідів (L):

$$L = L_s \cdot s + L_l \cdot l \rightarrow \max$$

Система обмежень:

Обмеження за ресурсами: $C_s \cdot s + C_l \cdot l \leq R$

(Опційно) Обмеження за частотою: $s + l \geq N_{min}$ N_{min} - мінімальна кількість публікацій на місяць).

Обмеження невід'ємності: $s \geq 0, l \geq 0$

Розв'язання цієї задачі дасть чіткі, обґрунтовані рекомендації щодо оптимального розподілу ресурсів.

РОЗДІЛ 3. РЕАЛІЗАЦІЯ МОДЕЛЕЙ АНАЛІЗУ ЕФЕКТИВНОСТІ ТА ОПТИМІЗАЦІЇ КОНТЕНТ-СТРАТЕГІЇ

3.1. ЕМПІРИЧНИЙ АНАЛІЗ ЕФЕКТИВНОСТІ КОНТЕНТ-СТРАТЕГІЇ YOUTUBE-КАНАЛІВ

3.1.1. Опис вибірки та методологія збору даних

Як було зазначено в розділі 2, для калібрування імітаційної B2B-моделі необхідний емпіричний аналіз реальних даних. Для цього були використані дані B2C-каналу "Brixper". Це розважальний проєкт, що на момент аналізу (Жовтень 2024) налічує 167 тис. підписників та має близько 100 млн. загальних переглядів. Основна аудиторія каналу – підлітки віком 13-17 років.

Незважаючи на очевидні відмінності у цільовій аудиторії та бізнес-моделі (B2C-монетизація проти B2B-лідогенерації), великий обсяг накопичених даних (понад 100 млн. переглядів) дозволяє виявити фундаментальні закономірності функціонування алгоритмів YouTube, співвідношення між різними метриками (CTR, AVD, конверсія в підписники) та життєві цикли різних форматів контенту (довгі та короткі відео).

Дані для аналізу були зібрані за допомогою стандартного інструменту "YouTube Analytics". Було сформовано дві основні вибірки (таблиці) для подальшої обробки в MS Excel та STATISTICA:

1. Вибірка довгих відео: містить ключові показники для всіх довгих (long-form) відео каналу.
2. Вибірка коротких відео (Shorts): містить аналогічні показники для коротких відео.
3. Вибірка часових рядів (помісячна): містить агреговані дані про публікації, перегляди, доходи та підписників помісячно (N=22)

3.1.2. Динамічний аналіз ефективності контент-стратегії

Для аналізу стратегії каналу в часі та оцінки публікаційної активності були використані зведені таблиці (Pivot Tables) в MS Excel. Дані з YouTube Analytics були агреговані помісячно.

Аналіз помісячної динаміки дозволив відстежити зв'язок між кількістю опублікованих відео (окремо довгих та коротких) та фінансовими результатами (дохід, RPM), а також показниками залучення (приріст підписників).

Це підтвердило фундаментальні відмінності у життєвому циклі форматів:

- Короткі відео (Shorts) мають короткий "спалах" активності, генеруючи основну масу переглядів та підписників у перші тижні, після чого їх ефективність різко "затухає".
- Довгі відео мають значно довший життєвий цикл. Вони повільніше набирають перегляди, але можуть продовжувати стабільно генерувати дохід та залучати аудиторію роками, виступаючи в ролі "стійких" активів.

Саме тому для подальшого кластерного аналізу дані для довгих відео були нормалізовані до "віку" відео (показники на день), тоді як для коротких відео аналізувалися загальні показники.

3.1.3. Регресійний аналіз ефективності контент-стратегії

Для кількісної оцінки впливу різних форматів контенту на результати каналу було проведено множинний регресійний аналіз на основі помісячних даних ($N=22$). Було побудовано дві моделі для прогнозування підписок окремо для довгих та коротких відео (рис. 5-6).

Залежність підписок від переглядів коротких відео та частоти публікації						
Regression Summary for Dependent Variable: Subscribers per mo						
N=22	b*	Std.Err.	b	Std.Err.	t(19)	p-value
Intercept			319.0332	1113.730	0.286455	0.777630
Amount of	0.228771	0.129144	734.8022	414.804	1.771446	0.092526
Views per	0.739248	0.129144	0.0015	0.000	5.724219	0.000016
Statistic Summary Statistics; DV: Subscribers per month (Spreadsheet28)						
	Value					
Multiple R	0,908705611					
Multiple R ²	0,825745887					
Adjusted F	0,807403348					
F(2,19)	45,0180818					
p	0,0000000618356424					
Std.Err. of	3698,74076					

Рис.6. Результати регресійного аналізу для коротких відео

Джерело: авторська розробка

Залежність підписок від переглядів довгих відео та частоти публікації						
Regression Summary for Dependent Variable: Subscribers per mo						
N=22	b*	Std.Err.	b	Std.Err.	t(19)	p-value
Intercept			-68.8332	124.0304	-0.55497	0.585390
Amount of	0.026125	0.028857	62.8672	69.4409	0.90533	0.376626
Views per	0.995318	0.028857	0.0041	0.0001	34.49186	0.000000
Statistic Summary Statistics; DV: Subscribers per month (Spreadsheet28)						
	Value					
Multiple R	0.992198					
Multiple R ²	0.984456					
Adjusted F	0.98282					
F(2,19)	601.6664					
p	6.6E-18					
Std.Err. of	264.5488					

Рис. 7. Результати регресійного аналізу для довгих відео

Джерело: авторська розробка

Проведення регресійного аналізу дає змогу зробити висновки про коефіцієнт конверсії підписки з одного перегляду (табл. 1).

Результати регресійного аналізу

Показник	Довгі відео (Long)	Короткі відео (Shorts)
R ² (якість моделі)	0.984	0.825
Домінуючий фактор	Перегляди за місяць	Перегляди за місяць
Коефіцієнт b при "Перегляди за місяць"	0.0041	0.0015
Інтерпретація коефіцієнта b	1 перегляд → 0.0041 підписника	1 перегляд → 0.0015 підписника
Підписники на 1000 переглядів	≈4 підписника	≈1 підписник
Висновок	Конверсія у підписку для довгих відео у ≈2.7 рази вища, ніж для Shorts.	Shorts ефективніші для охоплення, але менш конверсійні у підписку.

