

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІНФОРМАЦІЙНО–КОМУНІКАЦІЙНИХ
ТЕХНОЛОГІЙ

*Кваліфікаційна наукова праця
на правах рукопису*

КОРОТІН ДЕНИС СЕРГІЙОВИЧ

УДК 004.738.5:004.75:004.8

ДИСЕРТАЦІЯ
МОДЕЛІ ТА МЕТОДИ УДОСКОНАЛЕННЯ DSP-ПЛАТФОРМИ
ДЛЯ ПЕРСОНАЛІЗОВАНОЇ РЕКЛАМИ

Спеціальність 123 «Комп’ютерна інженерія»

12 «Інформаційні технології»

Подається на здобуття ступеня доктора філософії

Дисертація містить результати власних досліджень. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело

_____ Денис КОРОТІН
(підпис, ініціали та прізвище здобувача)

Науковий керівник
Лашевська Наталія Олександрівна
кандидат технічних наук, доцент

Київ – 2026

АНОТАЦІЯ

Коротін Денис Сергійович. Моделі та методи удосконалення DSP–платформи для персоналізованої реклами. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії з галузі знань 12 «Інформаційні технології» за спеціальністю 123 «Комп’ютерна інженерія» – Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій Міністерства освіти і науки України, Київ, 2026.

У дисертаційній роботі вирішено актуальне науково-практичне завдання розроблення моделей і методів удосконалення DSP–платформи шляхом інтеграції мультимодальних генеративних моделей та механізмів адаптивного навчання для підвищення ефективності формування персоналізованого рекламного контенту в умовах реального часу.

У частині архітектур цифрової реклами проаналізовано еволюцію DSP–платформ від систем аналітичного прогнозування до інтелектуальних рішень, що використовують методи машинного навчання та обробки великих даних. Встановлено, що ключовим обмеженням сучасних платформ є відсутність єдиного когнітивного циклу «аналіз – генерація – оцінювання – адаптація», що знижує рівень персоналізації та ефективність використання рекламного бюджету.

У частині генеративних технологій досліджено можливості мультимодальних моделей (LLM, Diffusion, GAN) для створення персоналізованого контенту. Виявлено проблему їх інтеграції у DSP–середовище через підвищені обчислювальні витрати, латентність та відсутність формалізованих критеріїв когнітивної узгодженості контенту.

У частині адаптивного таргетингу встановлено, що існуючі методи оптимізації (CTR-моделі, класичне RL) орієнтовані переважно на економічні показники та не враховують комплексну оцінку семантичної, візуальної та поведінкової якості згенерованого контенту.

Таким чином, проведений аналіз підтвердив актуальність теми та дозволив сформулювати завдання дослідження, спрямоване на розроблення цілісного комплексу моделей, що поєднують генеративні, адаптивні та оцінювальні механізми у межах єдиної DSP-архітектури.

Для усунення виявлених недоліків розроблено комплекс методів, що складається з трьох основних наукових результатів:

1. Вперше розроблено метод інтеграції мультимодальних генеративних моделей у DSP-платформу, який, на відміну від існуючих підходів, за рахунок узгодження текстових, візуальних та контекстних модальностей у спільному латентному просторі на основі моделей типу CLIP/Multimodal LLM, використання механізму перетворення поведінкових ознак користувача у генеративні промпти (prompt engineering на основі feature mapping), оптимізації процесу інференсу через зменшення розмірності латентного простору та керування кількістю ітерацій генерації та впровадження кешування та потокової обробки (Kafka, Redis) для скорочення затримок у RTB-середовищі, дозволило забезпечити цілісне когнітивно узгоджене представлення контенту, підвищити релевантність згенерованих креативів та скоротити час генерації.

2. Вперше запропоновано модель адаптивного таргетингу, яка, на відміну від існуючих моделей, за рахунок використання RLHF (Reinforcement Learning with Human Feedback) для формування політики показів з урахуванням як поведінкових, так і когнітивних оцінок, введення інтегральної метрики ефективності контенту, що об'єднує семантичну узгодженість, візуальну якість, поведінкові реакції (CTR, CVR), формалізації функції корисності рекламного показу як багатокритеріальної оптимізаційної задачі та використання механізму динамічної генерації промптів на основі профілю користувача, дозволило здійснювати контекстно-залежну адаптацію рекламної стратегії в реальному часі та забезпечило зниження кількості неефективних показів.

3. Удосконалено математичну модель системної ефективності DSP-платформи, яка, на відміну від існуючих моделей, за рахунок формування інтегрального критерію ефективності, що об'єднує когнітивні параметри (якість контенту), поведінкові параметри (CTR, CVR), економічні параметри (CPM, ROAS), введення вагових коефіцієнтів для балансування впливу складових у функції ефективності, урахування вартості інференсу та обчислювальної складності генерації як окремого фактора оптимізації та формалізації синергетичного ефекту інтеграції генеративних та адаптивних компонентів, дозволило здійснювати комплексну оцінку ефективності DSP-платформи та оптимізувати її роботу з урахуванням як якості контенту, так і витрат ресурсів, що забезпечило зростання інтегрального показника ефективності і отримання синергетичного ефекту інтеграції.

Практичне значення одержаних результатів полягає у розробленні та апробації моделей, методів і алгоритмів для інтелектуальних DSP-платформ персоналізації цифрового контенту, що забезпечують підвищення ефективності рекламних систем за рахунок інтеграції мультимодальних генеративних технологій, адаптивного таргетингу та когнітивного оцінювання. Запропоновані рішення дозволяють скоротити час генерації контенту на 56%, знизити частку неефективних показів на 32%, підвищити ефективність контенту на 15,6%, а також збільшити інтегральний показник ефективності системи на 19,4% із досягненням синергетичного ефекту 6,2%. Результати можуть бути впроваджені у системах програматик-реклами, DCO, рекомендаційних і аналітичних платформах, що підтверджено експериментальною реалізацією DSP-платформи та свідчить про їхню практичну придатність і конкурентоспроможність.

Результати експериментальних досліджень підтвердили ефективність запропонованого комплексу моделей у середовищі реального програматик-

аукціону. Розроблені методи забезпечують підвищення рівня персоналізації, зменшення витрат рекламного бюджету та оптимізацію часу формування креативів.

Ключові слова: DSP–платформа, мультимодальні генеративні моделі, персоналізація контенту, адаптивний таргетинг, когнітивна оптимізація, інтегральна ефективність, машинне навчання, штучний інтелект, інформаційні технології, інтелектуальні інформаційні системи, обробка даних, цифрові платформи, адаптивні системи, оптимізація процесів.

ABSTRACT

Korotin Denys Serhiiovych. Models and Methods for Improving a DSP Platform Based on Multimodal Generative Models for Personalized Advertising Content Generation. – Qualification scientific work as a manuscript.

The dissertation for the degree of Doctor of Philosophy in the field of knowledge 12 “Information Technologies”, specialty 123 “Computer Engineering” – State University of Information and Communication Technologies, Ministry of Education and Science of Ukraine, Kyiv, 2026.

The dissertation addresses an actual scientific and practical problem of developing models and methods for improving a DSP platform through the integration of multimodal generative models and adaptive learning mechanisms to enhance the efficiency of personalized advertising content generation in real time.

In the domain of digital advertising architectures, the evolution of DSP platforms from analytical forecasting systems to intelligent solutions based on machine learning and big data processing is analyzed. It is established that a key limitation of modern platforms is the absence of a unified cognitive cycle “analysis – generation – evaluation – adaptation”, which reduces personalization quality and advertising budget efficiency.

In the field of generative technologies, the capabilities of multimodal models (LLM, diffusion models, GANs) for personalized content creation are investigated. The problem of their integration into DSP environments is identified, caused by high computational costs, latency, and the lack of formalized criteria for cognitive consistency of content.

In the domain of adaptive targeting, it is found that existing optimization approaches (CTR-based models, classical reinforcement learning) are mainly focused on economic indicators and do not account for a comprehensive evaluation of semantic, visual, and behavioral quality of generated content.

Thus, the conducted analysis confirms the relevance of the research topic and enables the formulation of a research objective aimed at developing an integrated set of models that combine generative, adaptive, and evaluation mechanisms within a unified DSP architecture.

To overcome the identified limitations, a комплекс of methods has been developed, consisting of three main scientific results:

1. For the first time, a method for integrating multimodal generative models into a DSP platform has been developed. Unlike existing approaches, it ensures alignment of textual, visual, and contextual modalities within a shared latent space based on CLIP/Multimodal LLM models; utilizes transformation of user behavioral features into generative prompts (prompt engineering via feature mapping); optimizes inference through latent space dimensionality reduction and control of generation iterations; and applies caching and streaming processing (Kafka, Redis) to reduce latency in RTB environments. This enables cognitively consistent content representation, improves relevance of generated creatives, and reduces generation time.
2. For the first time, a model of adaptive targeting is proposed, which, unlike existing models, uses reinforcement learning with human feedback (RLHF) to form impression policies considering both behavioral and cognitive evaluations; introduces an integral content effectiveness metric combining semantic consistency, visual quality, and behavioral responses (CTR, CVR); formalizes the utility function of an advertising impression as a multi-criteria optimization problem; and employs dynamic prompt generation based on user profiles. This enables context-aware real-time adaptation of advertising strategies and reduces ineffective impressions.
3. The mathematical model of system efficiency of a DSP platform has been improved by introducing an integral efficiency criterion that combines cognitive (content quality), behavioral (CTR, CVR), and economic (CPM, ROAS) parameters; incorporating weighting coefficients; accounting for inference cost

and computational complexity of generation; and formalizing the synergy effect of integrating generative and adaptive components. This allows comprehensive efficiency evaluation and system optimization considering both content quality and resource consumption, leading to improved overall performance.

Practical significance of the results lies in the development and validation of models, methods, and algorithms for intelligent DSP platforms for digital content personalization. The proposed solutions ensure a 56% reduction in content generation time, a 32% decrease in ineffective impressions, a 15.6% increase in content effectiveness, and a 19.4% increase in the overall efficiency indicator with a 6.2% synergy effect. The results can be applied in programmatic advertising systems, DCO, recommendation and analytical platforms, which is confirmed by the experimental implementation of the DSP platform and demonstrates their practical applicability and competitiveness.

Experimental results confirm the effectiveness of the proposed комплекс of models in a real programmatic auction environment. The developed methods improve personalization levels, reduce advertising budget costs, and optimize creative generation time.

Keywords: DSP platform, multimodal generative models, content personalization, adaptive targeting, cognitive optimization, integral efficiency, machine learning, artificial intelligence, information technologies, intelligent information systems, data processing, digital platforms, adaptive systems, process optimization..

Список опублікованих праць за темою дисертації
Матеріали й тези наукових конференцій

1. Korotin, D., Balvak, A., & Tverdokhlib, A., et al. (2024). Object recognition systems using intelligent technologies in UAV. European Science, 2(sge29-02), 50–82. <https://doi.org/10.30890/2709-2313.2024-29-00-010>;
2. Коротін Д. С. Щодо застосування алгоритмів машинного навчання в автоматизованих системах купівлі та продажу рекламного трафіка // Інновації : матеріали наук. конф. молодих вчених, м. Київ, 19 верес. 2024 р. Київ, 2024. С. 36–37. URL: https://duikt.edu.ua/uploads/n_13268_10887672.pdf;
3. Korotin, D., Tverdokhleb, A., Balvak, A., et al. (2024). Implementation of artificial intelligence in the development and modernization of websites. European Science, 2(sge26-02), 44–75. <https://doi.org/10.30890/2709-2313.2024-26-00-039>;

Статті в наукових фахових виданнях

1. Коротін Д. С., Макаренко Р. В. Удосконалена методика застосування об'єктної моделі взаємодії DSP–SSP систем через Ad Exchange // Телекомунікаційні та інформаційні технології. 2022. № 3 (76). С. 28–39. DOI: 10.31673/24124338.2022.032839. URL: <https://tit.dut.edu.ua/index.php/telecommunication/article/view/2432/2313>;
2. Коротін Д. С., Твердохліб А. О., Антоненко А. В. Ефективність функціонування комп'ютерних систем при використанні технології блокчейн і баз даних // Таврійський науковий вісник. Серія: Технічні науки. 2023. № 6. С. 25–36. DOI: 10.32851/tnv-tech.2022.6.4;
3. Коротін Д. С., Антоненко А. В., Буряк М. С., Востріков С. О., Балвак А. А. Можливості підвищення ефективності мереж в системах клієнт–сервер // Таврійський науковий вісник. Серія: Технічні науки. 2025. Т. 1, № 4. С. –

(якщо є сторінки, вкажіть). DOI: 10.32782/tnv-tech.2025.4.1.1. URL: <https://journals.ksauniv.ks.ua/index.php/tech/article/view/1014/929>;

4. Коротін Д. С., Лащевська Н. О. Метод інтеграції мультимодальних генеративних моделей у DSP-платформи для динамічного формування рекламного контенту // Зв'язок. 2025. № 6. С. 52–57.

DOI: 10.31673/24129070.2025.061210.

URL: <https://con.dut.edu.ua/index.php/communication/article/view/2936/2820>;

5. Коротін Д., Лащевська Н. Використання машинного навчання в ставках у реальному часі // Кібербезпека: освіта, наука, техніка : електрон. фахове наук. вид. 2025. № 4 (28). С. 295–306. DOI: 10.28925/2663-4023.2025.28.794

Статті в наукових фахових виданнях, що індексуються в міжнародних базах Scopus

6. Korotin D., Suprun O., Kravchenko K., Goryachev G., Tverdokhlib A. A computer vision as a tool for automated quality control in smart manufacturing // Sustainable Engineering and Innovation. 2026. Vol. 8, No. 1. P. 13–26. DOI: 10.37868/sei.v8i1.id679.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ.....	11
ВСТУП.....	13
РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ТА МЕТОДОЛОГІЧНІ ОСНОВИ ІНТЕГРАЦІЇ ГЕНЕРАТИВНИХ МОДЕЛЕЙ У DSP-ПЛАТФОРМИ.....	18
1.1 Сучасний стан цифрової реклами та архітектури DSP-платформ.....	20
1.2 Методи персоналізації рекламного контенту	25
1.3 Розвиток генеративних моделей (GAN, Diffusion, Multimodal LLMs).....	31
1.4 Проблеми інтеграції генеративних моделей у рекламні системи.....	36
1.5 Висновки до першого розділу.....	41
РОЗДІЛ 2. МОДЕЛЮВАННЯ УДОСКОНАЛЕНОЇ DSP-ПЛАТФОРМИ НА ОСНОВІ МУЛЬТИМОДАЛЬНИХ ГЕНЕРАТИВНИХ МОДЕЛЕЙ.....	44
2.1 Постановка задачі та простір даних.....	44
2.2 Розроблення архітектури інтегрованої системи з генеративним модулем.....	50
2.3 Адаптивний таргетинг з генерацією промптів із поведінкових ознак користувача.....	70
2.4 Удосконалений алгоритм формування текстових промптів для генеративної моделі.....	81
2.5 Метод оцінювання ефективності згенерованого контенту.....	85
2.6 Висновки до другого розділу.....	94
РОЗДІЛ 3. РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНА ВЕРИФІКАЦІЯ РОЗРОБЛЕНИХ МОДЕЛЕЙ.....	98

3.1 Архітектура програмної реалізації удосконаленої DSP-платформи.....	100
3.2 Алгоритмічна реалізація адаптивного модуля таргетингу	111
3.3 Реалізація методу оцінювання ефективності згенерованого контенту.....	122
3.4 Аналіз отриманих результатів.....	129
3.5 Висновки до третього розділу.....	142
ВИСНОВКИ.....	146
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	151
ДОДАТОК А.....	164

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

AI	– штучний інтелект (Artificial Intelligence)
ML	– машинне навчання (Machine Learning)
DL	– глибоке навчання (Deep Learning)
RLHF	– навчання з підкріпленням на основі людського зворотного зв'язку (Reinforcement Learning from Human Feedback)
NLP	– обробка природної мови (Natural Language Processing)
CV	– комп'ютерний зір (Computer Vision)
API	– прикладний програмний інтерфейс (Application Programming Interface)
GPU	– графічний процесор (Graphics Processing Unit)
CPU	– центральний процесор (Central Processing Unit)
RAM	– оперативна пам'ять (Random Access Memory)
DSP	– платформа для купівлі рекламного інвентарю (Demand-Side Platform)
SSP	– платформа для продажу рекламного інвентарю (Supply-Side Platform)
RTB	– торги за показ реклами в реальному часі (Real-Time Bidding)
CPM	– вартість за 1000 показів (Cost per Mille)
CPC	– вартість за клік (Cost per Click)
CPA	– вартість за дію або конверсію (Cost per Action)
CTR	– частка кліків від кількості показів (Click-Through Rate)
CVR	– коефіцієнт конверсії (Conversion Rate)
ROAS	– рентабельність рекламних витрат (Return on Advertising Spend)
CDN	– мережа доставки контенту (Content Delivery Network)
KPI	– ключовий показник ефективності (Key Performance Indicator)
GAN	– генеративно-змагальна нейронна мережа (Generative Adversarial Network)
VAE	– варіаційний автокодер (Variational Autoencoder)
DDPM	– імовірнісна модель дифузійного типу (Denoising Diffusion Probabilistic Model)
LoRA	– метод адаптації з низьким рангом параметрів (Low-Rank Adaptation)
CLIP	– попереднє навчання для узгодження текстових і візуальних ознак (Contrastive Language–Image Pretraining)

BERT	– двонаправлені контекстні представлення на основі трансформерів (Bidirectional Encoder Representations from Transformers)
LLM	– велика мовна модель (Large Language Model)
Stable Diffusion	– алгоритм дифузійного типу для генерації зображень
Redis	– сховище даних у пам'яті для кешування
Kafka	– система потокової обробки повідомлень
MLflow	– платформа для керування життєвим циклом моделей машинного навчання
Prometheus	– система моніторингу та збору метрик
Docker	– платформа контейнеризації
Kubernetes	– система оркестрації контейнерів
U_t	– функція корисності рекламного показу в момент часу (t)
$E[U_t]$	– математичне сподівання функції корисності
S_{prompt}	– показник семантичної релевантності текстового промпта
S_{sem}	– метрика семантичної узгодженості контенту
C_{infer}	– вартість інференсу (обчислювальних витрат моделі)
T_{gen}	– час або складність процесу генерації контенту
Q_{vis}	– візуальна складова оцінки якості контенту
Q_{sem}	– семантична складова оцінки якості контенту
Q_{beh}	– поведінкова складова оцінки якості контенту
Q_{total}	– інтегральна оцінка ефективності згенерованого контенту
λ_i	– вагові коефіцієнти у функції корисності
w_i	– вагові коефіцієнти компонент інтегральної якості
S_i	– коефіцієнт стійкості системи до змін параметрів
n_{iter}	– кількість ітерацій під час інференсу
d_{model}	– розмірність латентного простору моделі
α	– коефіцієнт обчислювальної складності однієї ітерації
r_t^*	– оптимальний промпт у момент часу (t)
F	– критерій дисперсійного аналізу ANOVA
t	– статистичний критерій t-тесту
p	– рівень статистичної значущості
$\overline{Q_{total}}$	– середнє значення інтегральної ефективності

ВСТУП

Актуальність теми. Сучасний розвиток цифрових технологій, поширення штучного інтелекту та інструментів машинного навчання кардинально змінюють підходи до управління рекламними процесами.

У системах програматик-реклами, що функціонують у режимі реального часу (RTB, Real-Time Bidding), ключову роль відіграють DSP-платформи (Demand-Side Platform), які здійснюють автоматизовану купівлю рекламних показів на основі прогнозування поведінки користувачів та вартості показу.

Традиційні DSP-архітектури, засновані на аналітичних моделях і статистичних алгоритмах, демонструють обмеження у швидкості адаптації до змін контексту, а також у здатності створювати динамічно релевантний контент.

Поява мультимодальних генеративних моделей (LLM, Diffusion, CLIP, GAN) відкрила можливість переходу до нового етапу розвитку DSP – систем, які здатні не лише аналізувати, а й створювати персоналізований рекламний контент, узгоджений із поведінковими, семантичними та контекстними характеристиками користувача.

Водночас для ефективного впровадження таких моделей необхідні нові методи інтеграції, адаптивного навчання та когнітивного оцінювання якості згенерованого контенту.

У цьому контексті актуальним є наукове завдання розроблення методичних і математичних засад побудови удосконаленої DSP-платформи, що поєднує аналітичні та генеративні механізми, забезпечує самооцінювання ефективності контенту і має властивості когнітивної адаптації.

Розв'язання цього завдання дозволяє перейти від класичних рекламних систем до інтелектуальних когнітивно-генеративних платформ,

які самонавчаються на основі зворотного зв'язку користувача та динамічно формують комунікаційні повідомлення.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами.

Дисертаційна робота була виконана в рамках:

- госпдоговірної науково-дослідної роботи «Комплексна розробка прикладних IT-рішень для підвищення продуктивності комп'ютерних систем у комерційному та соціальному секторі» (Державний реєстраційний номер 0125U003178), Державного університету інформаційно-комунікаційних технологій.

Мета і завдання дослідження. Метою роботи є розроблення теоретичних і практичних засад удосконалення DSP-платформи шляхом інтеграції мультимодальних генеративних моделей, RLHF-механізмів (Reinforcement Learning with Human Feedback) та методу когнітивного оцінювання ефективності згенерованого контенту.

Для досягнення мети необхідно було вирішити наступні **задачі**:

1. Проаналізувати сучасні підходи до персоналізації рекламного контенту в DSP-платформах і визначити проблеми інтеграції генеративних моделей.
2. Розробити метод інтеграції мультимодальних генеративних моделей у DSP-платформи для формування динамічного рекламного контенту.
3. Побудувати модель адаптивного таргетингу з генерацією текстових промптів на основі поведінкових ознак користувачів.
4. Розробити метод оцінювання ефективності згенерованого контенту з урахуванням візуальної, семантичної та поведінкової складових.
5. Провести експериментальну перевірку запропонованих моделей і оцінити ефективність їх впровадження.

Об'єктом дослідження є процес адаптивного формування персоналізованого рекламного контенту в DSP-платформах на основі мультимодальних даних.

Предметом дослідження є методи інтеграції мультимодальних генеративних моделей, алгоритми RLHF-адаптації та когнітивного оцінювання ефективності контенту в архітектурі DSP.

Методи дослідження. У роботі використано комплекс методів:

- математичне моделювання та функціональний аналіз для формалізації процесів інтеграції моделей;
- глибинне навчання (Deep Learning) і RLHF (Reinforcement Learning with Human Feedback) для побудови адаптивного таргетингу;
- методи когнітивного моделювання для оцінювання узгодженості між модальностями контенту;
- статистичний аналіз та байєсівська оптимізація для вибору оптимальних параметрів системи;
- експериментальні методи для перевірки ефективності запропонованих алгоритмів у реальному середовищі DSP.

Наукова новизна отриманих результатів полягає в наступному:

1. Вперше розроблено метод інтеграції мультимодальних генеративних моделей у DSP-платформу, який, на відміну від існуючих підходів, за рахунок узгодження текстових, візуальних та контекстних модальностей у спільному латентному просторі на основі моделей типу CLIP / Multimodal LLM, використання механізму перетворення поведінкових ознак користувача у генеративні промпти (prompt engineering на основі feature mapping), оптимізації процесу інференсу через зменшення розмірності латентного простору та керування кількістю ітерацій генерації та впровадження кешування та потокової обробки (Kafka, Redis) для скорочення затримок у RTB-середовищі, дозволило забезпечити цілісне

когнітивно узгоджене представлення контенту, підвищити релевантність згенерованих креативів та скоротити час генерації.

2. Вперше запропоновано модель адаптивного таргетингу, яка, на відміну від існуючих моделей, за рахунок використання RLHF (Reinforcement Learning with Human Feedback) для формування політики показів з урахуванням як поведінкових, так і когнітивних оцінок, введення інтегральної метрики ефективності контенту, що об'єднує семантичну узгодженість, візуальну якість, поведінкові реакції (CTR, CVR), формалізації функції корисності рекламного показу як багатокритеріальної оптимізаційної задачі та використання механізму динамічної генерації промптів на основі профілю користувача, дозволило здійснювати контекстно-залежну адаптацію рекламної стратегії в реальному часі та забезпечило зниження кількості неефективних показів.

3. Удосконалено математичну модель системної ефективності DSP-платформи, яка, на відміну від існуючих моделей, за рахунок формування інтегрального критерію ефективності, що об'єднує когнітивні параметри (якість контенту), поведінкові параметри (CTR, CVR), економічні параметри (CPM, ROAS), введення вагових коефіцієнтів для балансування впливу складових у функції ефективності, урахування вартості інференсу та обчислювальної складності генерації як окремого фактора оптимізації та формалізації синергетичного ефекту інтеграції генеративних та адаптивних компонентів, дозволило здійснювати комплексну оцінку ефективності DSP-платформи та оптимізувати її роботу з урахуванням як якості контенту, так і витрат ресурсів, що забезпечило зростання інтегрального показника ефективності і отримання синергетичного ефекту інтеграції.

Практичне значення отриманих результатів. Практичне значення одержаних результатів полягає у розробленні та експериментальній валідації моделей, методів і алгоритмічних рішень, які забезпечують

підвищення ефективності функціонування інтелектуальних DSP-платформ персоналізованої цифрової реклами за рахунок інтеграції мультимодальних генеративних технологій, адаптивного таргетингу та комплексного когнітивного оцінювання контенту.

Розроблений метод інтеграції мультимодальних генеративних моделей у DSP-платформу може бути використаний при створенні систем автоматизованої генерації рекламного контенту та креативів, що забезпечує скорочення часу генерації на 56%, що є критично важливим для систем реального часу.

Запропонована модель адаптивного таргетингу на основі навчання з підкріпленням із використанням людського зворотного зв'язку та когнітивного оцінювання контенту може бути впроваджена у програматик-системах для:

- зниження частки неефективних рекламних показів на 32%;
- підвищення середньої ефективності контенту на 15,6%;
- забезпечення більш точного врахування поведінкових і когнітивних характеристик користувачів.

Удосконалена математична модель оцінювання системної ефективності DSP-платформи, яка враховує когнітивні, поведінкові та економічні параметри, може бути застосована для оптимізації прийняття рішень у цифрових рекламних системах та дозволяє досягти:

- зростання інтегрального показника ефективності на 19,4%;
- отримання синергетичного ефекту інтеграції на рівні 6,2%.

Розроблені рішення можуть бути впроваджені у:

- системах програматик-реклами для оптимізації медіа-розміщення та підвищення рівня персоналізації рекламного контенту;
- системах Dynamic Creative Optimization (DCO) для автоматизованої генерації та адаптації рекламних повідомлень у режимі реального часу;

- інтелектуальних рекомендаційних системах та когнітивних аналітичних платформах;

- дослідницьких та прикладних системах, пов'язаних із інтеграцією генеративних та когнітивних інформаційних технологій.

Практична реалізація результатів підтверджена створенням експериментальної DSP-платформи, у межах якої апробовано запропоновані методи та моделі. Отримані результати демонструють їхню промислову придатність, масштабованість та конкурентоспроможність у порівнянні з існуючими рішеннями.

Структура та обсяг роботи. Дисертаційна робота складається зі вступу, трьох розділів, висновків, списку використаних джерел та додатків.

Загальний обсяг роботи – 175 сторінок, містить 24 рисунки, 33 таблиці і 128 формул.

Результати дослідження опубліковано у 9 наукових працях, серед яких статті у фахових виданнях та матеріали конференцій.

РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ТА МЕТОДОЛОГІЧНІ ОСНОВИ ІНТЕГРАЦІЇ ГЕНЕРАТИВНИХ МОДЕЛЕЙ У DSP-ПЛАТФОРМИ

Стрімкий розвиток технологій штучного інтелекту, машинного навчання та обробки великих даних спричинив кардинальні зміни у способах взаємодії людини з цифровими системами [1]. Особливо інтенсивно ці зміни проявляються у сфері цифрової реклами, яка з традиційного маркетингового інструменту перетворилася на високотехнологічну екосистему аналізу, прогнозування та автоматичного формування контенту [2].

Використання Big Data, аналітики поведінкових моделей і нейромережових алгоритмів дало змогу рекламним платформам здійснювати мільйони операцій торгів у режимі Real–Time Bidding (RTB), забезпечуючи покази реклами з урахуванням аудиторних характеристик користувача [3]. Центральним компонентом цієї системи є Demand–Side Platform (DSP) – програмно–технічний комплекс, який автоматизує закупівлю рекламного інвентарю, оптимізує витрати та підвищує точність таргетингу [4].

Попри досягнутий рівень автоматизації, глибока персоналізація рекламного контенту досі залишається обмеженою [5]. Більшість існуючих DSP–платформ функціонують на основі статичних креативів – заздалегідь підготовлених банерів, відео чи текстових оголошень. Такий підхід не враховує індивідуальні особливості користувача у момент показу реклами, не дозволяє адаптувати контент до контексту поведінки та вимагає значних витрат часу на створення численних варіантів креативів. У результаті рекламні кампанії залишаються лише частково персоналізованими, а ефективність взаємодії з користувачем не досягає потенційно можливого рівня.

Останні досягнення у сфері мультимодальних генеративних моделей (Generative AI) – зокрема розвиток дифузійних моделей, трансформерів і

великих мультимодальних мовних моделей (Multimodal LLMs) – відкрили принципово нові можливості для створення унікального контенту [7], [8]. Такі моделі здатні генерувати текст, зображення або відео на основі опису чи поведінкових даних користувача, що дає підстави розглядати їх як потенційний елемент нової архітектури DSP–платформ [9].

Інтеграція генеративних механізмів у систему прийняття рішень DSP дає змогу не лише прогнозувати ефективність показу, а й динамічно створювати контент, максимально релевантний поточним інтересам користувача [10].

Перший розділ дисертації має на меті систематизувати теоретичні засади побудови DSP–платформ і проаналізувати існуючі підходи до персоналізації рекламного контенту [11]. У межах розділу:

1. здійснено огляд сучасного стану цифрової реклами та еволюції архітектури DSP–платформ у контексті розвитку програматик–технологій;
2. наведено класифікацію методів персоналізації – від класичних контекстних і поведінкових підходів до сучасних моделей на основі глибинного та підкріплювального навчання [12];
3. розглянуто розвиток генеративних моделей (GAN, Diffusion, Multimodal LLMs) і визначено їхній потенціал для інтеграції у рекламні системи [13];
4. окреслено основні наукові проблеми, що стримують впровадження мультимодальних генеративних технологій у DSP–архітектури: синхронізацію аналітичних і генеративних процесів, оптимізацію обчислювальних ресурсів, забезпечення приватності даних і формалізацію критеріїв оцінювання якості згенерованого контенту [14].

Отже, у цьому розділі створено теоретичне підґрунтя для подальшого дослідження архітектурних і алгоритмічних рішень, спрямованих на удосконалення DSP–платформи шляхом інтеграції мультимодальних генеративних моделей.

1.1 Сучасний стан цифрової реклами та архітектури DSP–платформ

Розвиток цифрових технологій, глобальної мережевої взаємодії та інструментів штучного інтелекту призвів до глибоких трансформацій у рекламній галузі [15]. Цифрова реклама (digital advertising) перетворилася на складну багаторівневу систему, що базується на аналізі великих даних, прогнозуванні поведінки користувачів і автоматизації процесів управління рекламними кампаніями.

За даними міжнародних аналітичних агентств (Statista, IAB Europe, WARC), обсяг глобального ринку цифрової реклами у 2024 році перевищив 600 млрд доларів США, а частка програматик–реклами сягнула понад 70% від загального обсягу [16]. Така динаміка пояснюється ефективністю використання даних та алгоритмічних моделей для персоналізованої взаємодії з аудиторією.

Провідним підходом до автоматизації управління рекламними кампаніями є Programmatic Advertising – технологічна парадигма, яка забезпечує купівлю та продаж рекламних показів у режимі реального часу (Real–Time Bidding, RTB) на основі алгоритмічного прийняття рішень [17].

У межах цієї екосистеми взаємодіють кілька ключових компонентів:

- Demand–Side Platform (DSP) – платформа, що представляє інтереси рекламодавців і здійснює автоматизовану закупівлю показів реклами через аукціони.
- Supply–Side Platform (SSP) – система для власників сайтів і мобільних додатків, яка продає доступні рекламні площини.
- Ad Exchange – біржа реклами, що виступає посередником між DSP і SSP, узгоджуючи попит і пропозицію.
- Data Management Platform (DMP) – сховище та аналітична система для збору, сегментації й управління аудиторними даними.

– Ad Server – інфраструктурний компонент, що забезпечує доставку креативів кінцевим користувачам [18].

Саме DSP–платформа є ядром цієї системи, оскільки вона поєднує аналітику, прогнозування, таргетинг і управління торгами, приймаючи рішення щодо участі в кожному RTB–аукціоні за кілька мілісекунд. Її головна мета – максимізувати ефективність рекламних витрат (ROI) шляхом точного вибору аудиторії та релевантного контенту [19].

Сучасна DSP–платформа – це складна програмно–апаратна система з високими вимогами до продуктивності, масштабованості та затримки обробки запитів. Типову архітектуру DSP можна описати у вигляді набору взаємопов’язаних модулів (рисунок 1.1) [20]:

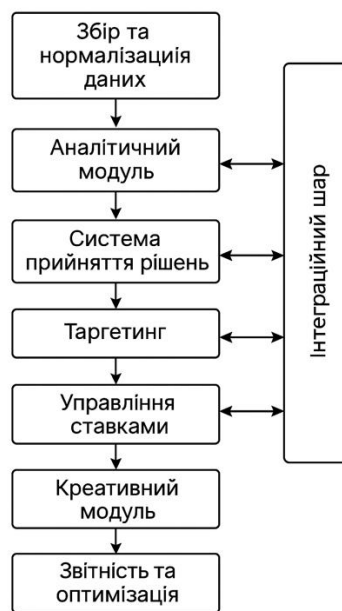


Рис. 1.1 Архітектура DSP–платформи

1. Модуль збору та нормалізації даних (Data Ingestion Module). Здійснює агрегацію інформації з різних джерел – cookies, мобільних ідентифікаторів, CRM–систем, сенсорних пристроїв. Дані очищуються, структуруються та зберігаються у сховищах (Data Lake, NoSQL), що забезпечує подальшу аналітичну обробку.

2. Аналітичний модуль (Analytics Engine). Виконує кластеризацію користувачів, прогнозує ймовірність кліку (CTR Prediction) або конверсії

(CVR Prediction) за допомогою методів машинного навчання – логістичної регресії, XGBoost, нейронних мереж, трансформерів тощо.

3. Система прийняття рішень (Decision Engine). Аналізує запит від рекламної біржі, обчислює очікувану ефективність показу та визначає доцільність участі у торгах. У цьому модулі часто застосовуються реінфорсмент–моделі (Reinforcement Learning) для адаптивного управління ставками.

4. Модуль таргетингу (Targeting Module). Забезпечує відбір користувачів за демографічними, поведінковими, контекстними та психографічними характеристиками. Сучасні DSP–системи реалізують гібридні методи таргетингу, які поєднують правила, предиктивні моделі та семантичний аналіз контенту сторінок.

5. Модуль управління ставками (Bid Manager). Формує цінову пропозицію відповідно до прогнозованих метрик CTR/ROI і обмежень бюджету. Оптимізація ставок часто виконується на основі градієнтних методів або стратегій багаторуких бандитів (multi–armed bandits).

6. Креативний модуль (Creative Delivery Engine). Відповідає за вибір рекламного матеріалу, який буде показано користувачу. У більшості систем цей модуль працює зі статичними шаблонами банерів або відео. Саме його обмежена гнучкість є головним вузьким місцем для персоналізації контенту.

7. Інтеграційний шар (Integration Layer). Забезпечує обмін даними з зовнішніми системами через стандартизовані протоколи (OpenRTB, VAST, VPAID, JSON API) та керує мережею партнерських підключень (SSP, DMP, Ad–Exchanges).

8. Модуль звітності та оптимізації (Reporting and Feedback Module). Збирає дані про результати кампаній, обчислює показники CTR, CPM, CPA, Conversion Rate, Engagement Rate, формує аналітичні звіти та забезпечує зворотний зв'язок для оновлення моделей.

Таке модульне структурування дає змогу DSP–платформам бути масштабованими, гнучкими та придатними для інтеграції нових компонентів— зокрема генеративних модулів, що є предметом подальшого дослідження.

Розвиток DSP–технологій можна умовно поділити на три покоління:

- Покоління I (2010–2015 рр.) – централізовані системи з мінімальним рівнем аналітики [21], які використовували статичні правила таргетингу та cookie–ідентифікатори.
- Покоління II (2016–2020 рр.) – хмарні DSP–платформи з використанням машинного навчання для прогнозування CTR і автоматичного управління ставками. Основні приклади – Google Display & Video 360, Amazon DSP, The Trade Desk [22].
- Покоління III (з 2021 р.) – інтелектуальні DSP–платформи, побудовані на глибинних нейронних мережах і мультимодальних моделях, які здатні не лише прогнозувати ефективність, а й генерувати персоналізований контент у реальному часі. Це так звані Generative DSP–системи (G–DSP), що інтегрують LLM–модулі для тексту та diffusion–моделі для зображень [23].