Джерело: авторська розробка

Ці результати, отримані на основі аналізу часових рядів, тепер необхідно порівняти з результатами кластерного аналізу (аналіз окремих відео) для перехресної перевірки.

3.1.4. Кластерний аналіз ефективності контент-стратегії

На основі проведеної кластеризації методом k-means були виявлені чіткі, статистично значущі профілі ефективності для довгих та коротких відеоформатів.

Почнемо з опису кластеризації довгих відео. Використання нормалізованих показників (у перерахунку “на день”) дозволило усунути вплив віку відео та оцінити їхню поточну довгострокову ефективність. Результати кластеризації наведені в табл.2.

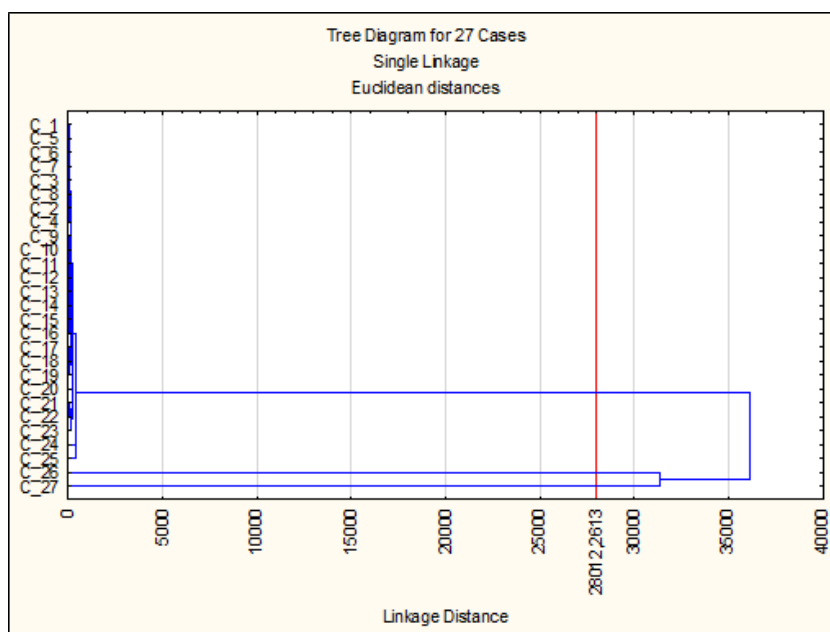


Рис.8. Дендрограма ієрархічної кластеризації довгих відео (метод Single Linkage, Euclidean distances)

Джерело: побудовано автором у пакеті STATISTICA

AVD_денний	CTR для мінеатюри відеодень	Підписники на день	Кластер (за д)	Кластер (за k-means)
129.3537729	6.7%	0.114886731	3	3
214.4563426	5.5%	0.07960199	3	3
54.25152217	7.6%	0.385093168	3	3
242.8648675	6.5%	0.461254613	3	3
136.3525733	8.0%	0.291954023	3	3
151.355046	7.8%	0.188953488	3	3
146.9563126	7.0%	0.196382429	3	3
81.91924359	6.5%	0.38630137	3	3
142.892463	8.1%	0.890547264	3	3
184.8408857	8.8%	0.80910683	3	3
208.559739	8.5%	0.855263158	3	3
201.1023539	8.2%	2.504746835	3	3
170.472532	7.0%	0.780991736	3	3
104.0931504	7.0%	1.102040816	3	3
143.0445732	8.6%	1.422297297	3	3
217.5531556	9.6%	0.873076923	3	3
180.3355265	11.2%	2.093617021	3	3
185.822632	9.9%	1.778313253	3	3
116.2435249	6.9%	1.732026144	3	3
208.6717593	11.1%	2.641509434	3	3
302.9842722	6.9%	3.3328	3	2
224.1858518	10.2%	5.304587156	3	2
178.5796824	9.6%	4.651391162	3	2
167.8533398	6.5%	5.796370968	3	2
204.5684359	8.4%	6.172413793	3	2
160.5204058	9.8%	145.21875	1	1
245.2578773	8.8%	270	2	1

Рис. 9. Фрагмент результатів кластеризації довгих відео (порівняння розподілу за ієрархічним методом та алгоритмом k-means)

Джерело: розраховано автором

Кластер 1 - це «золотий фонд» каналу - відео, що приносять екстремально високі перегляди (53,7 тис./день), дохід (131.4/день) і підписників (207.6/день). Високі показники AVD (202.9 с) та CTR (9.0%) свідчать про ідеальний баланс

між привабливою обгорткою (мініатюра, назва) та якісним контентом. Ці відео формують основу B2C-монетизації, забезпечуючи постійний потік трафіку.

Кластер 2 - кластер є ключовим для B2B-моделі. Відео мають помірну кількість переглядів (1 239/день) і дохід (2.4/день), але демонструють найвище утримання уваги - AVD = 215.6 с, що перевищує навіть “віральні” відео. Це свідчить про високу цінність контенту для професійної, вузької аудиторії. Саме ці показники ($Convsub_l = 0.0041$) були використані для калібрування параметрів довгих відео в імітаційній моделі Vensim.

Кластер 3 - ці відео мають непоганий CTR (8%), проте дуже низький AVD (161 с). Це означає, що глядачів приваблює обкладинка, але контент не виправдовує очікувань - вони швидко залишають відео. Алгоритми YouTube знижують охоплення таких роликів, тому вони не приносять ані переглядів, ані підписників.