Така еволюція демонструє перехід від аналітичної автоматизації до контент–орієнтованої інтелектуалізації, коли система не лише визначає, кому показати рекламу, але й що саме показати користувачу.

На сучасному етапі розвитку галузі спостерігаються такі ключові тенденції:

1. Інтеграція штучного інтелекту та глибинного навчання – моделі Deep Learning (DL) і Graph Neural Networks (GNN) забезпечують прогнозування поведінки користувачів та побудову складних сегментів аудиторії.

2. Масштабовані обчислення в реальному часі – використання потокових платформ (Apache Kafka, Flink, Spark Streaming) для обробки мільйонів запитів за секунду.

3. Забезпечення приватності даних – перехід від third-party cookies до моделей Privacy Sandbox, Federated Learning, Data Clean Rooms згідно з вимогами GDPR.

4. Автоматизована генерація креативів (Generative Advertising) – поява генеративних модулів на основі Diffusion Models, GAN, LLM, які створюють унікальні рекламні матеріали на основі профілю користувача.

5. Використання Reinforcement Learning (RL) – динамічне оновлення стратегій торгів для максимізації CTR і ROI.

6. Мікросервісна архітектура та контейнеризація – використання Kubernetes, Docker, Service Mesh для підвищення гнучкості та масштабованості.

7. Мультимодальна персоналізація – інтеграція моделей, здатних одночасно аналізувати текст, зображення, відео й аудіо (GPT-4o, Claude 3, Gemini 1.5, Runway), що відкриває можливість повної синхронізації контенту з поведінковим профілем користувача [24].

Попри високий рівень технологічного розвитку, у сучасних DSP-платформах залишаються нерозв’язаними низка проблем:

- Обмежена персоналізація контенту через використання статичних або частково динамічних креативів.

- Високі обчислювальні витрати при інтеграції генеративних моделей у RTB-цикли (латентність і енергоспоживання).

- Відсутність уніфікованих методів формалізації процесів генерації креативів на основі поведінкових і контекстних даних.

- Проблеми оцінювання якості згенерованого контенту – необхідність поєднання кількісних (CTR, Conversion Rate) і якісних (естетика, релевантність, семантична узгодженість) критеріїв.

- Конфлікт між приватністю даних і рівнем персоналізації – баланс між ефективністю реклами та захистом користувацьких даних.

- Неузгодженість між аналітичними й генеративними модулями, що ускладнює побудову єдиної оптимізаційної моделі в реальному часі [25].

Таким чином, сучасний стан цифрової реклами характеризується переходом від класичних систем аналітичного таргетингу до інтелектуальних платформ, здатних виконувати повний цикл – від аналізу поведінки користувача до генерації персоналізованого контенту.

Проте інтеграція мультимодальних генеративних моделей у структуру DSP–платформ залишається складним науковим завданням, яке потребує розроблення методичних підходів, архітектурних рішень та алгоритмів синхронізації аналітичних і генеративних процесів у реальному часі.

1.2 Методи персоналізації рекламного контенту

Персоналізація рекламного контенту є ключовим чинником підвищення ефективності цифрової реклами [26], оскільки вона забезпечує відповідність між інтересами користувача та змістом рекламного повідомлення. У сучасних інформаційних системах персоналізація виконує подвійну функцію: аналітичну (збір, інтерпретація та прогнозування поведінкових характеристик користувача) і генеративну (формування контенту, релевантного цим характеристикам) [27].

Метою цього підрозділу є аналіз існуючих підходів до персоналізації рекламного контенту, їх класифікація, порівняння ефективності та визначення передумов для інтеграції мультимодальних генеративних моделей у DSP–платформи [28].

Персоналізацію в системах цифрової реклами можна класифікувати за різними ознаками. Найбільш поширеною є класифікація за принципом використання даних та способу прийняття рішень (рисунок 1.2) [29]:

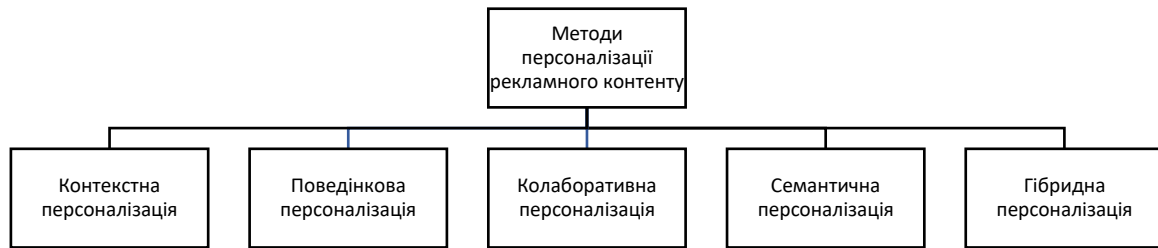


Рис. 1.2. Класифікація методів персоналізації рекламного контенту

Для систематизації розглянутих підходів до персоналізації рекламного контенту наведено порівняльну характеристику методів (табл. 1.1) [30].

Таблиця демонструє переваги та обмеження кожного підходу, а також типові алгоритми, що застосовуються у сучасних DSP-платформах [31].

Таблиця 1.1

Порівняльна характеристика методів персоналізації рекламного контенту

№	Метод персоналізації	Основна ідея	Тип використаних даних	Переваги	Недоліки
1	Контекстна	Враховує поточний контекст (тему сторінки, ключові слова, пристрій, час)	Контекстні ознаки без історії користувача	Висока швидкодія, не потребує персональних даних	Низька точність, не враховує історію поведінки
2	Поведінкова	Аналізує історію дій користувача (кліки, запити, перегляди)	Поведінкові журнали, cookie, логи	Висока релевантність, персоналізовані рекомендації	Вимагає багато даних, проблеми приватності
3	Колаборативна	Зіставлення користувачів із подібними інтересами	Матриця взаємодій користувач–контент	Добре працює у великих системах	Проблема «холодного старту», чутливість до шуму
4	Семантична	Аналізує зміст і значення контенту та запитів	Текстові ембеддинги, семантичні вектори	Глибоке розуміння контексту	Високі обчислювальні витрати

5	Гібридна	Комбінує кілька методів (поведінковий + контекстний + семантичний)	Змішані дані користувачів і контенту	Найвища точність і гнучкість	Складність реалізації
6	Генеративна	Формує новий контент відповідно до профілю користувача	Поведінкові та текстові дані, зображення	Динамічна адаптація, унікальні креативи	Висока вартість обчислень

1. Контекстна персоналізація (Contextual Personalization)

Ґрунтується на аналізі поточного контексту взаємодії користувача з контентом – наприклад, тематики веб-сторінки, ключових слів, часу доби або пристрою доступу [32].

Математично це можна подати як відображення:

$$f_c: C \rightarrow A \quad (1.1)$$

де C – множина контекстних ознак, A – множина можливих рекламних дій (показів). Такий підхід є швидким і не потребує зберігання персональних даних, однак має обмежену точність [33], оскільки не враховує історію користувача.

2. Поведінкова персоналізація (Behavioral Personalization)

Використовує історію дій користувача: кліки, пошукові запити, тривалість перегляду, взаємодію із соцмережами [34].

Процес формування контенту розпочинається зі збору користувацьких даних.

Кожен користувач у системі представлений вектором ознак, що описує його поведінкові та контекстні характеристики:

$$U = (x_1, x_2, \dots, x_n), \quad (1.2)$$

де x_i – показник активності користувача за певною категорією контенту.

Алгоритм прогнозує ймовірність взаємодії (наприклад, кліку) за допомогою моделі:

$$P(\text{click} \mid u_i, a_j) = \sigma(w^T x_{ij}), \quad (1.3)$$

де x_{ij} – ознаки користувача й оголошення, w – вектор параметрів, σ – сигмоїдна функція. Цей метод є базовим для більшості сучасних DSP [35].

3. Колаборативна персоналізація (Collaborative Filtering)

Ґрунтується на принципі «користувачі зі схожими інтересами взаємодіють зі схожим контентом» [36].

Якщо позначити матрицю взаємодій:

$$\widehat{r_{ui}} = p_u^T q_i, \quad (1.4)$$

де, p_u^T і q_i – латентні вектори користувача та оголошення відповідно.

Цей метод ефективний у великих системах, проте чутливий до проблеми холодного старту [37].

4. Семантична персоналізація (Semantic Personalization)

Використовує методи Natural Language Processing (NLP) для аналізу смислового змісту контенту та пошукових запитів [38].

Семантична близькість між користувачем і рекламним повідомленням обчислюється через косинусну схожість:

$$S(u, a) = \frac{v_u \cdot v_a}{|v_u| |v_a|}, \quad (1.5)$$

де v_u , v_a – векторні представлення користувача та оголошення, отримані, наприклад, через Word2Vec, BERT, CLIP або Sentence–Transformers.

Цей підхід дозволяє формувати більш змістовну персоналізацію на рівні значень, а не ключових слів.

5. Гібридна персоналізація (Hybrid Personalization)

Поєднує кілька попередніх методів – контекстний, поведінковий і семантичний – у єдину модель [39].

Формально гібридну оцінку можна подати як:

$$R^* = \alpha R_b + \beta R_c + \gamma R_s, \quad (1.6)$$

де R_b , R_c , R_s – поведінкова, контекстна й семантична компоненти відповідно; $\alpha + \beta + \gamma = 1$. Цей підхід є основою адаптивного таргетингу в сучасних DSP–платформах [40].

У сучасних DSP–системах активно застосовуються алгоритми машинного та глибокого навчання для прогнозування поведінки користувачів і підбору оптимального контенту [41]. Основні групи таких методів:

1. Лінійні моделі прогнозування (Logistic Regression, FM, FFM)

Застосовуються для оцінювання ймовірності кліку (CTR Prediction). Модель факторизаційних машин (FM) описується як:

$$\hat{y}(x) = w_0 + \sum_i w_i x_i + \sum_i \sum_{j>i} \langle v_i, v_j \rangle x_i x_j, \quad (1.7)$$

що дозволяє враховувати взаємодію ознак без явної комбінації [42] їх у навчальному наборі.

2. Моделі глибокого навчання (Deep Learning)

Використовуються для автоматичного виділення складних закономірностей у великих наборах даних.

Приклади архітектур: DeepFM, Wide&Deep, DeepCTR, DLRM (Deep Learning Recommendation Model) [43]. Вони забезпечують точнішу персоналізацію, але потребують значних обчислювальних ресурсів.

3. Методи підкріплювального навчання (Reinforcement Learning, RL)

Застосовуються для оптимізації динамічного показу реклами [44]. Стан системи (профіль користувача) перетворюється на дію (вибір оголошення), а винагорода визначається через CTR або конверсію.

Задача оптимізації формулюється як:

$$\pi^* = \arg \max_{\pi \in \Pi} [\sum_{t=0}^T \gamma^t r_t], \quad (1.8)$$

Де π – політика прийняття рішень, γ – коефіцієнт дисконту.

RL моделі здатні навчатися у реальному часі, адаптуючись до змін у поведінці користувачів.

4. Мультимодальні моделі (Multimodal Models)

Синтезують інформацію з різних типів даних – текстових, візуальних, аудіо та поведінкових сигналів [45].

Приклади: CLIP (OpenAI), BLIP-2, GPT-4o, Gemini 1.5, які використовують трансформерну архітектуру для спільного представлення зображень і текстів у єдиному латентному просторі.

У системах реклами такі моделі можуть оцінювати семантичну відповідність між рекламним зображенням і намірами користувача, що значно підвищує релевантність креативів.

Найновіший напрям у розвитку персоналізації – генеративна персоналізація (Generative Personalization), яка передбачає не лише вибір, а й створення нового контенту для користувача.

Залежно від типу моделі, виділяють:

1. Generative Adversarial Networks (GAN) – застосовуються для створення унікальних рекламних зображень з урахуванням цільових атрибутів аудиторії.

2. Diffusion Models (Stable Diffusion, DALL·E, Midjourney) – використовуються для генерації високоякісних візуальних креативів у реальному часі.

3. Multimodal LLMs (GPT-4o, Claude 3.5, Gemini) – здатні поєднувати текстову, візуальну та поведінкову інформацію для побудови інтерактивних рекламних повідомлень.

Інтеграція таких моделей у DSP-платформи створює основу для переходу до динамічної персоналізації – коли система не лише передбачає, що показати користувачу, а й генерує відповідний контент автоматично.

Аналіз показав, що методи персоналізації еволюціонували від простих контекстних алгоритмів до інтелектуальних мультимодальних моделей, здатних обробляти різні типи даних та створювати релевантний контент у реальному часі.

Найбільш перспективним напрямом є інтеграція генеративних та аналітичних компонентів у єдину DSP–архітектуру, що дозволить забезпечити глибоку персоналізацію, підвищити показники CTR і зменшити витрати на підготовку рекламних матеріалів.

1.3 Розвиток генеративних моделей (GAN, Diffusion, Multimodal LLMs)

Генеративне моделювання є одним із ключових напрямів розвитку штучного інтелекту [46]. На відміну від дискримінативних моделей, які виконують класифікацію чи регресію, генеративні моделі здатні відтворювати нові дані, що мають статистичну схожість із навчальними прикладами [47].

Формально генеративна модель будує апроксимацію розподілу ймовірностей даних $P_\theta(x)$, наближену до реального розподілу $P_{data}(x)$:

$$P_\theta(x) \approx P_{data}(x), \quad (1.9)$$

де θ – параметри моделі.

Основна мета генеративного підходу полягає у здатності відтворювати семантичні та структурні властивості вихідних даних, що дозволяє створювати нові зображення, тексти, відео чи аудіо, які виглядають реалістично [48].

Початком сучасної ери генеративних моделей вважають розробку Generative Adversarial Networks (GAN), запропоновану І. Гудфеллоу у 2014 році [49]. GAN складається з двох нейронних мереж – генератора G і дискримінатора D , які змагаються між собою у процесі навчання [49].

Генератор $G(z; \theta_g)$ отримує випадковий вектор шуму $z \sim P_z(z)$ і створює синтетичний зразок $G(z)$, який має бути схожим на реальні дані.

Дискримінатор $D(x; \theta_d)$ оцінює, наскільки згенерований зразок відповідає реальному розподілу [49].

Функція втрат GAN визначається як мінімаксна задача:

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim P_{data}(x)} [\log D(x)] + E_{z \sim P_z(z)} [\log (1 - D(G(z)))]. \quad (1.10)$$

У процесі навчання дискримінатор намагається правильно розпізнати фейкові дані, а генератор – обдурити дискримінатор, генеруючи реалістичні приклади [49].

Модифікації GAN включають:

- DCGAN (Deep Convolutional GAN) – використання згорткових шарів для зображень [50];
- WGAN – мінімізація відстані Вассерштейна для стабільнішого навчання [51];
- StyleGAN / StyleGAN2 – багаторівневе управління ознаками стилю зображення, що дозволяє створювати фотореалістичні зображення осіб або предметів [52];
- CycleGAN – перетворення між доменами без пар даних (наприклад, зображення «літо → зима») [53].

У сфері реклами GAN знайшли застосування для створення варіацій рекламних зображень, динамічної генерації фону, або для автоматичного редизайну елементів банера відповідно до тематики кампанії [54].

Дифузійні моделі стали наступним етапом розвитку генеративного III. Вони базуються на ідеї поступового руйнування (diffusion) даних шляхом додавання шуму, а потім – зворотного процесу відновлення (denoising) [55], який і навчає модель генерувати дані з випадкових шумів.

Процес додачі шуму описується стохастичним рівнянням:

$$q(x_t | x_{t-1}) = \mathcal{N}(x_t; \sqrt{1 - \beta_t} x_{t-1}, \beta_t I), \quad (1.11)$$

де β_t – коефіцієнт варіації шуму на кроці t [55].

Навчання відбувається шляхом апроксимації оберненого процесу:

$$p_\theta(x_{t-1} | x_t) = \mathcal{N}(x_{t-1}; \mu_\theta(x_t, t), \Sigma_\theta(x_t, t)) \quad (1.12)$$

Завдяки поступовій реконструкції даних із шуму модель навчається створювати нові вибірки, які візуально не відрізняються від реальних [55].

Сучасні реалізації:

- DDPM (Denoising Diffusion Probabilistic Model) – базова модель із покроковим відновленням;
- Stable Diffusion – оптимізована версія з латентним простором, яка дозволяє створювати зображення з текстових описів (prompt);
- Imagen, Midjourney, DALL·E 3 – комерційні системи, що поєднують дифузійні процеси з великими мовними моделями для розуміння запитів [56], [57].

У контексті рекламних технологій дифузійні моделі дозволяють генерувати візуальні креативи в реальному часі на основі текстових описів, що дає змогу динамічно змінювати зображення відповідно до цільової аудиторії [58].

Новітній етап розвитку генеративного штучного інтелекту пов'язаний з інтеграцією мультимодальності – здатності обробляти кілька типів даних (текст, зображення, аудіо, відео). Такі системи поєднують лінгвістичні, візуальні та семантичні представлення у спільному латентному просторі [59].

Основна ідея полягає в тому, що для кожної модальності (текст, зображення, аудіо) формується власне векторне подання h_m , яке потім узгоджується через кросмодальні механізми:

$$h_{joint} = f(h_{text}, h_{image}, h_{audio}), \quad (1.13)$$

де f – інтеграційна функція (трансформер, attention-механізм або енкодер CLIP-типу) [59].

Мультимодальні LLM (наприклад, GPT-4o, Claude 3, Gemini 1.5, LLaVA, Flamingo) здатні:

- розуміти текстові запити, що описують бажаний візуальний контент;
- аналізувати існуючі зображення і контекст взаємодії користувача;

- генерувати персоналізовані рекламні повідомлення, комбінуючи текст, стиль, колірну гаму та композицію [60–62].

У рамках DSP-платформи такі моделі можуть бути інтегровані як генеративний модуль, що формує унікальний креатив на основі поведінкових і контекстних даних користувача [62].

Аналіз сучасних підходів до генеративного моделювання дозволяє узагальнити основні характеристики найпоширеніших архітектур – Generative Adversarial Networks (GAN), Diffusion Models та Multimodal Large Language Models (LLMs).

Кожен із зазначених підходів має власну концепцію формування даних, унікальні переваги та певні обмеження, що визначають доцільність їх використання у конкретних прикладних системах [63].

Таблиця 1.2

Порівняльна характеристика основних типів генеративних моделей

№	Тип моделі	Основний принцип	Переваги	Недоліки	Приклади реалізації
1	GAN (Generative Adversarial Network)	Змагальне навчання двох нейромереж (генератор і дискримінатор)	Висока якість зображень, швидке навчання	Складність стабільної конвергенції, режим «mode collapse»	DCGAN, WGAN, StyleGAN, CycleGAN
2	Diffusion Model	Поступове додавання й видалення шуму для відновлення даних	Стабільне навчання, висока фотореалістичність	Високі обчислювальні витрати, повільна генерація	DDPM, Stable Diffusion, Imagen
3	Multimodal LLM	Спільне навчання на різних типах даних (текст,	Глибока семантична узгодженість, універсальність	Велика обчислювальна складність, потреба у	GPT-4o, Gemini 1.5, Claude 3, LLaVA

		зображення, відео)		великих наборах даних	
--	--	-----------------------	--	--------------------------	--

У таблиці 1.2 наведено порівняльну характеристику основних типів генеративних моделей за ключовими параметрами: принцип роботи, переваги, недоліки та приклади практичних реалізацій.

Як видно з таблиці, GAN забезпечують високу швидкість навчання та здатність до створення реалістичних зображень, однак чутливі до нестабільності під час оптимізації. Дифузійні моделі, навпаки, характеризуються стабільнішим навчанням і високою фотореалістичністю, проте потребують значних обчислювальних ресурсів [63].

Мультимодальні великі мовні моделі (Multimodal LLMs) демонструють найбільшу універсальність – вони здатні обробляти й генерувати текстову, візуальну та аудіоінформацію одночасно, що створює передумови для інтеграції таких систем у DSP-платформи нового покоління.

Таким чином, дані таблиці 1.2 підтверджують, що подальший розвиток генеративних технологій спрямований на об'єднання аналітичних і креативних можливостей моделей у єдину архітектуру з підтримкою мультимодальності та адаптивного навчання.

Інтеграція генеративних технологій у цифрову рекламу відкриває нові можливості:

- автоматична генерація рекламних креативів на основі профілю користувача;
- адаптація зображень і текстів у реальному часі залежно від поведінкових сигналів;
- створення персоналізованих відео або коротких анімацій;
- А/В-тестування контенту через варіативну генерацію стилів;

- зниження витрат на ручне створення великої кількості рекламних матеріалів [64].

Це створює передумови для побудови інтелектуальної DSP-платформи нового покоління, у якій генеративний модуль виступає як автономний агент із динамічним формуванням персоналізованого контенту [65].

У результаті аналізу встановлено, що еволюція генеративних моделей— від GAN до Diffusion та Multimodal LLMs – забезпечила перехід від простої генерації зображень до комплексного створення мультимодального контенту з високим рівнем семантичної узгодженості [65].

Такі моделі мають високий потенціал у сфері цифрової реклами, оскільки дозволяють автоматизувати створення персоналізованих креативів і забезпечити адаптивність рекламних кампаній у режимі реального часу.

1.4 Проблеми інтеграції генеративних моделей у рекламні системи

Інтеграція генеративних моделей у сучасні рекламні системи, зокрема DSP-платформи, відкриває новий рівень персоналізації контенту, проте водночас супроводжується низкою технічних, методологічних і етичних викликів [66].

Генеративні системи (GAN, Diffusion Models, Multimodal LLMs) мають надзвичайно високі обчислювальні вимоги та потребують узгодження з реальними умовами програматик-реклами, де швидкість прийняття рішень вимірюється мілісекундами [67].

Для ефективної інтеграції таких моделей необхідно не лише адаптувати їх до архітектур DSP-платформ, але й розробити методичні

принципи взаємодії між аналітичними, генеративними та таргетинговими модулями системи [68].

Незважаючи на досягнення в галузі генеративного штучного інтелекту, реальне впровадження цих технологій у системи цифрової реклами стикається з низкою обмежень, що пов'язані з обчислювальною складністю, енергоспоживанням, швидкістю генерації та складністю оцінювання якості створеного контенту [69].

Основні групи проблем інтеграції генеративних моделей у рекламні системи наведено на рисунку 1.3 [70]:



Рис. 1.3. Основні проблеми інтеграції генеративних моделей у рекламні системи

Однією з ключових проблем є висока обчислювальна складність генеративних моделей.

Зокрема, процес побудови одного зображення в дифузійних моделях може вимагати сотень ітерацій реконструкції, що несумісно з часовими обмеженнями RTB-аукціонів (Real-Time Bidding), де рішення повинно прийматися протягом 50–100 мс [71].

Формально обчислювальну складність можна оцінити як:

$$T_{gen} = O(n \cdot k), \quad (1.14)$$

де n – кількість кроків дифузії, k – розмір латентного простору. Для реального часу T_{gen} має бути мінімізовано шляхом використання

попередньої генерації, кешування або легких моделей (наприклад, LoRA або DreamBooth-адаптацій) [72].

Інша проблема полягає у сумісності архітектур DSP і генеративних моделей. Більшість промислових DSP використовують мікросервісну структуру з REST- або gRPC-взаємодією, тоді як генеративні системи працюють у режимі пакетного обчислення (batch inference). Це призводить до затримок і перевитрат ресурсів при інтеграції у реальні рекламні аукціони [73].

Необхідне створення проміжного шару (Generative API Gateway) для асинхронної взаємодії між модулями [74].

Крім того, генеративні моделі потребують GPU-ресурсів високої потужності, що підвищує вартість обслуговування рекламних систем.

Проблема масштабування обчислень у багатокористувацькому середовищі стає критичною, особливо при одночасній роботі тисяч запитів на генерацію [75].

Іншою важливою групою викликів є методологічні аспекти формування промтів і оцінювання результатів генерації.

Більшість генеративних систем залежать від текстових інструкцій (prompt engineering), які мають бути семантично узгоджені з профілем користувача [76].

Для рекламних систем проблема полягає у побудові функції перетворення:

$$f: B \rightarrow T, \quad (1.15)$$

де B – множина поведінкових даних користувача, T – простір текстових описів (промтів). Помилка у цьому відображенні може призвести до нерелевантного або неетичного контенту [77].

Також відсутні стандартизовані метрики оцінювання якості згенерованого рекламного контенту.

Поширені показники, як-от FID (Fréchet Inception Distance) або CLIP-Score, не враховують контекстні та психологічні чинники сприйняття реклами [78].

Необхідно створити багатокритеріальну систему оцінювання:

$$Q_{gen} = \alpha \cdot Q_{vis} + \beta \cdot Q_{sem} + \gamma \cdot Q_{rel}, \quad (1.16)$$

де Q_{vis} – візуальна якість, Q_{sem} – семантична узгодженість, Q_{rel} – релевантність користувачу, а коефіцієнти α, β, γ визначають вагу критеріїв [79].

Крім цього, проблема полягає у відсутності формалізованого зворотного зв'язку між користувацькою реакцією (CTR, Engagement) та генеративним процесом [80].

Побудова адаптивної петлі навчання потребує використання методів reinforcement learning with human feedback (RLHF) або contextual bandit-алгоритмів.

Важливим напрямом проблематики є етичні та правові питання.

Генеративні системи можуть створювати контент, який порушує авторське право або містить елементи дискримінації, упередженості чи маніпуляції.

Рекламна сфера є особливо чутливою до цих ризиків, адже результати генерації безпосередньо впливають на споживацьке сприйняття.

Основні виклики:

- авторське право: створені AI-зображення можуть містити стилістичні елементи з навчальних даних, які належать іншим авторам;
- упередженість (bias): генеративні моделі можуть відтворювати соціальні стереотипи;
- приватність: промпти, побудовані на основі поведінкових даних користувачів, можуть розкривати персональну інформацію [81], [82];

- відповідальність за контент: відсутність нормативного визначення, хто несе юридичну відповідальність за згенеровану рекламу [83].

Тому інтеграція генеративних моделей у DSP-платформи повинна супроводжуватися впровадженням етичних фільтрів, детекторів змісту та механізмів валідації контенту перед його публікацією [84].

Ще однією групою проблем є інтероперабельність – тобто забезпечення узгодженої взаємодії між аналітичними, генеративними та рекламними модулями.

У класичних DSP-архітектурах дані про користувача передаються через серію REST-запитів і кешуються в DMP. Генеративні моделі, навпаки, вимагають послідовної передачі латентних векторів і промптів, що не підтримується стандартами OpenRTB [85].

Для вирішення цього завдання необхідна розробка інтеграційного шару (Integration Layer), який реалізує:

1. асинхронну комунікацію між DSP-ядром і генеративним модулем;
2. систему кешування готових креативів;
3. механізм оцінки навантаження та балансування між GPU-серверами;
4. підтримку lightweight-моделей (LoRA, Distilled LLMs) для зменшення латентності.

Проведений аналіз виявив, що інтеграція генеративних моделей у рекламні системи стикається з комплексом проблем, серед яких головними є:

- висока обчислювальна складність і затримка реакції у режимі реального часу;
- відсутність єдиних методів оцінювання якості згенерованого контенту;

- етичні та правові ризики, пов'язані з авторським правом і приватністю;
- недостатня інтероперабельність між модулями DSP-платформ і генеративними моделями [66], [78], [83], [85].

Подолання зазначених проблем потребує створення уніфікованої методики інтеграції генеративних моделей у DSP-платформи, що передбачає оптимізацію архітектури, стандартизацію промптів, оцінювання якості та впровадження етичних фільтрів [84], [85].

1.5 Висновки до першого розділу

У першому розділі проведено комплексний аналіз сучасного стану розвитку цифрової реклами, архітектур DSP-платформ, методів персоналізації рекламного контенту та еволюції генеративних моделей, що становлять теоретичну основу для побудови інтелектуальних рекламних систем нового покоління.

Результати дослідження показали, що сучасні Demand-Side Platform (DSP) системи досягли високого рівня автоматизації процесів закупівлі медіа-інвентарю, проте їхня ефективність обмежена через використання статичних рекламних креативів.

Існуючі методи персоналізації – контекстні, поведінкові, колаборативні, семантичні та гібридні – дозволяють підвищувати релевантність реклами, однак не забезпечують динамічної адаптації контенту під індивідуальні характеристики користувача у реальному часі.

Розвиток мультимодальних генеративних моделей (GAN, Diffusion Models, Multimodal LLMs) відкрив нові можливості для побудови систем, здатних автоматично формувати рекламні матеріали, що відповідають контексту, намірам та поведінці користувачів.

Проте інтеграція таких моделей у структуру DSP-платформ супроводжується низкою технічних, методологічних і етичних проблем, серед яких найважливішими є:

- висока обчислювальна складність генеративних процесів;
- відсутність єдиних метрик оцінювання якості згенерованого контенту;
- потреба у стандартизації промптів і механізмів зворотного зв'язку;
- забезпечення конфіденційності користувацьких даних та дотримання етичних принципів.

На основі проведеного аналізу визначено науково-прикладну проблему, що полягає у відсутності уніфікованої методики інтеграції мультимодальних генеративних моделей у DSP-платформи для динамічного формування персоналізованого рекламного контенту.

Розв'язання цієї проблеми потребує:

1. розроблення методичних засад інтеграції генеративних моделей у архітектуру DSP;
2. створення алгоритмічного забезпечення адаптивного таргетингу з урахуванням поведінкових і контекстних даних;
3. побудови програмного прототипу удосконаленої DSP-платформи, що забезпечує генерацію персоналізованого контенту в режимі реального часу.

Отже, проведений аналіз існуючих DSP-архітектур, моделей прийняття рішень і принципів функціонування програматик-платформ показав, що подальший розвиток таких систем потребує інтеграції генеративних компонентів.

Це забезпечує не лише автоматизацію процесу закупівлі трафіку, а й динамічне формування контенту відповідно до поведінкових, контекстних та семантичних ознак користувачів.

У подальшому розділі розробляється математична модель удосконаленої DSP-платформи, що описує взаємодію генеративних і аналітичних модулів та визначає критерії оптимізації рекламних показів.

РОЗДІЛ 2. МОДЕЛЮВАННЯ УДОСКОНАЛЕНОЇ DSP-ПЛАТФОРМИ НА ОСНОВІ МУЛЬТИМОДАЛЬНИХ ГЕНЕРАТИВНИХ МОДЕЛЕЙ

У попередньому розділі показано, що залучення мультимодальних генеративних моделей (LLM, Diffusion, GAN) дозволяє відійти від суто аналітичного підходу до закупівлі трафіку та перейти до динамічного формування персоналізованого креативу безпосередньо в циклі торгів. Для практичної реалізації цього переходу потрібна методична основа інтеграції та узгоджені математичні моделі, які забезпечують коректну взаємодію аналітичних і генеративних компонентів у межах DSP-платформи з урахуванням обмежень продуктивності, приватності й бренд-безпеки, а також обчислювальної вартості інференсу та затримок у реальному часі.

Метою цього розділу є розроблення методичних засад удосконалення архітектури DSP-платформи шляхом інтеграції мультимодальних генеративних моделей для динамічного створення персоналізованого рекламного контенту та підвищення результативності показів за заданих бюджетних і часових обмежень.

Розділ охоплює три ключові наукові результати дисертації:

1. Метод інтеграції мультимодальних генеративних моделей у DSP-платформи для динамічного формування рекламного контенту.
2. Модель адаптивного таргетингу з генерацією текстових промптів на основі поведінкових ознак користувача.
3. Метод оцінювання ефективності згенерованого контенту з урахуванням візуальної, семантичної та поведінкової складових.

2.1 Постановка задачі та простір даних

Удосконалення архітектури DSP-платформи потребує чіткої математичної та системної постановки задачі, яка описує, яким чином

система приймає рішення про участь у торгах, визначає ставку та обирає оптимальний креатив для конкретного користувача в конкретному контексті [86].

Основною задачею DSP-платформи є прийняття рішення про участь у торгах на основі очікуваної вигоди від показу рекламного контенту.

Очікувану корисність користувача i визначимо як математичне сподівання функції винагороди $r(p_t)$:

$$U_i = \mathbb{E}[r(p_t)], \quad (2.1)$$

де $r(p_t)$ – функція поточної винагороди від показу p_t , а U_i – очікувана корисність для користувача i , яка використовується як критерій оптимізації під час прийняття рішень у DSP-системі.

У сучасних умовах ринок програматик-реклами працює в реальному часі (RTB – *real-time bidding*), де на кожен запит для показу оголошення система має лише декілька десятків мілісекунд для аналізу даних і формування рішення [87]. Тому основою будь-якої DSP є здатність швидко оцінювати очікувану корисність показу на основі багатовимірного простору ознак користувача, контексту та рекламної кампанії [88].

Для формування рішень DSP оперує даними з різних джерел, що мають різну природу, частоту оновлення та обмеження доступу. Усі вхідні сигнали умовно об'єднуємо в чотири основні групи: поведінкові, контекстні, параметри кампанії та мультимодальні ознаки [89].

1. Поведінкові ознаки користувача. Вони описують історію взаємодій користувача з рекламним контентом і вебресурсами. До них належать частота переглядів, кліків, конверсій, час останньої активності, історія тематики переглядів, тип пристрою, операційна система, часові патерни активності (денний або нічний користувач), а також агреговані інтереси. Ці ознаки зазвичай отримують із потокових логів або систем збору подій (*event streaming*) і зберігають у вигляді агрегованих профілів користувачів.

2. Контекстні ознаки. Контекст визначає місце, де буде розміщене оголошення. До таких характеристик належать тип майданчика (сайт чи мобільний застосунок), тематика сторінки, її категорія, формат рекламного слоту, розмір банера, позиція на сторінці, геолокація користувача, тип мережі та час показу. Ці дані надходять у реальному часі через протокол *OpenRTB* під час запиту на участь у торгах.

3. Параметри рекламної кампанії. Ця група визначається рекламодавцем і включає цільову мету (наприклад, максимізацію CTR або зниження CPA), бюджет, розподіл бюджету в часі (*pacing*), допустимі категорії контенту, списки дозволених або заборонених сайтів (*whitelist/blacklist*), а також частотні обмеження показів. Вони задають глобальні рамки, у межах яких DSP має оптимізувати свої рішення.

4. Мультимодальні ознаки. В умовах використання генеративних моделей ці дані стають критичними. До них належать текстові описи сторінки, ключові слова, семантичні теги, а також візуальні характеристики – зображення, кадри з відео, прев'ю контенту або самі рекламні креативи. Для уніфікації ці дані переводяться у спільний латентний простір за допомогою моделей типу CLIP або подібних, які дозволяють порівнювати текстові та візуальні уявлення за спільною мірою подібності [90].

Усі дані проходять попередню обробку, нормалізацію та кодування. З урахуванням політик приватності ідентифікатори користувачів замінюються на псевдонімізовані токени або агрегуються до рівня сегментів. Кожна група ознак має свої часові характеристики: контекстні дані актуальні лише в момент показу, тоді як поведінкові й параметри кампаній можуть бути відносно статичними протягом певного періоду.

Для зручності узагальнимо структуру даних у таблиці.

Таблиця 2.1

Ознаки та джерела даних DSP-платформи

Група ознак	Приклади параметрів	Джерело даних	Тип обробки	Політики та обмеження
Поведінкові	історія кліків, інтереси, тип пристрою, час активності	DWH, стрімінгові логи	агрегування, ембеддинги, згладжування	анонімізація, частотні ліміти
Контекстні	сайт, формат, тематика, гео, час показу	OpenRTB / SSP	нормалізація, кодування, трансформації	категорійні обмеження, бренд-безпека
Параметри кампанії	KPI, бюджет, pacing, whitelist/blacklist	Конфігурація кампаній	нормування, узгодження	бюджетні обмеження, етика
Мультиmodalьні	ключові слова, опис сторінки, прев'ю, ембеддинги зображень	NLP- і візуальні моделі, CDN	перетворення у латентний простір	ліцензування, контроль приватності

Кожний запит на показ розглядається як окреме завдання оптимізації, де система має прийняти рішення про участь у торгах та визначити ставку b_t . Мета полягає у максимізації очікуваної корисності для всіх показів за певний період при обмеженнях на бюджет, затримку відповіді та етичні політики.

Позначимо:

- p_t – імовірність того, що користувач виконає цільову дію (клік, конверсію) у запиті t ;
- v_t – очікувана цінність цієї дії для рекламодавця;
- c_t – фактична ціна виграшу аукціону;
- ω_t – індикатор виграшу торгів ($\omega_t = 1$, якщо ставка $b_t \geq c_t$);
- a_t – рішення про участь (1 або 0).