Таблиця 2

Результати кластеризації довгих відео

Показник	Кластер 1 “Віральні відео”	Кластер 2 “Стандартні (B2B-орієнтовані)”	Кластер 3 “Невдалі / Клікбейт”
Перегляди / день	53 689	1 239	257
Дохід / день (ум. од.)	131.4	2.4	0.45
Підписники / день	207.6	5.05	0.98
Середня тривалість перегляду (AVD, сек)	202.9	215.6	161.0
CTR (%)	9.0	8.3	8.0
Характеристика аудиторії	Масова, широка, нецільова	Цільова, професійна, залучена	Випадкова, незацікавлена
Рівень ефективності	Екстремально високий	Помірний, стабільний	Низький
Тип контенту	Віральні, розважально-популярні ролики	Експертні, освітні, галузеві відео	Клікбейт, невдалих контент

Джерело: авторська розробка

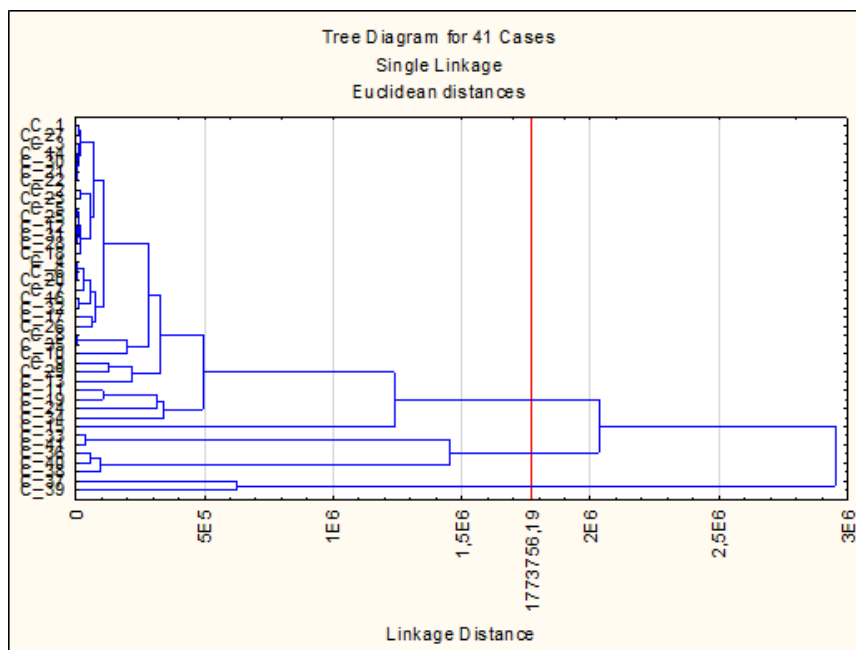


Рис.10. Дендрограма ієрархічної кластеризації коротких відео (метод Single Linkage, Euclidean distances)

Джерело: побудовано автором у пакеті STATISTICA

Назва	Перегляд	Час перегляду (години)	Підписники	Розрахований дохід (USD)	Відсоток утримання	Покази	Тривалість	Середнє утримання	RPM	Кластер (за методом дерева)	Кластер (за k-means)
Building a Lego Ultimate Spinner #	6332791	58262.842	25210	277.866	0.75	2252697	44	33	0.044	3	1
Building a Lego Magnet Track	7788870	89073.994	36240	363.564	0.70	15017833	59	41	0.047	3	1
Building a Lego Bear Trap #lego #	10885499	69800.887	26183	491.44	0.77	747497	30	23	0.045	1	1
Making Lego Car THROUGH Gaps	7933803	57032.786	9028	199.472	0.86	286505	30	26	0.025	3	1
Building a Lego Security Box #lego	11510387	75110.124	10101	424.271	0.90	786601	26	23	0.037	1	1
Building a Lego Ultra Wheels #lego	7835777	64719.531	11847	394.306	0.68	2005974	44	30	0.050	3	1
Testing Bridges For The LEGO Tre	6330688	24840.351	3999	167.744	0.78	692524	18	14	0.026	3	1
Testing The Strange LEGO Wheel	1669149	11255.283	1612	64.605	1.28	107034	19	24	0.039	2	2
What's The Strongest Minifigure?	3059208	15702.168	5507	146.293	1.03	563018	18	18	0.048	2	2
Building a Lego MouseTrap #lego	4297617	35590.239	8359	194.622	0.60	947581	50	30	0.045	2	2
Building a Lego Bending Sword #le	2953372	22279.444	3763	135.213	0.80	3312548	34	27	0.046	2	2
Very Human Alarm Clock Out Of L	2637105	16021.786	4135	115.032	0.73	5412613	30	22	0.044	2	2
What's The Strongest Minifigure?#	1799919	8759.0511	2073	84.688	1.09	999294	16	18	0.047	2	2
Building a Lego Crocodile Tooth Tr	2294321	12954.452	2941	101.232	0.88	957267	23	20	0.044	2	2
NERF VS LEGO Blaster #lego #vi	72366	635.4392	110	4.536	0.55	223335	58	32	0.063	2	3
Building Lego Automatic Hammer	268823	2311.6779	680	10.297	0.60	618623	52	31	0.038	2	3
Sinking Lego Boat	56366	515.8901	146	2.978	0.65	113754	51	33	0.053	2	3
Building a Lego Jumping Robot	421066	3775.4834	764	17.52	0.75	163063	43	32	0.042	2	3
LEGO Multi-Person Slide Toilet #l	167015	856.22	150	9.088	0.84	275249	22	18	0.054	2	3
Building a Lego Shoe Trap #lego #	412829	3158.3008	586	26.772	0.71	317281	39	28	0.065	2	3
Very Human Toilet Out Of LEGO	379592	2317.3636	574	20.03	0.71	498418	31	22	0.053	2	3
LEGO MAGNET TRICKS #experin	922240	6518.789	765	40.973	0.80	663727	32	25	0.044	2	3
Building a Lego Strange Box #lego	1120235	6349.4565	2338	53.267	0.97	2130074	21	20	0.048	2	3
Building a Lego Ultimate Wrecking	187834	1236.6123	255	8.603	0.79	219104	30	24	0.046	2	3
Building a Lego Adjustable SUSpe	1449656	11828.145	3323	60.173	0.72	556897	41	29	0.042	2	3
Testing the Craziest LEGO Wheel	45423	149.8717	22	1.991	0.54	120316	22	12	0.044	2	3
Building a Lego Ultimate Rocket T	480442	3196.1086	640	20.715	0.86	476655	28	24	0.043	2	3
Building a Lego Bug Trap #lego #vi	635146	4151.759	1017	30.61	0.76	679229	31	24	0.048	2	3
Building a Lego Mousetrap #lego #	151748	745.1729	185	8.133	0.84	392002	21	18	0.054	2	3
Building a Lego Walking Hand #leg	414525	1925.353	578	19.408	0.88	476857	19	17	0.047	2	3

Рис. 11. Фрагмент результатів кластеризації довгих відео (порівняння розподілу за ієрархічним методом та алгоритмом k-means)