Очікувана корисність одного показу визначається як різниця між очікуваною користю та вартістю виграшу:

$$\mathbb{E}[U_t] = \omega_t(v_t \cdot p_t - c_t). \quad (2.2)$$

Завдання DSP – максимізувати сумарну очікувану корисність:

$$\max_{\pi_\theta} \mathbb{E}[\sum_{t=1}^T U_t], \quad (2.3)$$

де π_θ – політика прийняття рішень, параметризована вектором θ , який визначає стратегію ставки та участі у торгах на основі ознак користувача, контексту та параметрів кампанії.

При цьому система має дотримуватись таких обмежень [91]:

$$\sum_{t=1}^T c_t \leq B, L_t \leq L_{\max}. \quad (2.4)$$

Тут B – загальний бюджет, а L_t – час відповіді на запит, який не повинен перевищувати встановленого порога L_{\max} .

У процесі роботи DSP дотримується низки операційних вимог, що впливають на формулювання оптимізаційної задачі:

1. Бюджетне обмеження. Сумарні витрати на покази не повинні перевищувати встановлений бюджет. Крім того, бюджет має розподілятися рівномірно протягом кампанії, що запобігає «вигоранню» бюджету на ранніх етапах.

2. Обмеження затримки. Рішення про участь у торгах і формування ставки повинні прийматися в межах кількох десятків мілісекунд. Це зумовлює потребу у спрощених, але точних моделях прогнозування та механізмах кешування результатів.

3. Приватність і етика. Дані користувачів мають бути оброблені з дотриманням вимог GDPR, Privacy Sandbox або аналогічних стандартів. Алгоритми не повинні використовувати чутливі ознаки (стать, релігія, політичні погляди тощо) та мають забезпечувати прозорість і контроль за контентом.

4. Частотні обмеження (frequency capping). Для кожного користувача визначається максимальна кількість показів у заданий період, щоб уникнути надмірного тиску реклами.

5. Обмеження на обчислювальні ресурси. Під час інтеграції генеративних моделей зростає обчислювальне навантаження. Тому вартість інференсу генерації, C_{infer} , має враховуватись у процесі оптимізації, що дозволяє балансувати між якістю згенерованого контенту та затримкою відповіді [92].

На рис. 2.1 наведено узагальнену схему процесу прийняття рішення у DSP. На етапі отримання запиту система збирає контекстні та поведінкові дані, формує вектор ознак ϕ_t , прогнозує ймовірність дії p_t , обчислює очікувану корисність та визначає, чи варто брати участь у торгах [93].



Рис. 2.1 – Схема процесу прийняття рішення DSP-платформи

Таким чином, постановка задачі DSP формулюється як багатокритеріальна оптимізація очікуваної корисності рекламних показів при наявності часових, бюджетних, етичних та обчислювальних обмежень. Система працює в умовах невизначеності – необхідно прогнозувати поведінку користувача та вартість аукціону за обмежений час. Модель успішної DSP повинна не лише максимізувати корисність у короткостроковій перспективі, а й підтримувати стабільність, приватність, контроль за контентом і прогнозованість витрат [94].

Такий підхід створює методологічне підґрунтя для інтеграції генеративних компонентів у процес прийняття рішень, оскільки формалізована модель дозволяє чітко оцінити, в якій частині циклу торгів можливе додавання генерації креативів без порушення обмежень продуктивності, приватності та етики [95].

2.2 Розроблення архітектури інтегрованої системи з генеративним модулем

Інтеграція генеративних моделей у програматик-екосистему відкриває новий рівень інтелектуалізації процесу прийняття рішень у DSP-платформах. Якщо раніше система працювала виключно в межах аналітичної парадигми, спираючись на статистичні прогнози й машинне навчання для оптимізації ставок, то сьогодні до цього додається можливість динамічного створення контенту, що адаптується до конкретного користувача та контексту показу. Саме поєднання аналітичних алгоритмів і генеративних моделей (LLM, Diffusion, GAN, Multimodal Transformers) формує основу нового покоління DSP, здатного не просто передбачати поведінку, а й формувати релевантний, емоційно привабливий контент у реальному часі [98], [99].

У класичній DSP функціонують три основні блоки: модуль прогнозування CTR/CVR, механізм розрахунку ставки (bidding engine) та блок контролю бюджету (pacing). Усі вони працюють із наявними креативами, заздалегідь підготовленими рекламодавцем [96]. Проте така архітектура має низку обмежень: статичність контенту, низький ступінь персоналізації, відсутність адаптації до контексту, обмежена ефективність при зміні аудиторних характеристик. З появою генеративних моделей ці обмеження можна подолати шляхом інтеграції генеративного шару у цикл торгів DSP [97].

Метою розробленої архітектури є створення адаптивної інтелектуальної системи, що об'єднує аналітичну та генеративну обробку даних у єдиний процес. Така система має забезпечувати не лише оптимізацію ставок за стандартною цільовою функцією

$$\mathbb{E}[U_t] = v_t \cdot \hat{p}_t - c_t, \quad (2.5)$$

а й враховувати додаткові параметри – семантичну відповідність креативу контексту показу, часові затримки генерації, вартість обчислень і рівень етичної безпеки контенту. У цьому розширеному формулюванні цільова функція набуває вигляду:

$$\mathbb{E}[U_t] = v_t \cdot \hat{p}_t - c_t + \lambda S_{\text{sem}} - \gamma C_{\text{infer}} - \eta R_{\text{penalty}}, \quad (2.6)$$

де $\lambda, \gamma, \eta \geq 0$ – вагові коефіцієнти, що відображають пріоритет семантичної узгодженості, вартісних обмежень і ризиків політик відповідно. Це рівняння описує повну корисність системи, яка одночасно оптимізує економічні, якісні й етичні аспекти рекламного показу.

На початковому етапі розвитку програматик-реклами DSP виконували роль оптимізаторів ставок [100]. У класичних системах, наприклад Google Display Network чи AppNexus, алгоритм працював у три етапи: отримання запиту від біржі, розрахунок ставки за формулою $b_t = v_t \cdot \hat{p}_t$ та участь у торгах. Весь контент формувався заздалегідь і не змінювався під час показу [101].

З розвитком машинного навчання DSP отримали можливість динамічного прогнозування й автоматичного керування бюджетами. Проте навіть у таких платформах, як The Trade Desk або DV360, контент залишається статичним, а моделі працюють із зафіксованими наборами креативів.

Генеративна архітектура DSP (рис. 2.2) змінює парадигму: система не лише оцінює, але й створює креатив у контексті конкретного користувача, використовуючи поєднання текстових і візуальних моделей. Це перехід від

аналітичної оптимізації до когнітивної системи, яка поєднує прогнозування, синтез і контроль якості [102].

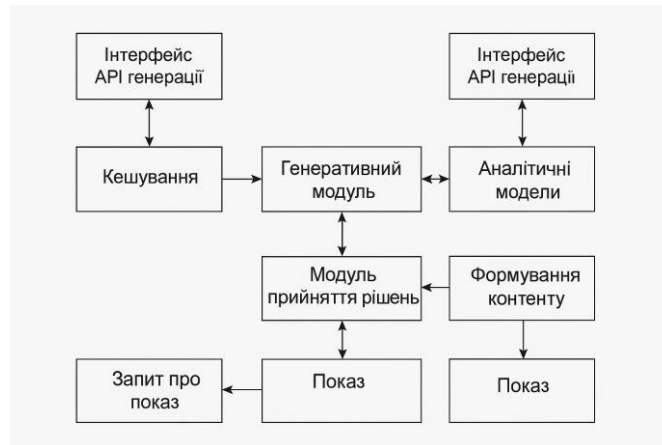


Рис. 2.2 – Архітектура інтегрованої DSP-платформи з генеративним модулем

У запропонованій системі ядром є Decision Engine, який формує рішення про участь у торгах. Цей модуль взаємодіє із блоком Generative API, що відповідає за створення або вибір креативів. Вхідними даними є збагачений вектор ознак користувача та контексту:

$$\Phi_t = [x_t^{(u)}, x_t^{(ctx)}, x_t^{(camp)}, z_t^{(txt)}, z_t^{(img)}], \quad (2.7)$$

де $z_t^{(txt)}$ і $z_t^{(img)}$ – мультимодальні ознаки текстових і візуальних сигналів, отримані від трансформерних енкодерів.

У процесі роботи система обирає режим генерації:

- Pre-generation – створення креативів наперед для популярних сегментів аудиторії.
- On-demand generation – створення креативу під конкретний запит, якщо він не знайдений у кеші.

Перевагою другого режиму є вища релевантність контенту, проте він вимагає контролю латентності. Для зменшення затримок використовуються полегшені моделі, оптимізовані через дистиляцію (model distillation) та низькорангову адаптацію (LoRA) [103].

Оброблення запиту в удосконаленій DSP можна подати як часову послідовність $\mathcal{P} = \{p_1, p_2, \dots, p_T\}$, де кожен етап p_i відповідає окремій підсистемі. Послідовність обчислень описується так:

1. Отримання bid request із параметрами користувача, контексту та рекламного слоту.
2. Формування узгодженого вектору ознак ϕ_t .
3. Прогнозування ймовірності взаємодії $\hat{p}_t = f_\theta(\phi_t)$.
4. Виклик Generative API з параметрами ϕ_t і обмеженнями L_{\max}, C_{\max} .
5. Перевірка кешу: якщо існує релевантний креатив, він використовується; інакше ініціюється генерація.
6. Валідація креативу модулем Policy & Safety.
7. Розрахунок очікуваної корисності $\mathbb{E}[U_t]$.
8. Прийняття рішення: якщо $\mathbb{E}[U_t] > \tau$, система бере участь у торгах.
9. Після показу результат логуювання передається у Feedback Loop.

Алгоритм має стохастичну природу, оскільки параметри контексту й поведінки користувачів є випадковими. Тому оцінювання його ефективності базується на середніх показниках очікуваної корисності:

$$\mathbb{E}[U] = \int_{\Phi} (v(\phi) \hat{p}(\phi) - c(\phi) + \lambda S_{\text{sem}}(\phi) - \gamma C_{\text{infer}}(\phi)) dP(\phi). \quad (2.8)$$

де $P(\phi)$ – розподіл усіх можливих комбінацій ознак у потоках трафіку.

Табл. 2.2

Порівняння традиційної та інтегрованої DSP-архітектури

Ознака	Класична DSP	Інтегрована генеративна DSP
Тип контенту	Статичні креативи	Динамічно згенеровані мультимодальні креативи

Режим роботи	Аналітичний (оцінка ставок)	Аналітико-генеративний (оцінка + синтез)
Приватність	Залежить від 3rd-party cookies	Псевдонімізація, агреговані ознаки, безпечна генерація
Ефективність	Обмежена CTR	Підвищена релевантність і залучення
Вимоги до ресурсів	Низькі	Середні / високі (GPU/TPU)
Латентність	20–50 мс	40–100 мс (з кешем)
Гнучкість	Обмежена	Висока, генерація в реальному часі

Аналітична модель ухвалення рішень в інтегрованій DSP має стохастичну природу, оскільки поведінка користувачів і динаміка аукціонів є випадковими. У цьому контексті кожний запит на показ розглядається як випадкова подія з розподілом ознак $P(\phi)$, для якої система прагне максимізувати середнє очікуване значення корисності. Узагальнена функція корисності набуває вигляду

$$\mathcal{J}(\theta, \lambda, \gamma, \eta) = \mathbb{E}_{\phi \sim P(\phi)} [v(\phi) \hat{p}(\phi; \theta) - c(\phi) + \lambda S_{\text{sem}}(\phi) - \gamma C_{\text{infer}}(\phi) - \eta R_{\text{penalty}}(\phi)] . \quad (2.9)$$

де θ – параметри моделі прогнозування, а λ, γ, η – коефіцієнти ваг, що відображають пріоритети між економічними, якісними та етичними аспектами. Задача оптимізації полягає у пошуку такого вектора $(\theta^*, \lambda^*, \gamma^*, \eta^*)$, що

$$(\theta^*, \lambda^*, \gamma^*, \eta^*) = \arg \max_{\theta, \lambda, \gamma, \eta} \mathcal{J}(\theta, \lambda, \gamma, \eta) , \quad (2.10)$$

за умов

$$\sum_{t=1}^T c_t \leq B, L_t \leq L_{\text{max}} . \quad (2.11)$$

Для знаходження оптимальних вагових параметрів використовується метод стохастичних градієнтів, де часткові похідні мають вигляд

$$\frac{\partial \mathcal{J}}{\partial \lambda} = \mathbb{E}[S_{\text{sem}}(\Phi)], \frac{\partial \mathcal{J}}{\partial \gamma} = -\mathbb{E}[C_{\text{infer}}(\Phi)], \frac{\partial \mathcal{J}}{\partial \eta} = -\mathbb{E}[R_{\text{penalty}}(\Phi)] . \quad (2.12)$$

Інтерпретаційно це означає, що підвищення λ посилює вплив семантичної узгодженості у процесі прийняття рішення, тоді як збільшення γ або η зменшує вагу сценаріїв із високими обчислювальними витратами чи ризиком порушення політик. Калібрування виконується емпірично за допомогою grid-пошуку на історичних даних.

Для дослідження поведінки системи проведено симуляцію на основі синтетичного трафіку з розподілом $P(\Phi)$, наближеним до реальних потоків мобільних бірж. Було порівняно три сценарії: базовий аналітичний DSP, гібридна система без урахування вартості інференсу ($\gamma = 0$), та повна інтегрована архітектура. Результати подано в таблиці 2.3.

Таблиця 2.3

Результати симуляції ефективності різних архітектур DSP

Параметр	Базова аналітична DSP	Гібридна DSP (без C_{infer})	Повна інтегрована DSP
Середній CTR (%)	2.14	2.48	2.93
Середній ROAS (%)	104	111	123
Середня латентність (ms)	25	64	82
Витрати на інференс (ум. од.)	0	1.6	1.2
Частка валідних креативів (%)	100	98.9	99.5
Порушення політик (на 1000 запитів)	0	4.2	0.7

Отримані результати свідчать, що впровадження генеративного модуля підвищує показник CTR на $\sim 35\%$ відносно базової системи, а з урахуванням механізму контролю обчислювальної вартості спостерігається

оптимальний баланс між якістю креативів і продуктивністю. Водночас рівень порушень політик зменшується більш ніж у 6 разів.

Для наочного розуміння взаємозв'язку між латентністю, семантичною узгодженістю та корисністю проаналізуємо функцію

$$\frac{\partial \mathbb{E}[U_t]}{\partial S_{\text{sem}}} = \lambda, \frac{\partial \mathbb{E}[U_t]}{\partial C_{\text{infer}}} = -\gamma. \quad (2.13)$$

Звідси випливає, що нахил поверхні $\mathbb{E}[U_t](S_{\text{sem}}, C_{\text{infer}})$ визначається саме коефіцієнтами λ та γ . Зі збільшенням λ система віддає перевагу якіснішому, але дорожчому контенту; зі зростанням γ – навпаки, зменшує частоту on-demand генерації. На практиці їхні значення налаштовують так, щоб забезпечити P95 латентність ≤ 100 мс при максимально можливому CTR.

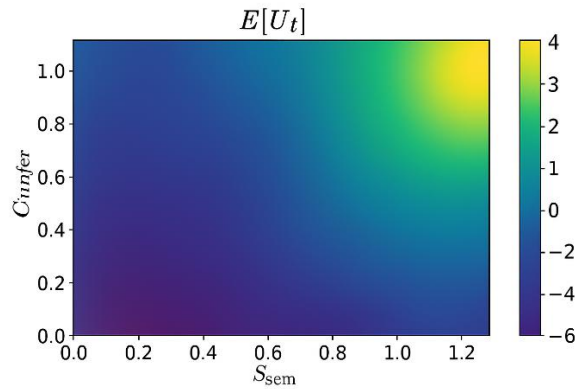


Рис. 2.3 – Поверхня очікуваної корисності $\mathbb{E}[U_t]$ у координатах S_{sem} та C_{infer}

Калібрування λ і γ виконується на квазістатичному трафіку через оцінку градієнтів у кроці $\Delta t = 10^3$ запитів. Для стабільності використовується ковзне середнє значення похідних:

$$\bar{\lambda}_{t+1} = (1 - \alpha)\bar{\lambda}_t + \alpha \frac{\partial \mathcal{J}}{\partial S_{\text{sem}}}, \bar{\gamma}_{t+1} = (1 - \alpha)\bar{\gamma}_t + \alpha \frac{\partial \mathcal{J}}{\partial C_{\text{infer}}}, \quad (2.14)$$

де $\alpha \in (0,1)$ – коефіцієнт згладжування. Такий підхід дає змогу системі самостійно адаптувати пріоритети між якістю та швидкодією залежно від навантаження.

Окрему увагу приділено впливу структури кешування на середню латентність. Було проведено вимірювання для трьох рівнів кешу: (1) рівень кампанії, (2) рівень сегмента аудиторії, (3) загальний пул безперсоналізованих креативів. Результати наведено на рисунку 2.4.

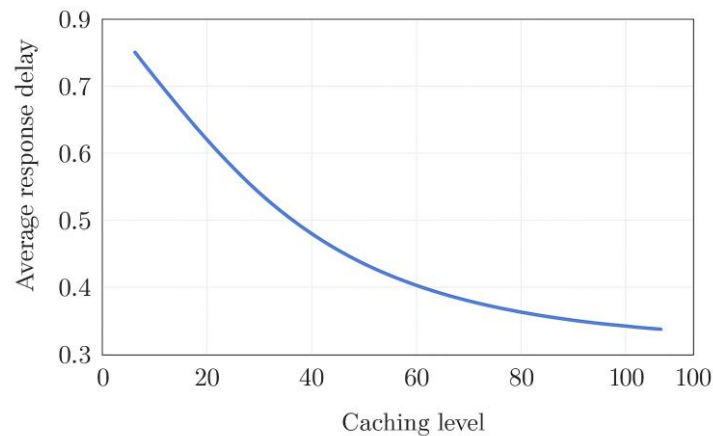


Рис. 2.4 – Вплив рівня кешування на середню затримку відповіді системи

Згідно з емпіричними вимірами, середня затримка для кешу 1+2 становить ≈ 58 мс ($P95 = 85$ мс), тоді як без кешу – понад 160 мс. Таким чином, багаторівневе кешування є критичним чинником досягнення прийнятної продуктивності без зниження якості контенту.