Джерело: розраховано автором

Результати кластерного аналізу коротких відео показали наступний результат (табл. 3):

Таблиця 3

Результати кластеризації коротких відео

Показник	Кластер 1“Вірусні хіти”	Кластер 2“Успішні відео”	Кластер 3“Щоденний контент”
Перегляди (загально)	8 373 974	2 672 956	376 889
Підписники (загально)	17 515	4 056	573
Дохід (USD)	331	120	17.5
Середня тривалість перегляду (AVD)	100%	100%	100%
Рівень ефективності	Екстремально високий	Високий / стабільний	Нормальний / базовий
Тип контенту	Вірусний, “топовий” контент	Якісний, добре сприйнятий	Повсякденний, підтримувальний
Роль у стратегії каналу	Основний драйвер росту та охоплення	Стабільна база для утримання аудиторії	Підтримка регулярності публікацій
Характер впливу на підписників	Потужний приріст нових підписників	Помірний, стабільний ріст	Мінімальний, підтримувальний

Джерело: авторська розробка

Для коротких відео використані загальні показники, оскільки їхній життєвий цикл короткий і основна ефективність припадає на перші тижні/місяці.

Кластер 1 - це приблизно 1% коротких відео, які стали справжніми вірусними. Вони мають понад 8,3 млн переглядів, 17,5 тис. підписників і 331 долар доходу. Такі Shorts часто потрапляють у глобальні рекомендації YouTube та формують основну частку приросту аудиторії. Вони мають ключове значення для зростання каналу та підвищення впізнаваності бренду.

Кластер 2 - це успішні відео, що “зайшли” аудиторії, але не досягли вірусного ефекту. Вони приносять 2,67 млн переглядів, 4 тис. підписників і 120 доларів доходу. Такі Shorts становлять основу стабільного контент-виробництва: підтверджують правильність тематики та формату, забезпечують сталу залученість і якісний приріст аудиторії.

Кластер 3 - це базові відео, що виконують підтримувальну функцію. Вони приносять у середньому 377 тис. переглядів, 573 підписники та 17,5 дол. доходу. Ці Shorts не стають хітами, але забезпечують регулярність виходу контенту, що підтримує активність каналу й сигналізує алгоритмам про стабільність роботи автора.

Таким чином, емпіричний аналіз B2C-каналу "Brixper" дозволяє нам обґрунтовано задати ключові параметри для імітаційної B2B-моделі (Етап 2, рис. 4). Найважливішим є те, що коефіцієнти конверсії були підтверджені двома різними методами аналізу (табл. 4):

Таблиця 4

Висновки та параметри для імітаційної моделі

Профіль відео	Позначення	Коефіцієнт конверсії в підписку (Convsub)	Джерело даних	Обґрунтування
Коротке відео (Shorts)	s	0.0015	Регресійний аналіз (п. 3.1.3); Кластерний аналіз (п. 3.1.4, Кластери 2 і 3)	Значення коефіцієнта $b = 0.0015$. Результат підтверджено двома методами.
Довге відео (Long)	l	0.0041	Регресійний аналіз (п. 3.1.3); Кластерний аналіз (п. 3.1.4, Кластер 2 - “Експертний”)	Розрахунок: 5,05 підп./1239 перегл. (дані Кластеру 2). Результат валідовано обома методами.

Джерело: авторська розробка

Таким чином, емпіричний аналіз В2С-каналу дав надійні кількісні орієнтири для побудови імітаційної моделі для В2В-сегменту.

3.2. ПОБУДОВА СИСТЕМНО-ДИНАМІЧНОЇ МОДЕЛІ YOUTUBE-КАНАЛУ ДЛЯ В2В-СЕГМЕНТУ

3.2.1. Опис моделі та ключових циклів зворотного зв'язку

Для опису імітаційною моделі слід визначити ключові параметри. Симуляція проводиться у часових одиницях “місяць”:

$$INITIAL TIME = 0, FINAL TIME = 22, TIME STEP = 1$$

Об'єктом дослідження та оптимізації є показники контентної активності, а саме публікація коротких та довгих відео.

Відповідно:

$$\text{Кількість коротких} = \int (\text{Публікація короткого}) dt,$$

$$\text{Кількість довгих} = \int (\text{Публікація довгого}) dt$$

Загальні перегляди формуються як сума від нових і старих відео:

$$V_{short} = V_{new,short} + V_{old,short}, \quad V_{long} = V_{new,long} + V_{old,long}$$

де

$$V_{new,short} = N_{short} \cdot \underline{v_{short}}, \quad V_{old,short} = Subs \cdot k_{old,short} \cdot n_{old short}$$

$$V_{new,long} = N_{long} \cdot \underline{v_{long}}, \quad V_{old,long} = Subs \cdot k_{old,long} \cdot n_{old long}$$

Коефіцієнти для старих відео: $k_{old,short} = 0.01, k_{old,long} = 0.1$. Вибрані коефіцієнти пояснюється тим, що довгі відео рекомендуються більш тривалий період ніж короткі, тому кількість переглядів від старих довгих відео завжди більша. $\cdot n_{old short/long}$ – це кількість старих коротких та довгих відео.

Для розрахунку середніх переглядів відео я використовую базові очікувані значення, які зростають разом з ростом підписників.

$$\underline{v_{short,base}} = 10,000 \cdot e^{Subs/10,000} \cdot (1 + 0.3 \cdot Rep) v_{short},$$

$$\underline{v_{long,base}} = 5,000 \cdot e^{Subs/10,000} \cdot (1 + 0.5 \cdot Rep)v_{long},$$

Але для врахування невизначеності вводиться стохастичний розкид:

$$\underline{v_{short}} = \left(e^{N(0,50,\ln \ln(v_{short,base}),0.6,0)}, 500,000 \right)$$

Динаміка росту підписників розраховується за допомогою двох потоків «Підписок» та «Відписок»

$$\frac{dSubs}{dt} = Subscriptions - Unsubscriptions$$

де

$$Subscriptions = (V_{long} \cdot 0.004 + V_{short} \cdot 0.0015) \cdot e^{-10^{-6}Subs}$$

$$Unsubscriptions = 0.002 \cdot e^{-2Rep} \cdot Subs$$

Експоненційний множник відображає спад ефективності при збільшенні масштабу аудиторії.