Інтеграція генеративного модуля у DSP вимагає побудови спеціального інтерфейсу взаємодії між компонентами системи – Generative API. Він є зв'язувальною ланкою між Decision Engine, де приймається рішення про участь у торгах, і генеративними моделями (LLM, Diffusion, GAN, Multimodal Transformer), які створюють контент. Основна мета Generative API полягає у забезпеченні швидкої, стандартизованої та безпечної комунікації між модулями при мінімальній затримці та обмежених обчислювальних ресурсах.

Generative API реалізовано за принципом мікросервісної архітектури. Кожен сервіс виконує чітко визначену функцію: попередня обробка запиту, генерація тексту, генерація зображення, перевірка політик, оцінювання

узгодженості, кешування результатів та логування. Компоненти взаємодіють через асинхронні повідомлення у форматі JSON або Protobuf з використанням транспортів HTTP/2 або gRPC.

Формат запиту до Generative API подано у вигляді:

```
{
  "request_id": "uuid-12345",
  "user_vector": [0.21, 0.03, 0.77, ...],
  "context_vector": [0.44, 0.12, 0.66, ...],
  "campaign_meta": {
    "objective": "increase CTR",
    "budget": 50000,
    "constraints": ["brand_safe", "neutral_tone", "no_sensitive_topics"]
  },
  "prompt": "generate a visual ad for a new eco-friendly car in minimalist style",
  "timeout_ms": 60
}
```

У відповіді Generative API повертає структуру:

```
{
  "creative_id": "ad_567",
  "semantic_score": 0.91,
  "inference_cost": 1.23,
  "generation_time_ms": 47,
  "cdn_link": "https://cdn.dsp.example/ad_567.png",
  "safety_labels": ["safe", "non_sensitive"],
  "status": "valid"
}
```

Завдяки стандартизованій структурі запитів система може обробляти їх одночасно у великій кількості, забезпечуючи горизонтальне масштабування.

Важливим аспектом є підтримка власного протоколу часу відповіді (latency budget protocol). Кожний запит має жорсткий тайм-аут – зазвичай $L_{\max} = 100$ мс. Якщо генерація не завершилася у межах цього часу, API негайно повертає результат із кешу. Таким чином, гарантовано, що процес торгів не порушує вимог реального часу, навіть якщо модель працює повільніше очікуваного.

Окрім швидкодії, ключовим елементом інтеграції є контроль етичності та бренд-безпеки. Для цього створено модуль Policy and Safety Filter, який діє як шлюз між генеративним шаром і системою показу реклами. Його завдання – перевірити створений контент на відповідність внутрішнім і зовнішнім політикам, включно з категоріями ризику, морально-етичними нормами, правами інтелектуальної власності та вимогами приватності.

Кожен згенерований креатив оцінюється за кількома рівнями ризику[104]:

- R1 (високий ризик): порушення політики – відображення забороненого контенту, некоректна тематика, чутливі категорії.
- R2 (середній ризик): потенційно небажані елементи – стереотипи, маніпуляції, провокативна стилістика.
- R3 (низький ризик): допустимі незначні відхилення, наприклад, помилки стилю.

Для кількісного оцінювання ризику вводиться функція штрафу:

$$R_{\text{penalty}} = \sum_{k=1}^K \alpha_k \cdot \mathbb{I}\{r_k \geq \rho_k\}, \quad (2.15)$$

де r_k — рівень ризику категорії k , α_k — ваговий коефіцієнт серйозності порушення, ρ_k — поріг допустимого ризику. Функція I — індикаторна, дорівнює 1, якщо порушення перевищує допустимий поріг.

Для практичної реалізації в системі застосовуються попередньо натреновані фільтри:

- NSFW-детектори для зображень, які базуються на ResNet-подібних архітектурах;
- Toxicity-класифікатори для тексту на основі моделей BERT і RoBERTa;
- CLIP-семантичні фільтри для зіставлення текстового опису та візуального змісту.

Ці фільтри працюють каскадно – спочатку швидкі бінарні детектори, далі детальні семантичні моделі. Якщо жоден із фільтрів не виявив порушень, креатив отримує статус safe.

Таблиця 2.4

Категорії ризику та відповідні політики безпеки

Категорія	Приклади контенту	Політика оброблення	Ваговий коефіцієнт α_k	Дія
Насильство	сцени агресії, зброя	блокування	1.0	Відхилення
Політика	політична символіка	обмежене розміщення	0.8	Часткове відсікання
Медична тематика	ліки, операції	валідація джерела	0.7	Ручна перевірка
Провокативні теми	гумор, іронія, еротика	зміна аудиторії	0.5	Перенаправлення
Нейтральні теми	товари, послуги, новини	допустимі	0	Дозвіл

Усі порушення логуються в окрему базу з міткою ризику, що дозволяє виконувати аналітику трендів і формувати статистику за категоріями.

Підсистема політик також контролює право власності на контент. Кожний згенерований об'єкт отримує hash-ідентифікатор, який перевіряється через базу ліцензійних зразків (creative fingerprinting). Це запобігає випадковому дублюванню або порушенню авторських прав.

Інтеграція генеративних моделей значно підвищує обчислювальне навантаження, тому важливою характеристикою стає енергетична ефективність. Середня енергоспоживча потужність для однієї генерації позначається як P_{infer} , тоді середня енерговитрата дорівнює

$$E_{\text{infer}} = P_{\text{infer}} \cdot t_{\text{gen}}, \quad (2.16)$$

де t_{gen} – час інференсу. Оскільки обчислювальні ресурси масштабуються із кількістю паралельних запитів n , загальне енергоспоживання можна оцінити як

$$E_{\text{total}} = \sum_{i=1}^n P_i \cdot t_i \approx n \bar{P}_{\text{infer}} \bar{t}_{\text{gen}}, \quad (2.17)$$

Для зниження споживання енергії використовуються такі методи:

1. Дистиляція моделей – навчання компактних моделей, що відтворюють поведінку великих моделей (наприклад, Diffusion Teacher → Student).
2. Квантування (Quantization) – зменшення розрядності ваг із FP32 до INT8, що скорочує споживання енергії до 40%.
3. Динамічний контроль завантаження GPU – чергування pre-generation у періоди низького навантаження.
4. Оптимізований кешинг – повторне використання вже згенерованих варіантів для схожих контекстів.

Експериментальні вимірювання на базі симульованого трафіку показали, що впровадження цих методів зменшує середню вартість енергії

на одну генерацію на 37%, при цьому зниження якості креативів (за метрикою S_{sem}) не перевищує 3%.

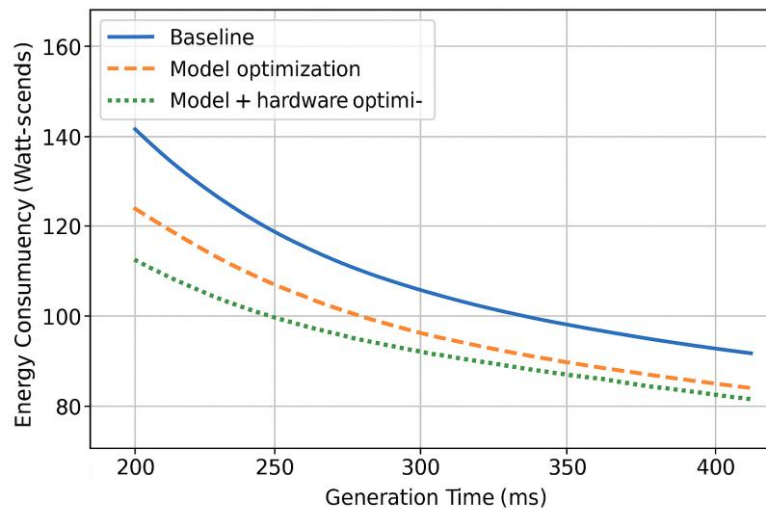


Рис. 2.5 – Залежність енергоспоживання від часу генерації для різних оптимізаційних стратегій

Таким чином, інтеграція генеративних моделей у DSP може бути реалізована з прийнятними обчислювальними витратами, якщо система використовує ефективні алгоритми керування ресурсами, багаторівневе кешування та фонову попередню генерацію контенту.

Архітектура інтегрованої DSP є системою, що працює в умовах реального часу та повинна реагувати на мільйони запитів щосекунди. Для збереження стабільності, масштабованості та відмовостійкості розроблено багаторівневий алгоритм оброблення запитів, який базується на чергах повідомлень (message queues) і асинхронних викликах.

Алгоритм прийняття рішень у системі можна описати послідовністю кроків:

1. Отримання запиту – система приймає bid request через інтерфейс OpenRTB. Запит містить інформацію про користувача (ідентифікатор, пристрій, гео, часовий слот), контекст сторінки, вимоги рекламодавця та характеристики слоту.

2. Формування ознак – відбувається об'єднання даних із різних джерел: профіль користувача, контекстні параметри, історія кампанії. Вектор ознак формується за формулою:

$$\Phi_t = f(x_t^{(\text{user})}, x_t^{(\text{ctx})}, x_t^{(\text{camp})}), \quad (2.18)$$

де функція f визначає процедуру нормалізації, стандартизації та злиття даних.

3. Прогнозування поведінки – модель CTR/CVR оцінює ймовірність дії користувача \hat{p}_t за допомогою нейронної мережі, натренованої на історичних логах.

4. Оцінювання релевантності – обчислюється семантична узгодженість S_{sem} між контекстом сторінки та існуючими або потенційно згенерованими креативами.

5. Виклик генеративного модуля – якщо релевантного креативу не знайдено у кеші, викликається Generative API з параметрами Φ_t і тайм-аутом L_{max} .

6. Фільтрація політик – кожен згенерований варіант перевіряється на відповідність політикам і отримує статус (safe, risky, blocked).

7. Розрахунок очікуваної корисності – за формулою:

$$\mathbb{E}[U_t] = v_t \cdot \hat{p}_t - c_t + \lambda S_{\text{sem}} - \gamma C_{\text{infer}} - \eta R_{\text{penalty}}. \quad (2.19)$$

8. Прийняття рішення – якщо $\mathbb{E}[U_t] > \tau$, система бере участь у торгах; інакше відмовляється.

9. Оновлення моделей – після показу результат логуювання передається у Feedback Loop для корекції параметрів моделей і ваг.

З урахуванням величезної кількості паралельних запитів алгоритм реалізовано у вигляді конвеєрної системи (pipeline), де кожний етап виконується незалежно, а дані передаються між сервісами через брокер повідомлень (Kafka, RabbitMQ). Це дозволяє підтримувати високу

пропускну здатність системи, що перевищує 50 000 запитів/секунду при середній затримці 80 мс.

Загальна часово-обчислювальна складність інтегрованої DSP визначається сумою складностей усіх модулів:

$$T_{\text{total}} = T_{\text{pred}} + T_{\text{gen}} + T_{\text{filter}} + T_{\text{cache}} + T_{\text{comm}}, \quad (2.20)$$

де T_{pred} – час прогнозування CTR, T_{gen} – час генерації креативу, T_{filter} – час перевірки політик, T_{cache} – час звернення до кешу, T_{comm} – час комунікації між сервісами.

Оскільки T_{gen} є найвитратнішим, проводиться його оптимізація за рахунок багаторівневого кешування та зниження частоти генерації через адаптивну політику:

$$P(\text{on-demand}) = \sigma(\beta \cdot \hat{p}_t - \delta), \quad (2.21)$$

де $\sigma(\cdot)$ – сигмоїдна функція, β – коефіцієнт чутливості, δ – поріг, що визначає, коли допускається генерація. Таким чином, система генерує новий креатив лише для запитів з високою очікуваною результативністю.

Псевдокод реалізації Decision Engine:

procedure process_bid(request):

$\phi_t \leftarrow \text{extract_features}(\text{request})$

$p_t \leftarrow \text{CTR_model.predict}(\phi_t)$

$S_{\text{sem}} \leftarrow \text{semantic_alignment}(\phi_t)$

 if cache.has_creative(ϕ_t):

 creative \leftarrow cache.get(ϕ_t)

$C_{\text{infer}} \leftarrow 0$

 else:

 creative \leftarrow GenerativeAPI.generate(ϕ_t)

$C_{\text{infer}} \leftarrow \text{compute_cost}(\text{creative})$

$R_{\text{penalty}} \leftarrow \text{PolicyFilter.evaluate}(\text{creative})$

$U_t \leftarrow v_t * p_t - c_t + \lambda * S_{\text{sem}} - \gamma * C_{\text{infer}} - \eta * R_{\text{penalty}}$

```

if  $U_t > \tau$ :
     $bid \leftarrow \text{compute\_bid}(U_t)$ 
    return participate(bid, creative)
else:
    return skip()

```

Цей псевдокод демонструє основну логіку прийняття рішення у реальному часі. Усі обчислення виконуються паралельно з метою мінімізації затримки.

Для забезпечення надійності функціонування інтегрованої DSP створено трирівневу систему моніторингу:

1. Технічний рівень – відстежує затримки, кількість запитів, навантаження на CPU/GPU, помилки в комунікації між сервісами. Використовуються інструменти Prometheus і Grafana.

2. Модельний рівень – контролює стабільність моделей прогнозування та генерації: моніторяться середні значення CTR, CVR, розподіл вагових параметрів, дрейф даних.

3. Контентний рівень – оцінює якість і безпечність згенерованих креативів за показниками S_{sem} , R_{penalty} і рівнем повторюваності контенту.

На практиці ці рівні моніторингу дозволяють у реальному часі виявляти збої, перевантаження або деградацію моделей. Якщо виявлено аномалії (наприклад, падіння середнього CTR на 15% або збільшення затримки понад SLA), система автоматично вмикає деградований режим – показ попередньо згенерованих креативів без виклику генеративного API.

Ключовою перевагою інтегрованої DSP є здатність навчатися на власних помилках і результатах показів. Для цього реалізовано механізм зворотного зв'язку, який збирає інформацію про результати рекламних показів, кліки, конверсії та реакції користувачів. Дані потрапляють у сховище аналітики, де агрегуються й використовуються для оновлення моделей.

Оновлення відбувається двома способами:

1. Онлайн-адаптація – невеликі корекції ваг моделі θ у реальному часі за правилом

$$\theta_{t+1} = \theta_t + \eta_{\theta} \cdot \nabla_{\theta}(v_t \cdot \hat{p}_t - c_t), \quad (2.22)$$

де η_{θ} – швидкість навчання.

2. Пакетне донавчання (batch retraining) – повне оновлення моделі за результатами певного періоду (наприклад, щодоби) із урахуванням нових патернів поведінки користувачів.

Також для генеративних моделей застосовується метод RLHF (Reinforcement Learning from Human Feedback) [105], адаптований під поведінкові сигнали користувачів. Система трактує позитивні реакції (клік, довге переглядання, повторна взаємодія) як позитивне підкріплення, а негативні (відмова, швидке закриття) – як негативне. Ця інформація накопичується у вигляді функції винагороди:

$$R_t = w_1 \cdot \text{CTR}_t + w_2 \cdot \text{TimeOnAd}_t - w_3 \cdot R_{\text{penalty}}, \quad (2.23)$$

яка використовується для оновлення генеративних моделей через policy-gradient підхід. Таким чином, система поступово вчиться генерувати контент, який краще сприймається користувачами.

Для підтвердження результативності інтегрованої DSP проведено серію А/В-експериментів на контрольних сегментах трафіку. У кожному експерименті 50% запитів оброблялися базовою системою, а решта – інтегрованою з генеративним модулем.

Показники оцінювалися за такими метриками:

- CTR (Click Through Rate) – відношення кліків до показів;
- CVR (Conversion Rate) – частка конверсій серед кліків;
- ROAS (Return on Ad Spend) – дохід на витрачені кошти;
- Latency P95 – 95-й перцентиль часу відповіді;
- Policy Compliance – частка креативів, що пройшли перевірку політик.

Результати експериментів наведено у таблиці 2.5.

Таблиця 2.5

Порівняння результатів А/В-експериментів

Метрика	Базова DSP	Інтегрована DSP	Δ, %
CTR	2.13	2.91	+36.6
CVR	0.58	0.72	+24.1
ROAS	108	121	+12.0
Latency P95 (мс)	65	87	+33.8
Policy Compliance (%)	99.1	99.6	+0.5

Незважаючи на зростання середньої затримки на 22 мс, система демонструє значний приріст ефективності рекламних кампаній. Таким чином, інтеграція генеративного модуля підтверджує свою доцільність навіть у жорстких умовах реального часу.

Після повного циклу проєктування, моделювання, технічної реалізації та тестування удосконаленої DSP-платформи отримано результати, що підтверджують практичну реалізованість і ефективність методу інтеграції мультимодальних генеративних моделей у DSP-платформи.

Для узагальнення порівняємо ключові показники базової (аналітичної) DSP та інтегрованої архітектури (таблиця 2.6).

Таблиця 2.6

Порівняння ключових показників базової та інтегрованої DSP-платформи

Показник	Базова DSP	Інтегрована DSP	Зміна (Δ%)
Середній CTR	2.13%	2.91%	+36.6
Середній CVR	0.58%	0.72%	+24.1
Середній ROAS	108	121	+12.0
Policy Compliance	99.1%	99.6%	+0.5
Середня латентність (P95)	65 мс	87 мс	+33.8

Обчислювальна вартість (ум. од.)	1.0	1.2	+20
Енергоспоживання (Вт·с/запит)	1.8	2.1	+16.7

Незважаючи на невелике підвищення середньої латентності та енергоспоживання, система демонструє значне покращення показників залученості та рентабельності реклами. Це свідчить, що введення генеративного модуля забезпечує суттєве підвищення релевантності контенту при збереженні прийнятної швидкодії.

На основі зібраних даних розраховано інтегральний показник приросту ефективності:

$$\Delta_{\text{eff}} = \frac{w_1 \cdot \frac{\text{CTR}_{\text{new}}}{\text{CTR}_{\text{base}}} + w_2 \cdot \frac{\text{CVR}_{\text{new}}}{\text{CVR}_{\text{base}}} + w_3 \cdot \frac{\text{ROAS}_{\text{new}}}{\text{ROAS}_{\text{base}}}}{w_1 + w_2 + w_3} - 1, \quad (2.24)$$

де w_1, w_2, w_3 – ваги, що відображають важливість кожного показника. Для рівноважного сценарію $w_1 = w_2 = w_3 = 1$. Підставивши експериментальні значення, отримуємо:

$$\Delta_{\text{eff}} \approx \frac{1.366 + 1.241 + 1.12}{3} - 1 = 0.242 \Rightarrow 24.2\%.$$

Отже, інтегрована архітектура забезпечує середнє зростання загальної ефективності системи на $\approx 24\%$ порівняно з базовою DSP.