Репутація бренду розраховуються як різниця потоків «Збільшення репутації» та «Зменшення репутації»:

$$\frac{dRep}{dt} = Growth_{rep} - Decline_{rep}$$

де

$$Growth_{rep} = 0,001 \cdot \frac{N_{long} + 0.3 \cdot N_{short}}{1 + Rep}$$

$$Decline_{rep} = 0.005 \cdot \frac{Unsubscriptions}{1000}$$

Конверсійні коефіцієнти (CR) для коротких і довгих відео розраховуються як:

$$CR_{short} = (0.001,5 \cdot 10^{-5} \cdot (1 + 4Rep)) \cdot e^{N(-3,3,0,0.4,0)}$$

$$CR_{long} = (0.005, 10^{-4} \cdot (1 + 4Rep)) \cdot e^{N(-3,3,0,0.2,1)}$$

Ліди за місяць в свою чергу, як:

$$Leads_{month} = CR_{short} \cdot V_{short} + CR_{long} \cdot V_{long}$$

Після цього вже розраховується загальна кількість лідів:

$$Leads = \int Leads_{month} dt$$

Загальна схема моделі у програмі Vensim виглядає наступним чином (рис. 7):

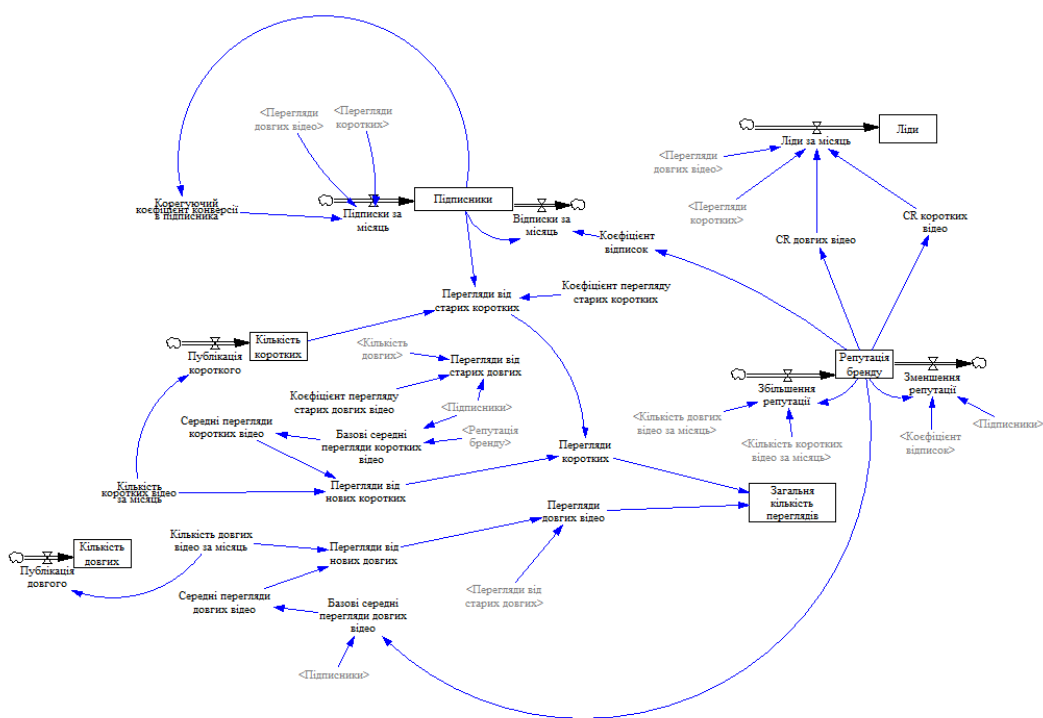


Рис. 12. Схема роботи імітаційної моделі у програмі Vensim

Джерело: авторська розробка

3.2.2. Калібрування моделі на основі емпіричних даних

- Коефіцієнт конверсії в підписку (короткі) = $Conv_{sub_s} = 0.0015$
(Підтверджено регресією та кластеризацією).
- Коефіцієнт конверсії в підписку (довгі) = $Conv_{sub_l} = 0.0041$
(Підтверджено регресією та кластеризацією).

3.3. СЦЕНАРНИЙ АНАЛІЗ ТА ОПТИМІЗАЦІЯ КОНТЕНТ-СТРАТЕГІЙ

3.3.1. Результати імітаційного моделювання (сценарний аналіз)

Було протестовано 3 стратегії при однаковому місячному бюджеті $R = 50$ умовних одиниць), де вартість довгого відео $C_l = 10$, а короткого $C_s = 2$.

Стратегія А ("Фокус на Shorts"): 0 довгих, 25 коротких відео/міс.

Стратегія Б ("Збалансована "): 4 довгих, 5 коротких відео/міс.

Стратегія В ("Фокус на експертність "): 5 довгих, 0 коротких відео/міс.

Результати моделювання (на 24-й місяць) (табл. 5, рис. 8-10):

Таблиця 5

Результати імітаційного моделювання

Показник	Стратегія А ("Shorts")	Стратегія Б ("Баланс")	Стратегія В ("Лише довгі")
Підписники	92449	11888	7535
Перегляди	64 млн	4,7 млн	1,9 млн
Загальна кількість лідів	2546	8305	8112

Джерело: авторська розробка

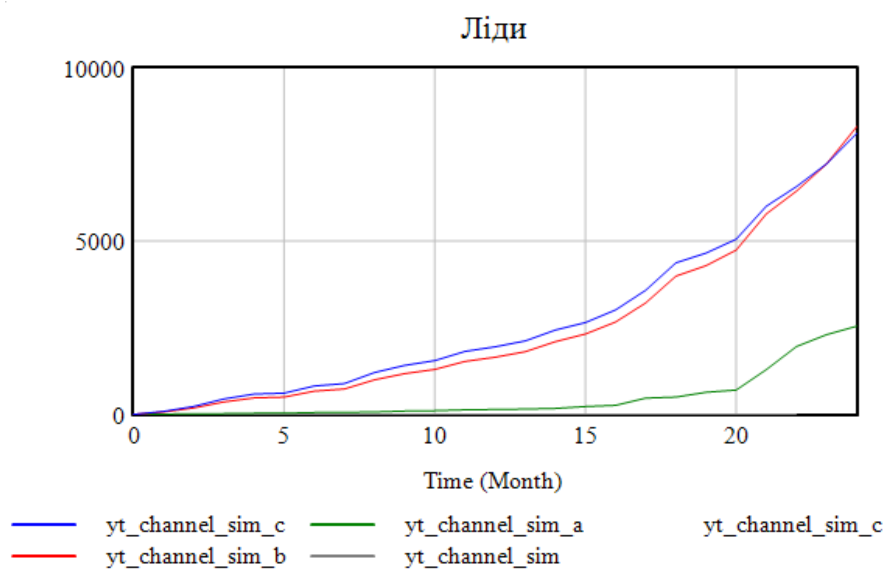


Рис. 13. Динаміка зміни залучення лідів протягом двох років для трьох різних стратегій

Джерело: авторська розробка

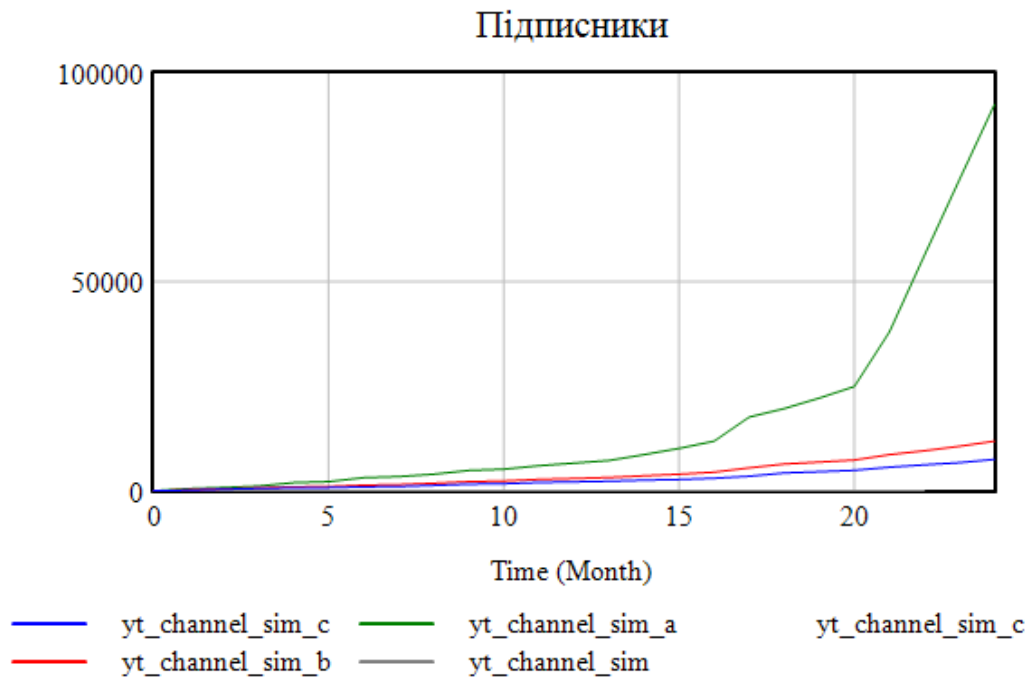


Рис. 14. Динаміка зміни залучення підписників протягом двох років для трьох різних стратегій

Джерело: авторська розробка

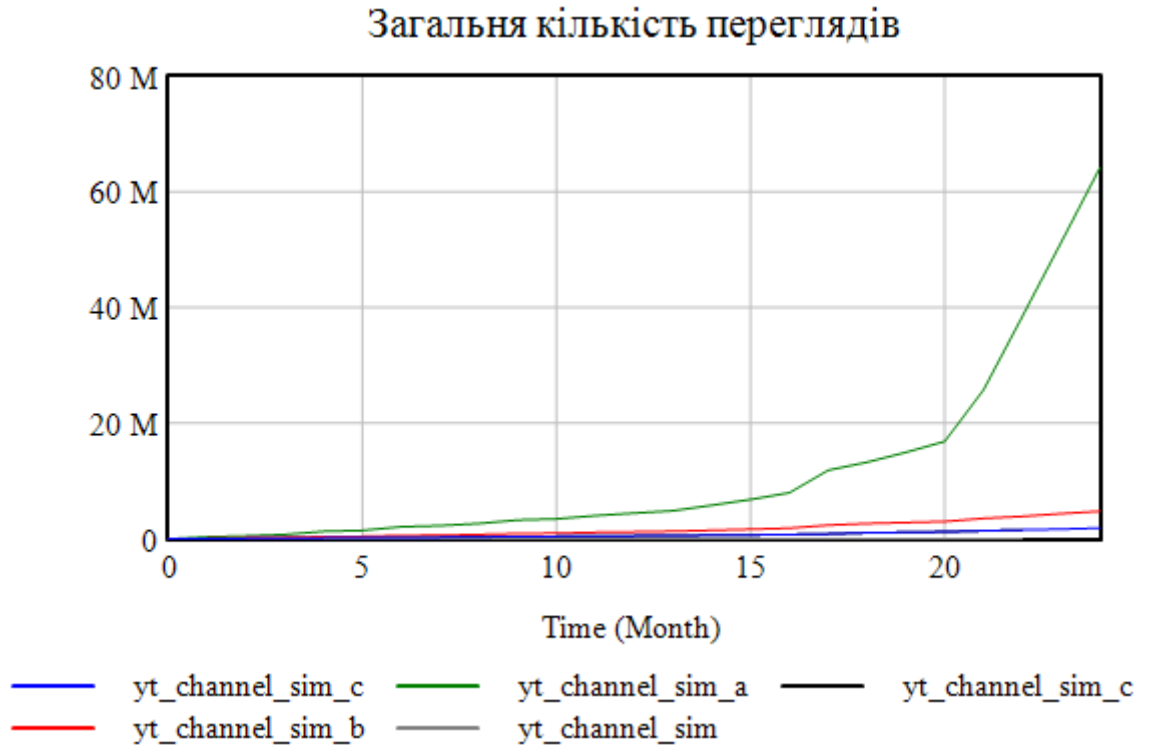


Рис. 15. Динаміка зміни залучення підписників протягом двох років для трьох різних стратегій

Джерело: авторська розробка

Згідно результатів моделювання ми отримали такий результат: найбільше число підписників і переглядів приносить стратегія, яка орієнтована лише на короткі відео, але при цьому вона приносить найменшу кількість лідів. Найбільшу лідогенерацію створює стратегія Б, де ми балансуємо між короткими та довгими відео. Порівнюючи зі стратегією В, де ми публікуємо лише довгий контент, ми можемо помітити невелику різницю в лідах, але все ж таки збалансована стратегія дає на 60% відсотків більше підписників та в 2,5 рази більше переглядів. Для бізнесу ключовим параметром є ліди, тому стратегія Б є найкращим вибором. Таке часто трапляється і з реальними кейсами. Ми можемо бачити великі перегляди на відео та велику кількість підписників, але ключова задача у вигляді залучення клієнтів не виконується.