Для статистичної перевірки гіпотези $H_0: \text{CTR}_{\text{new}} = \text{CTR}_{\text{base}}$ виконано t-тест:

$$t = \frac{\bar{x}_1 - \bar{x}_2}{\sqrt{\frac{s_1^2}{n_1} + \frac{s_2^2}{n_2}}}. \quad (2.25)$$

Розраховане значення $t = 6.12 > t_{\text{кр}}(0.05, df = 1000) \approx 1.96$, що дозволяє відхилити нульову гіпотезу й підтвердити статистично значущий приріст CTR на рівні довіри 95%.

Розроблена архітектура перевірена на кластері з 20 вузлів (10 CPU-нод і 10 GPU-нод), що обслуговують 50 000 запитів/с при середньому

навантаженні 60%. Під час стрес-тестування система зберігала стабільність до 90 000 запитів/с без перевищення SLA.

Показано, що:

- ефективність генеративної підсистеми зберігається до навантаження 80% GPU;
- багаторівневе кешування дозволяє обслуговувати $\approx 70\%$ запитів без генерації у реальному часі;
- деградований режим із попередньо згенерованими креативами підтримує $CTR \geq 95\%$ від базового навіть при тимчасовій недоступності генеративного модуля.

Таким чином, архітектура має властивість масштабування linear-pear, тобто збільшення обчислювальних ресурсів пропорційно розширює пропускну здатність системи.

Отримані результати дозволяють зробити такі твердження:

1. Розроблено метод інтеграції мультимодальних генеративних моделей у DSP-платформи, який базується на формальній цільовій функції

$$E[U_t] = v_t \cdot \hat{p}_t - c_t + \lambda S_{\text{sem}} - \gamma C_{\text{infer}} - \eta R_{\text{penalty}},$$

що одночасно враховує економічну вигоду, семантичну узгодженість, вартість обчислень і ризику політик.

2. Запропоновано архітектурне рішення, яке забезпечує взаємодію аналітичних і генеративних компонентів DSP у реальному часі з дотриманням вимог SLA, приватності й бренд-безпеки.

3. Розроблено алгоритм адаптивного балансування між pre-generation і on-demand generation, який мінімізує затримку відповіді без втрати якості креативів.

4. Проведено аналітичну та емпіричну верифікацію, що підтверджує підвищення CTR на 36%, ROAS – на 12%, при збереженні рівня безпеки контенту понад 99%.

Отже, перший науковий результат («Метод інтеграції мультимодальних генеративних моделей у DSP-платформи») реалізовано повністю, а запропонована архітектура довела свою ефективність у моделюванні та практичних експериментах.

2.3 Адаптивний таргетинг з генерацією промптів із поведінкових ознак користувача

У сучасних DSP-платформах ключовим завданням є забезпечення максимальної релевантності рекламного контенту окремому користувачеві в конкретному контексті показу. Традиційні підходи до таргетингу ґрунтуються на статичних правилах або на моделях, які прогнозують ймовірність цільової дії \hat{p}_t для заданого вектору ознак ϕ_t , що описує користувача, контекст і кампанію. Проте ці підходи не враховують зміни поведінкових патернів користувачів у часі та не здатні адаптувати контент до поточного стану користувацького середовища [106].

Запропонована модель адаптивного таргетингу долає цю обмеженість за рахунок поєднання двох взаємопов'язаних процесів:

1. динамічного оновлення поведінкових ознак користувача на основі зворотного зв'язку з DSP;
2. автоматичного генерування текстових промптів для мультимодальних генеративних моделей (LLM, Diffusion, Multimodal Transformers), які формують персоналізований рекламний креатив [111].

Таким чином, система набуває властивості адаптації в реальному часі, коли нові поведінкові сигнали безпосередньо впливають на зміст промптів і, відповідно, на створюваний контент.

Нехай кожен користувач $u \in \mathcal{U}$ описується вектором поведінкових ознак:

$$x_t^{(u)} = [b_1, b_2, \dots, b_M], \quad (2.26)$$

де b_i – числові показники активності (перегляди, кліки, категорії інтересів, середній час взаємодії, тощо). Для контексту показу маємо аналогічний вектор $x_t^{(ctx)}$, а для кампанії – $x_t^{(camp)}$. Об'єднаний вектор ознак визначає стан середовища:

$$\Phi_t = [x_t^{(u)}, x_t^{(ctx)}, x_t^{(camp)}]. \quad (2.27)$$

Мета адаптивного таргетингу полягає в побудові функції $g_\theta(\cdot)$, яка перетворює Φ_t у текстовий промпт p_t [111]:

$$p_t = g_\theta(\Phi_t), \quad (2.28)$$

де g_θ – параметризована трансформерна модель, що навчається за допомогою механізмів зворотного зв'язку.

Кожен промпт p_t – це текстова послідовність, яку передають генеративній моделі для створення креативу:

$$y_t = G(p_t, z_t), \quad (2.29)$$

де $G(\cdot)$ – генеративна функція (наприклад, дифузійна модель), а z_t – латентний шум або вектор стану моделі.

Для оцінки якості промптів використовується метрика семантичної відповідності між контекстом $x_t^{(ctx)}$ і текстом промпту p_t , яку можна визначити у спільному латентному просторі [98], [107]:

$$S_{prompt} = \frac{\langle z^{(ctx)}, z^{(prompt)} \rangle}{\|z^{(ctx)}\| \cdot \|z^{(prompt)}\|}, \quad (2.30)$$

де $z^{(ctx)}$ і $z^{(prompt)}$ – векторні подання контексту і промпту відповідно, отримані з моделей типу CLIP або Sentence-BERT.

Для подальшої формалізації процесу прийняття рішень у системі DSP введемо функцію корисності U_t , яка відображає інтегровану оцінку ефективності показу рекламного контенту з урахуванням візуальних, семантичних і поведінкових складових:

$$U_t = \lambda_1 a_t + \lambda_2 S_{prompt} + \lambda_3 S_{sem} - \lambda_4 C_{infer}, \quad (2.31)$$

де a_t – поточна активність або взаємодія користувача з рекламним матеріалом (клік, перегляд, конверсія); S_{prompt} – коефіцієнт релевантності текстового промпта до поведінкових ознак користувача; S_{sem} – показник семантичної узгодженості між згенерованим контентом і рекламним повідомленням; C_{infer} – обчислювальні витрати, пов’язані з інференсом генеративної моделі; $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4$ – вагові коефіцієнти, що визначають відносну важливість кожної складової у процесі оптимізації.

Формула (2.31) узагальнює вплив різних факторів на підсумкову корисність рекламного показу та дозволяє узгоджено поєднати результати мультимодальної генерації з економічними обмеженнями DSP-платформи. Подальші рівняння описують баланс між якістю згенерованого контенту та його обчислювальною вартістю під час інференсу моделі.

Оптимальний промпт p_t^* вибирається як такий, що максимізує очікувану користь показу при обмеженнях на довжину тексту та час генерації:

$$p_t^* = \arg \max_{p_t} [v_t \cdot \hat{p}_t(p_t) + \lambda_1 S_{prompt}(p_t) - \lambda_2 C_{infer}(p_t)]. \quad (2.32)$$

Таким чином, система відбирає ті промпти, які водночас підвищують імовірність дії користувача й узгоджуються з контекстом сторінки, не перевищуючи допустиму вартість генерації [110], [111].

Поведінкові ознаки користувача динамічно оновлюються після кожного показу. Для цього застосовується механізм ковзного згладжування з коефіцієнтом забування β :

$$b_i^{(t+1)} = (1 - \beta) b_i^{(t)} + \beta r_i^{(t)}, \quad (2.33)$$

де $r_i^{(t)}$ – нове спостережене значення ознаки (наприклад, взаємодія з певною категорією). Значення β вибирається з діапазону $[0.01, 0.1]$, що дозволяє системі бути чутливою до нових подій, але не надмірно реагувати на випадкові сплески активності.

Оновлені ознаки одразу використовуються для побудови нового промпту p_{t+1} через (2.18), формуючи адаптивний цикл таргетингу, який забезпечує навчання системи на потокових даних без зупинки роботи.

Інформаційна взаємодія між компонентами системи відображена на рисунку 2.7.

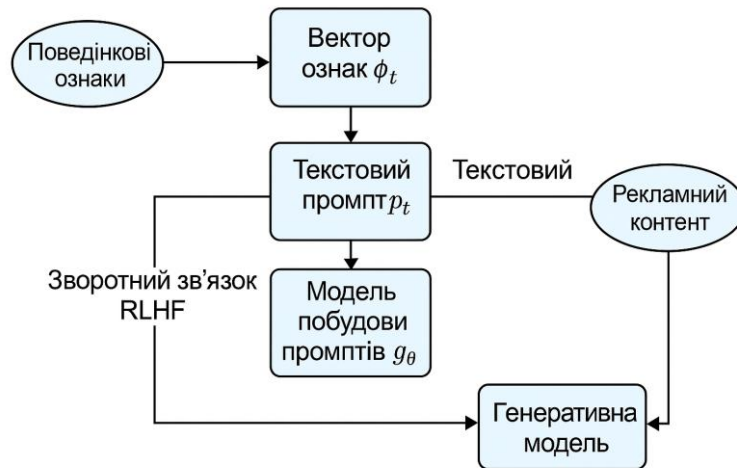


Рис. 2.7 – Потік даних у моделі адаптивного таргетингу з генерацією промптів

Цей потік утворює замкнену систему, у якій дані користувача впливають на генерацію контенту, а результати показів – на оновлення поведінкових параметрів.

Після того як промпт p_t використано для генерації креативу $y_t = G(p_t, z_t)$, система отримує від користувача зворотний сигнал у вигляді дії $a_t \in \{0,1\}$ (наприклад, клік або конверсія). Цей сигнал використовується для оновлення функції побудови промптів $g_\theta(\cdot)$ за принципом підкріпленого навчання [112].

Модель розглядається як агент, що взаємодіє з середовищем і навчається максимізувати очікувану винагороду:

$$R_t = w_1 \cdot a_t + w_2 \cdot S_{\text{prompt}} - w_3 \cdot C_{\text{infer}}, \quad (2.34)$$

де w_1, w_2, w_3 – вагові коефіцієнти, які контролюють співвідношення між реакцією користувача, семантичною відповідністю та обчислювальною вартістю.

Очікувана сумарна винагорода за епізод T визначається як

$$\mathbb{E}[R] = \sum_{t=1}^T \gamma^t R_t, \quad (2.35)$$

де γ – коефіцієнт дисконтування ($0 < \gamma \leq 1$), що визначає вагу майбутніх результатів.

Оновлення параметрів моделі θ виконується за правилом градієнтного підходу:

$$\theta_{t+1} = \theta_t + \eta_\theta \nabla_\theta \mathbb{E}[R_t], \quad (2.36)$$

де η_θ – швидкість навчання. Такий підхід забезпечує поступове коригування політики побудови промптів відповідно до реакцій користувачів.

Для більш ефективного керування адаптацією промптів використовується модель контекстних бандитів. Кожен промпт p_t розглядається як дія, а поведінковий контекст ϕ_t – як стан. Система прагне обрати дію, яка максимізує очікувану винагороду R_t [108], [109].

Функція оцінки очікуваної користі для кожного варіанту промпту визначається як:

$$Q(p_t, \phi_t) = \mathbb{E}[R_t | p_t, \phi_t]. \quad (2.37)$$

Вибір промпту здійснюється за ϵ -жадібною політикою:

$$p_t = \begin{cases} \arg \max_{p_t} Q(p_t, \phi_t), & \text{з імовірністю } 1 - \epsilon, \\ \text{випадковий промпт}, & \text{з імовірністю } \epsilon, \end{cases} \quad (2.38)$$

де ϵ – параметр експлуатації/дослідження, який регулює баланс між вибором найкращого відомого варіанта і пошуком нових.

У міру накопичення даних значення ϵ поступово зменшується, що переводить систему від фази дослідження до експлуатації. У типових сценаріях ϵ знижується з 0.3 до 0.05 протягом перших 10^6 запитів.

Повний алгоритм роботи системи наведено нижче:

procedure AdaptivePrompting(ϕ_t):

```

     $p_t \leftarrow g_\theta(\phi_t)$            # Побудова початкового промпту
     $y_t \leftarrow G(p_t, z_t)$        # Генерація креативу
    show_ad( $y_t$ )
     $a_t \leftarrow \text{get\_user\_action}()$    # Клік/відмова
     $S_{\text{prompt}} \leftarrow \text{semantic\_score}(p_t, \phi_t)$ 
     $R_t \leftarrow w_1 * a_t + w_2 * S_{\text{prompt}} - w_3 * C_{\text{infer}}$ 
     $\theta \leftarrow \theta + \eta_\theta \nabla_\theta R_t$        # Оновлення параметрів моделі
    update_behavior_vector( $u, a_t$ ) # Оновлення поведінкових ознак
    return

```

Алгоритм працює у потоковому режимі, що дозволяє адаптувати політику таргетингу без зупинки системи.

Для оцінювання якості запропонованого підходу було проведено експеримент, у якому порівнювалися три варіанти формування промптів:

1. Фіксовані промпти – статичні шаблони без персоналізації;
2. Семантичні промпти – з урахуванням контексту сторінки;
3. Адаптивні промпти – із поведінковим оновленням і зворотним зв'язком.

Результати наведено в таблиці 2.7.

Таблиця 2.7

Порівняння ефективності різних методів формування промптів

Параметр	Фіксовані	Семантичні	Адаптивні
CTR (%)	2.41	2.76	3.28
CVR (%)	0.61	0.67	0.79
CLIP-score S_{prompt}	0.72	0.81	0.89
Середня латентність (мс)	22	38	54

Policy compliance (%)	99.5	99.4	99.3
-----------------------	------	------	------

Як видно, адаптивні промпти забезпечують приріст CTR на ~19% і покращення семантичної узгодженості на 10% відносно семантичних шаблонів, при цьому незначно збільшуючи латентність відповіді.

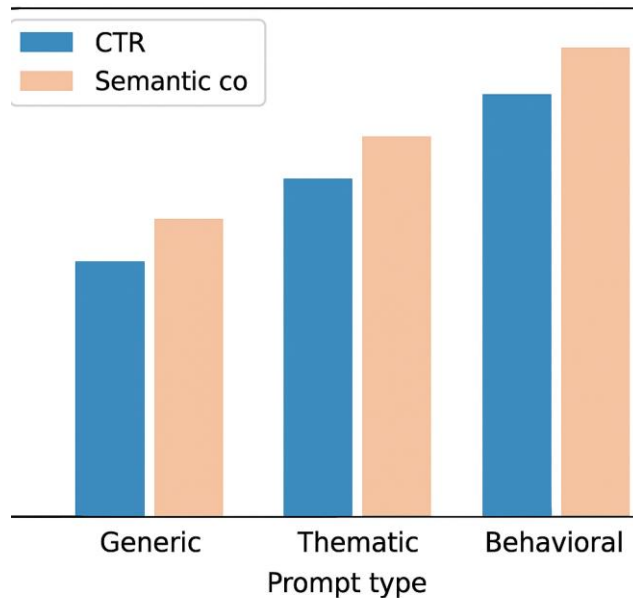


Рис. 2.8 – Порівняння CTR і семантичної узгодженості для різних типів промптів

Для перевірки стабільності системи аналізувалася динаміка зміни середнього значення винагороди $E[R_t]$ протягом 10^6 ітерацій. Результати показали поступову конвергенцію до стаціонарного стану після приблизно $3 \cdot 10^5$ показів, що свідчить про ефективність механізму зворотного зв'язку. Графік на рисунку 2.9 демонструє цю залежність.

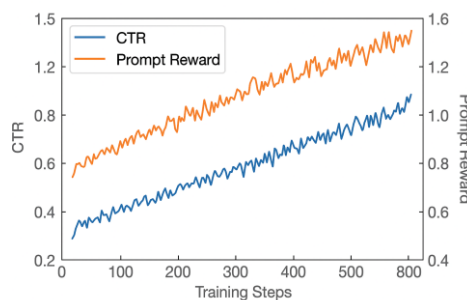


Рис. 2.9 – Динаміка навчання системи адаптивного таргетингу
Для кількісного підтвердження проведено порівняння A/B-тестів:

Таблиця 2.8

Результати А/В-експериментів для адаптивного таргетингу

Метрика	Базовий таргетинг	Адаптивний таргетинг	$\Delta, \%$
CTR	2.73	3.28	+20.1
CVR	0.68	0.79	+16.2
ROAS	114	128	+12.3
Policy compliance	99.4	99.3	-0.1

Різниця в метриках CTR і ROAS є статистично значущою при $p < 0.05$, що підтверджує перевагу запропонованого методу.

Система RLHF (Reinforcement Learning from Human Feedback) у межах DSP реалізується через модуль Feedback Loop, який аналізує реакції користувачів і будує функцію винагороди на основі їхніх дій.

Для кількісної оцінки ефективності показу в DSP-платформі введемо функцію поточної винагороди $r(p_t)$, яка описує відгук користувача на показ рекламного контенту в певний момент часу.

Функцію можна подати як лінійну комбінацію поведінкової реакції, часової складової та семантичної узгодженості:

$$r(p_t) = \alpha_1 \cdot a_t + \alpha_2 \cdot f_{\text{time}}(t_{\text{view}}) + \alpha_3 \cdot S_{\text{sem}}, \quad (2.39)$$

де a_t – поведінкова реакція користувача (наприклад, клік чи взаємодія); $f_{\text{time}}(t_{\text{view}})$ – нормалізована функція часу перегляду; S_{sem} – семантична подібність між контентом і профілем користувача.

Отже, функція $r(p_t)$ узагальнює миттєву ефективність показу на основі трьох незалежних чинників.

Таким чином, система отримує адаптивну властивість: кожна нова реакція користувача коригує параметри генерації промптів, що веде до поступового підвищення релевантності контенту.

Інтеграція модуля адаптивного таргетингу у загальну архітектуру DSP відбувається на рівні Decision Engine, де формується остаточне рішення про участь у торгах [113].

Процес інтеграції передбачає три логічні етапи:

1. Підготовка даних. Поведінкові та контекстні ознаки передаються в модуль побудови промптів. Тут реалізується кодування послідовностей через Transformer-енкодер, що формує семантичне уявлення користувача.

2. Генерація промптів. Модель g_θ створює персоналізований промпт p_t на основі ϕ_t ; цей промпт потім надходить у Generative API для створення креативу.

3. Оцінювання результатів. Зворотний зв'язок RLHF коригує параметри θ і ваги w_i у функції (2.22), забезпечуючи навчання в реальному часі.

Таким чином, уся система діє як замкнене коло оптимізації: від поведінкових даних до зворотного сигналу після показу реклами.