Визначення коефіцієнтів для ЛП: Згідно з результатами моделювання (Стратегія В), 100 довгих відео згенерували ~8112 лідів (за 3 роки, з урахуванням зростання), що дає усереднений коефіцієнт $L_l \approx 81$ (ліда на відео за життєвий цикл). 600 коротких відео згенерували ~120 лідів, $L_s \approx 4.2$.

3.3.2. Оптимізація контент-стратегії

Використовуючи постановку завдання з п. 2.4 та коефіцієнти, отримані з імітаційної моделі (п. 3.3.1), формулюємо фінальну оптимізаційну задачу.

Параметри:

$$C_s = 2 \text{ (у.о.)}$$

$$C_l = 10 \text{ (у.о.)}$$

$$R = 50 \text{ (у.о. на місяць)}$$

$$L_s = 4.2 \text{ (ліда/відео, з моделі)}$$

$$L_l = 81 \text{ (ліда/відео, з моделі)}$$

$$N_{min} = 8 \text{ (мінімум 15 публікацій на місяць)}$$

Цільова функція:

$$L = 4.2 \cdot s + 81 \cdot l \rightarrow \max$$

Обмеження:

$$2 \cdot s + 10 \cdot l \leq 50 \text{(Бюджет)}$$

$$s + l \geq 8 \text{(Частота)}$$

$$s \geq 0, l \geq 0$$

Вирішимо задачу за допомогою надбудови Solver в Ms Excel. Результатом роботи надбудови є значення s і l . Вони дорівнюють 3,75 та 4,25 відповідно. Кількість публікацій це ціле число, тому округлюємо значення до $s \approx 4$, а $l \approx 4$. Тобто рівна кількість публікацій довгих та коротких відео дає нам максимальну кількість (360) лідів на місяць. Звичайно, дана задача не враховує динамічну природу розвитку каналу, як це робить модель системної динаміки, тому результат не менш репрезентативний.

ВИСНОВКИ

У ході роботи було розроблено 3-етапний концептуальний підхід до формування та оцінки ефективності контент-стратегії YouTube-каналу, що є особливо актуальним для компаній, які виходять на платформу без наявних статистичних даних.

Було доведено, що традиційні метрики YouTube (перегляди, CTR) є недостатніми для оцінки бізнес-ефективності. Ключовим є показник повернення інвестицій (ROI), який для B2B-сегменту виражається у кількості згенерованих лідів.

Запропоновано та реалізовано концептуальний підхід, де емпіричний аналіз (регресія, кластеризація) наявних B2C-даних використовується як інструмент для калібрування та обґрунтування параметрів імітаційної моделі.

Розроблено системно-динамічну імітаційну модель (у Vensim), яка, на відміну від інших методів, враховує нелінійні залежності та цикли зворотного зв'язку, що керують зростанням каналу (накопичення підписників, репутації).

Сценарний аналіз за допомогою імітаційної моделі довів, що для B2B-компанії (ТОВ «АвтоТехПостачання») стратегія, сфокусована на "віральних" коротких відео, є неефективною для генерації лідів. Натомість стратегія, сфокусована балансі між дорогими, але глибокими експертними відео та більш помірними короткими відео дає значно вищий довгостроковий результат завдяки побудові "Репутації бренду".

Розроблений підхід дозволив кількісно обґрунтувати коефіцієнти ефективності для задачі лінійного програмування. Її розв'язання дало чіткі, практичні рекомендації щодо оптимального розподілу бюджету (наприклад, 4 довгих та 5 коротких відео на місяць) для максимізації цільової бізнес-метрики.

Таким чином, робота перетворює задачу "створення контент-стратегії" на керовану, оптимізовану та прогнозовану бізнес-систему, що поєднує емпіричний аналіз, імітаційне моделювання та методи дослідження операцій.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. DataReportal (2025). *Digital 2025 Global Overview Report*. URL: <https://datareportal.com/reports/digital-2025-global-overview-report>
2. Global Media Insight (2025). *YouTube Statistics 2025*. URL: <https://www.globalmediainsight.com/blog/youtube-users-statistics/>
3. Chaffey, D., & Ellis-Chadwick, F. (2019). *Digital Marketing: Strategy, Implementation and Practice* (7th ed.). Pearson.
4. Safko, L. (2012). *The Social Media Bible: Tactics, Tools, and Strategies for Business Success* (3rd ed.). Wiley.
5. Pugalendhi R. (2023). A STUDY ON YOUTUBE PLATFORM: MAJOR ROLE AND CONTRIBUTION IN ONLINE BUSINESS. In D. Sharma, & R. Mahurkar (Eds.), *ADVANCEMENTS IN COMMERCE, ECONOMICS & MANAGEMENT: A RESEARCH COMPILATION* (pp. 121-127). INFINITY PUBLICATION PVT. LTD. DOI: 10.25215/9392917783.17
6. Капінус Л.В., Лелека О.О., Костриця А.В. (2025). Цифрові контент-стратегії в маркетинговій діяльності підприємств. *Економіка та управління АПК*, 1, 194-204. DOI: 10.33245/2310-9262-2025-197-1-194-204
Kapinus, L.V., Teleleka, O.O., & Kostrytsia, A.V. (2025). Digital content strategies in the marketing activities of enterprises. Economics and Management of APK, 1, 194-204. DOI: 10.33245/2310-9262-2025-197-1-194-204 [In Ukrainian]
7. Purkar, T. J. (2024). Leveraging YouTube Marketing Strategies for Business Growth: A Comprehensive Analysis. *ResearchGate*. DOI: 10.2215625/4000
8. Burgess, J., & Green, J. (2009). *YouTube: Online Video and Participatory Culture*. Cambridge: Polity Press.
9. Jenkins, H. (2006). *Convergence Culture: Where Old and New Media Collide*. New York: New York University Press.
10. Lange, P. G. (2007). Publicly Private and Privately Public: Social Networking on YouTube. *Journal of Computer-Mediated Communication*, 13(1), 361–380.

11. Van Dijck, J. (2013). *The Culture of Connectivity: A Critical History of Social Media*. Oxford: Oxford University Press.
12. Fuchs, C. (2017). *Social Media: A Critical Introduction*. London: Sage.
13. Strangelove, M. (2010). *Watching YouTube: Extraordinary Videos by Ordinary People*. Toronto: University of Toronto Press.
14. Masuda, H., Han, S. H., & Lee, J. (2021). Impacts of influencer attributes on purchase intentions in social media influencer marketing: Mediating roles of characterizations. *Technological Forecasting and Social Change*, 173, 121246. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121246>
15. Li, M. (2025). The Impact of Short-Form Video Platform Content Marketing on Consumer Behavior and Strategic Research. *Proceedings of ICEMGD 2025 Symposium: Resilient Business Strategies in Global Markets*. DOI: 10.54254/2754-1169/2025.CAU27166
16. Statista (2024). Estimated number of YouTube Shorts users in the United States from 2023 to 2027, 2024 report. <https://www.statista.com/statistics/1459687/us-youtube-shorts-us-viewers/>
17. Research Media Dynamics (RMD) (2025). *Digital Video Trends Report 2025*.
18. Muhammed, E., Kumar, S., & Hanif, R. (2025). Factors influencing short-form content consumption: A uses and gratifications perspective. *Journal of Digital Media Behavior Studies*, 12(3), 45–61. DOI: 10.13140/RG.2.2.12796.65929
19. Dang, A., Saravade, S., Spradlin, J., Nworah, P., Linstead, A., & Munger, R. (2025). Should Brands Utilize Trending Content Elements for their Short-Form Advertisements? *Marketing Management Journal*, 35 (1), 1-22. DOI: 10.63963/001c.144766
20. Kahneman, D. (2011). *Thinking, Fast and Slow*. Farrar, Straus and Giroux.
21. Ariely, D. (2008). *Predictably Irrational: The Hidden Forces That Shape Our Decisions*. Harper.
22. Buzeta, C., De Pelsmacker, P., & Dens, N. (2016). Motives for engagement with YouTube: Uses and gratifications perspective. *Computers in Human Behavior*, 65, 1–11. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2016.08.041>

23. YouTube Help (2021). *How engagement metrics are counted*. Google Support. URL: <https://support.google.com/youtube/answer/2991785?hl=uk>
24. YouTube Creator Academy (2021). *Understanding your video reach on YouTube*. YouTube. URL: <https://creatoracademy.youtube.com/page/lesson/analytics-impressions#strategies-zippy-link>
25. Hussain, K., Nusair, K., Junaid, M., & Aman, W. (2024). Creator characteristics and user engagement with tourism-related content on YouTube: A social capital theory perspective. *Computers in Human Behavior*, 154, 108246. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2024.108246>
26. SteelCroissant (2025). *Crafting the ultimate YouTube content strategy for 2025*. SteelCroissant Blog. URL: <https://www.steelcroissant.com/blog/crafting-the-ultimate-youtube-content-strategy-for-2025>
27. Dagtas, S., Cakmak, M., & Agarwal, N. (2025). Efficient Data Retrieval and Comparative Bias Analysis of Recommendation Algorithms for YouTube Shorts and Long-Form Videos. DOI: 10.48550/arXiv.2507.21467
28. Bafna, A. (2023). *A Business Plan for Building a New YouTube Channel: An Observational Case Study*. Capstone Project, IU International University of Applied Sciences. DOI: 10.13140/RG.2.2.35625.40803
29. Wu, J., Guo, J., & Luo, X. (2024). How Subscription Programs Affect User Content Consumption and Generation: A Lock-In Effect Perspective. *Journal of Marketing Research*.]
30. Kumbo, L. I., Mero, R. F., & Sikumbili, R. M. (2024). MONETIZING THE DIGITAL PERSONA: STRATEGIES, CHALLENGES, AND FUTURE TRENDS IN SOCIAL MEDIA INCOME GENERATION. *Journal of Science Engineering and Technology (JSET)*, 2(2), 1-18.
31. Hossain, M. I. (2025, April). *The Impact of Short Form Content on Consumer Attention and Marketing ROI*. Conference Paper. Chandigarh University.
32. Gujarati, D. N. (2011). *Basic Econometrics*.
33. Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). *Data Mining: Concepts and Techniques*.

34. Forrester, J. W. (1961). *Industrial Dynamics*.
35. Sterman, J. D. (2000). *Business Dynamics: Systems Thinking and Modeling for a Complex World*.
36. Taha, H. A. (2017). *Operations Research: An Introduction*.
37. Біткова Т. В. (2017). Системно-динамічне моделювання. Техніка побудови імітаційних моделей з використанням Vensim PLE. Навчальний посібник. Харків, ХНУ. 208 с.
Bitkova, T. V. (2017). System-dynamic modeling. Technique of building simulation models using Vensim PLE. Textbook. Kharkiv: V. N. Karazin KhNU. 208 p.
38. Біткова Т. В. (2021). Моделювання економіки. Теорія виробничих функцій. Оптимізація в умовах багатокритеріальності та невизначеності. Навчальний посібник. Харків, ХНУ. 122 с.
Bitkova, T. V. (2021). Economic modeling. Theory of production functions. Optimization in conditions of multicriteria and uncertainty. Textbook. Kharkiv: V. N. Karazin KhNU. 122 p.
39. YouTube Help (2021). *Tips for optimizing recommendations*. Google Support. URL: <https://support.google.com/youtube/answer/9313698#strategies-zippy-link-1>
40. YouTube Creators (2025). *Content creation strategy*. YouTube. URL: <https://www.youtube.com/creators/how-things-work/content-creation-strategy/>