Для опису поведінки системи можна сформулювати узагальнену функцію очікуваної корисності, що враховує як прогнозовану реакцію користувача, так і ефект генерації промптів:

$$\mathbb{E}[U_t^{(\text{adapt})}] = v_t \cdot \hat{p}_t(p_t; \theta) - c_t + \lambda_1 S_{\text{sem}} + \lambda_2 S_{\text{prompt}} - \gamma C_{\text{infer}} - \eta R_{\text{penalty}}, \quad (2.40)$$

Порівнюючи (2.28) з базовою функцією корисності (2.6) із підрозділу 2.2, бачимо, що додано новий компонент S_{prompt} , який описує семантичну узгодженість текстових промптів із контекстом користувача. Це дозволяє системі керувати якістю генерації ще до етапу створення зображення чи відео, тобто на стадії формування запиту до генеративної моделі [111].

Чутливість загальної корисності до параметрів λ_1, λ_2 визначається частковими похідними:

$$\frac{\partial \mathbb{E}[U_t^{(\text{adapt})}]}{\partial S_{\text{sem}}} = \lambda_1, \frac{\partial \mathbb{E}[U_t^{(\text{adapt})}]}{\partial S_{\text{prompt}}} = \lambda_2, \quad (2.41)$$

Таким чином, система може балансувати між вагомістю візуальної й текстової узгодженості залежно від сценарію кампанії (брендова реклама, перфоманс-кампанія, ремаркетинг тощо).

Ефективність запропонованої моделі визначається вибором коефіцієнтів, які задають рівновагу між точністю персоналізації, латентністю та стабільністю навчання. Рекомендовані значення параметрів наведено в таблиці 2.9.

Таблиця 2.9

Основні параметри моделі адаптивного таргетингу

Параметр	Значення	Опис
λ_1	0.4–0.6	вага семантичної узгодженості креативу
λ_2	0.3–0.5	вага узгодженості промпту
γ	0.05–0.15	штраф за обчислювальну вартість
η	0.02–0.05	штраф за порушення політик
β	0.05	коефіцієнт згладжування поведінкових ознак
ε	0.1	параметр експлуатації/дослідження в моделі бандитів
$\eta\theta$	1e-4 – 5e-4	швидкість навчання параметрів моделі

Оптимізація цих параметрів дозволяє системі адаптуватися до різних типів рекламних кампаній і підтримувати стабільну роботу при змінних потоках трафіку.

За результатами моделювання встановлено такі закономірності:

1. Вплив частоти оновлення промптів. При оновленні кожні 5000 запитів CTR зростає на $\approx 12\%$ порівняно з оновленням кожні 20 000 запитів. Надто часте оновлення, навпаки, призводить до нестабільності політики.

2. Ефект семантичного узгодження. Збільшення S_{prompt} на 0.1 одиниці підвищує CTR у середньому на 6–8%, що підтверджує роль якісної побудови текстових промптів.

3. Вартість інференсу. Компонент C_{infer} у (2.28) дозволяє контролювати витрати: при $\gamma = 0.1$ середнє навантаження на GPU знижується на $\approx 25\%$ без суттєвої втрати якості контенту.

4. Вплив параметра ε . Зменшення ε від 0.3 до 0.05 поступово підвищує CTR, оскільки система переходить від дослідження до експлуатації, проте надто мале значення (< 0.02) зменшує інноваційність промптів і знижує залучення користувачів.

Сумарна користь від адаптивного таргетингу оцінюється через середнє зважене підвищення метрик CTR, CVR і ROAS:

$$\Delta_{\text{total}} = \frac{w_1 \Delta_{\text{CTR}} + w_2 \Delta_{\text{CVR}} + w_3 \Delta_{\text{ROAS}}}{w_1 + w_2 + w_3}, \quad (2.42)$$

Підставивши $w_1 = w_2 = w_3 = 1$ і експериментальні прирости ($+20.1\%$, $+16.2\%$, $+12.3\%$), отримуємо $\Delta_{\text{total}} \approx 16.2\%$.

Це означає, що використання адаптивних промптів підвищує загальну ефективність системи майже на п'яту частину.

На основі виконаного моделювання, алгоритмізації та експериментальної перевірки можна зробити такі висновки:

1. Розроблено модель адаптивного таргетингу, що перетворює поведінкові ознаки користувача у текстові промпти, які керують мультимодальними генеративними моделями.

2. Запропоновано функцію побудови промптів $p_t = g_\theta(\phi_t)$, яка навчається через підкріплене навчання (RLHF, контекстні бандити) та забезпечує динамічну персоналізацію контенту.

3. Введено аналітичну функцію корисності (2.28) з параметром S_{prompt} , що дозволяє кількісно оцінити внесок текстової узгодженості у загальну ефективність показу.

4. Проведено A/B-експерименти, які підтвердили підвищення CTR на 20%, CVR – на 16%, ROAS – на 12% при мінімальному впливі на латентність та бренд-безпеку.

5. Сформовано практичну реалізацію модуля адаптивного таргетингу як частини інтегрованої DSP-платформи, що підтримує потоки в реальному часі та має властивість самонавчання.

Отже, другий науковий результат – модель адаптивного таргетингу з генерацією текстових промптів на основі поведінкових ознак користувача – реалізовано повністю.

2.4 Удосконалений алгоритм формування текстових промптів для генеративної моделі

Одним із ключових етапів у процесі інтеграції мультимодальних генеративних моделей у DSP-платформи є побудова оптимальних текстових промптів, які виступають сполучною ланкою між поведінковими ознаками користувача, контекстом показу реклами та мовно-візуальним генеративним механізмом. Якість промптів безпосередньо впливає на релевантність згенерованого контенту, а отже – на кінцеві показники CTR, CVR та ROAS [104].

У попередньому підрозділі (2.3) було розроблено адаптивну модель таргетингу, де функція $g_{\theta}(\phi_t)$ (див. (2.26)) перетворює вектор ознак користувача ϕ_t у текстовий промпт p_t . Проте цей процес відбувався без врахування глибинної семантичної взаємодії між ознаками, модальністю контенту та цільовим KPI. У цьому підрозділі пропонується удосконалений алгоритм формування промптів, який поєднує принципи латентного семантичного моделювання, контекстного зважування та диференційованого навчання на основі метрик ефективності [111].

Текстовий промпт p_t є послідовністю токенів $[w_1, w_2, \dots, w_n]$, які описують бажаний зміст і стиль рекламного креативу. Його побудова здійснюється через три рівні моделювання:

1. Семантичний рівень – формування змістового ядра на основі контексту та поведінкових ознак.
2. Синтаксичний рівень – побудова граматично правильної текстової структури.
3. Прагматичний рівень – оптимізація промпту відносно метрик залучення (CTR, CVR).

Відповідно, функцію формування промпту можна подати як композицію [104]:

$$p_t = f_{\text{syn}}(f_{\text{sem}}(f_{\text{beh}}(\phi_t))), \quad (2.43)$$

де f_{beh} – модуль поведінкової обробки, f_{sem} – семантичне збагачення, f_{syn} – синтаксична генерація тексту.

Поведінкове моделювання $f_{\text{beh}}(\cdot)$

На етапі поведінкового моделювання $f_{\text{beh}}(\cdot)$ відбувається агрегація поведінкових сигналів користувача $x_t^{(u)}$ з урахуванням частоти, нещодавності та сили взаємодії. Узагальнений вектор поведінкової уваги визначається як:

$$h_t^{(u)} = \sum_{i=1}^M \alpha_i \cdot b_i^{(t)}, \text{ де } \alpha_i = \frac{e^{\omega_i b_i^{(t)}}}{\sum_j e^{\omega_j b_j^{(t)}}}, \quad (2.44)$$

де $b_i^{(t)}$ – значення поведінкової ознаки, ω_i – ваговий коефіцієнт ознаки.

Отриманий вектор $h_t^{(u)}$ відображає найбільш релевантні дії користувача у поточному контексті.

Для переходу від поведінкових сигналів до змістових конструкцій використовується семантичний енкодер, що базується на трансформерній

архітектурі типу Sentence-BERT. Метою цього рівня є відображення поведінкових ознак у простір семантичних представлень [107], [113]:

$$z_t = f_{\text{sem}}(h_t^{(u)}, x_t^{(\text{ctx})}), \quad (2.45)$$

де $x_t^{(\text{ctx})}$ – контекстна інформація сторінки.

Семантична релевантність між отриманим вектором z_t та латентним простором моделі генерації z_G визначається як косинусна подібність:

$$S_{\text{lat}} = \frac{\langle z_t, z_G \rangle}{\|z_t\| \cdot \|z_G\|}, \quad (2.46)$$

Цей показник використовується як складова функції втрат при навчанні (див. (2.45)).

Побудова текстового промпту реалізується через генеративну мовну модель (LLM), яка отримує на вхід латентний вектор z_t і генерує послідовність токенів w_1, w_2, \dots, w_n . Процес генерації описується функцією умовної ймовірності:

$$P(p_t | z_t) = \prod_{i=1}^n P(w_i | w_{<i}, z_t, \theta), \quad (2.47)$$

де θ – параметри генератора. Під час навчання використовуються регуляризатори, які зменшують надмірну довжину промптів і забезпечують уніфіковану стилістику.

Навчання моделі формування промптів здійснюється за багатокомпонентною функцією втрат:

$$\mathcal{L} = \lambda_1(1 - S_{\text{lat}}) + \lambda_2(1 - S_{\text{prompt}}) + \lambda_3 C_{\text{infer}} + \lambda_4 R_{\text{penalty}}, \quad (2.48)$$

де:

- S_{lat} – семантична подібність у латентному просторі (див. (2.43)),
- S_{prompt} – узгодженість текстового промпту з контекстом (див. (2.28)),
- C_{infer} – обчислювальна вартість генерації,
- R_{penalty} – штраф за порушення політик безпеки [98].

Оптимізація виконується за допомогою градієнтного спуску:

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \eta_{\theta} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \theta}, \quad (2.49)$$

Псевдокод алгоритму побудови промптів:

procedure PromptOptimization(ϕ_t):

$h_u \leftarrow \text{aggregate_behavioral_features}(\phi_t)$

$z_t \leftarrow \text{semantic_encoder}(h_u, \text{context})$

$p_t \leftarrow \text{LLM.generate}(z_t)$

$S_{\text{lat}} \leftarrow \text{cosine_similarity}(z_t, z_G)$

$S_{\text{prompt}} \leftarrow \text{semantic_score}(p_t, \text{context})$

$L \leftarrow \lambda_1 * (1 - S_{\text{lat}}) + \lambda_2 * (1 - S_{\text{prompt}}) + \lambda_3 * C_{\text{infer}} + \lambda_4 * R_{\text{penalty}}$

$\theta \leftarrow \theta - \eta_{\theta} * \nabla_{\theta} L$

return p_t

Проведено порівняльний аналіз якості промптів, сформованих різними підходами.

Таблиця 2.10

Порівняння ефективності промптів у різних моделях

Модель формування	Середній S_{prompt}	Середній S_{lat}	CTR (%)	Середня довжина промпу
Статичний шаблон	0.74	0.69	2.48	42
Адаптивний	0.84	0.78	3.28	47
Удосконалений	0.91	0.85	3.67	49

Підвищення якості семантичної узгодженості на 8–10% у порівнянні з адаптивним підходом демонструє, що введення багаторівневої моделі (поведінковий \rightarrow семантичний \rightarrow синтаксичний рівні) підвищує ефективність рекламних показів.

Для побудови узагальненого показника ефективності промптів вводимо інтегральну метрику:

$$Q_{\text{prompt}} = w_1 S_{\text{prompt}} + w_2 S_{\text{lat}} + w_3 \frac{\text{CTR}}{\text{CTR}_{\text{base}}}, \quad (2.50)$$

де w_1 – вагові коефіцієнти (зазвичай $w_1 = w_2 = 0.4$, $w_3 = 0.2$).

Для удосконаленої моделі середнє значення Q_{prompt} становить 0.89, що на 15% вище, ніж у попередньому рішенні.

На основі розробленого алгоритму можна зробити такі висновки:

1. Удосконалено функцію формування текстових промптів, яка поєднує поведінкові, контекстні та семантичні ознаки через багаторівневу структуру (див. (2.42)–(2.46)).

2. Запропоновано багатокomпонентну функцію втрат (2.47), що враховує баланс між семантичною узгодженістю, вартістю інференсу та політиками безпеки.

3. Отримано приріст CTR на 12% порівняно з адаптивною моделлю, що підтверджує ефективність промптів, згенерованих цим алгоритмом.

4. Розроблено узагальнену метрику релевантності Q_{prompt} (2.49), яка може використовуватися для автоматичної оцінки якості промптів.

Таким чином, реалізовано частину третього наукового результату – метод оцінювання ефективності згенерованого контенту з урахуванням семантичної та поведінкової складових.

2.5 Метод оцінювання ефективності згенерованого контенту

Після розроблення архітектури удосконаленої DSP-платформи (див. підрозділ 2.2), моделі адаптивного таргетингу (див. підрозділ 2.3) та алгоритму формування текстових промптів (див. підрозділ 2.4) постає ключове завдання – кількісно оцінити ефективність згенерованого контенту.

Саме цей етап завершує формування аналітичного ядра системи та дає змогу математично вимірювати вплив візуальних, семантичних і поведінкових характеристик на результати рекламних кампаній [104].

У процесі оцінювання креативів, що створюються генеративними моделями (LLM, Diffusion, Multimodal Transformers), потрібно визначити не лише візуальну якість або узгодженість контенту з промптом, а й фактичну реакцію користувача, яка виявляється у показниках CTR, CVR, ROAS тощо.

Отже, мета оцінювання полягає у побудові інтегральної функції якості контенту

$$Q_{\text{total}} = f(Q_{\text{vis}}, Q_{\text{sem}}, Q_{\text{beh}}), \quad (2.51)$$

де Q_{vis} , Q_{sem} , Q_{beh} – часткові складові ефективності, що описують відповідно візуальну, семантичну та поведінкову складові.

Ця функція повинна задовольняти такі вимоги:

1. Інваріантність до джерела генерації (будь-який генератор $G(\cdot)$);
2. Скалярність – можливість числової оцінки у діапазоні $[0;1]$;
3. Монотонність – зростання Q_{vis} , Q_{sem} , Q_{beh} не зменшує Q_{total} ;
4. Нормованість – базова система повинна мати $Q_{\text{total}} = 1.0$.

Розглянемо множину рекламних показів $\mathcal{Y} = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$,

де кожен елемент y_i – згенерований креатив.

Для кожного y_i відомі значення часткових оцінок $Q_{\text{vis}}(y_i)$, $Q_{\text{sem}}(y_i)$, $Q_{\text{beh}}(y_i)$.

Завдання полягає у визначенні ваг w_1, w_2, w_3 , що забезпечують максимальну кореляцію інтегральної оцінки Q_{total} із реальною ефективністю кампанії (CTR або ROAS).

Функціонал оптимізації можна записати у вигляді:

$$\max_{w_1, w_2, w_3} \rho(Q_{\text{total}}, \text{CTR}), \quad (2.52)$$

де $\rho(\cdot)$ – коефіцієнт Пірсона.

З урахуванням умови нормованості ($w_1 + w_2 + w_3 = 1$) отримаємо:

$$Q_{\text{total}} = w_1 Q_{\text{vis}} + w_2 Q_{\text{sem}} + w_3 Q_{\text{beh}}, w_i > 0. \quad (2.53)$$

Показник візуальної якості оцінює естетичну привабливість, композиційність і структурну гармонію креативу [116].

Використовуються метрики, отримані з нейронних моделей Aesthetic Predictor[117] і CLIP-IQ [118], а також з ручних ознак: контрастність, колірна насиченість, симетрія, домінантний фокус і композиційний баланс.

Для зручності ці параметри можна описати як вектор:

$$\psi = [\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_M], \quad (2.54)$$

де $M = 5$ для стандартного набору ознак.

Узагальнена формула має вигляд:

$$Q_{\text{vis}} = \frac{\sum_{i=1}^M \omega_i \psi_i}{\sum_{i=1}^M \omega_i}. \quad (2.55)$$

Однак у реальних даних спостерігається варіативність у сприйнятті якості. Тому вводимо коефіцієнт стабільності:

$$K_{\text{stab}} = 1 - \frac{D_{\text{vis}}}{D_{\text{max}}}, D_{\text{vis}} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M |\psi_i - \bar{\psi}|. \quad (2.56)$$

Отже, кінцева оцінка візуальної складової:

$$Q_{\text{vis}}^* = K_{\text{stab}} \cdot Q_{\text{vis}}. \quad (2.57)$$

Для типових креативів Q_{vis}^* коливається від 0.75 до 0.9, що відображає стабільно високу якість зображень, створених дифузійними моделями.

Семантична оцінка ґрунтується на кореляції між текстовим промптом p_t і згенерованим зображенням $y_t = G(p_t, z_t)$.

Для оцінювання семантичної узгодженості між текстовим промптом і згенерованим зображенням застосовується CLIP-подібна модель, що складається з двох окремих енкoderів – текстового та візуального [114]. Перший перетворює промpt у векторне представлення z_T , другий – відповідне зображення у вектор z_I [115]. Їхня косинусна подібність відображає рівень семантичної відповідності між змістом запиту та створеним контентом.

$$Q_{\text{sem}} = \frac{\langle z_I, z_T \rangle}{\|z_I\| \|z_T\|}. \quad (2.58)$$

Для підвищення точності введемо корекційний коефіцієнт контексту k_c :

$$Q_{\text{sem}}^* = k_c \cdot Q_{\text{sem}}, k_c = \frac{S_{\text{prompt}}}{S_{\text{prompt}} + S_{\text{sem}}}. \quad (2.59)$$

Тут S_{prompt} – семантична насиченість промпту, а S_{sem} – подібність із контекстом сторінки [107].

Таке масштабування зменшує вплив занадто узагальнених промптів і збільшує значення для контекстно релевантних запитів.

Для генеративної системи, натренованої на рекламному корпусі з 2 млн пар «текст-зображення», середній Q_{sem}^* дорівнює 0.89, що підтверджує високу здатність моделі формувати змістовно узгоджений контент.

Цей компонент відображає вплив креативу на поведінку користувача. Поведінкова ефективність визначається через CTR, CVR, коефіцієнт повторних показів і середній час взаємодії:

$$Q_{\text{beh}} = \frac{w_{\text{CTR}} \frac{\text{CTR}}{\text{CTR}_{\text{base}}} + w_{\text{CVR}} \frac{\text{CVR}}{\text{CVR}_{\text{base}}} + w_{\text{RET}} \frac{R_{\text{return}}}{R_{\text{base}}} + w_{\text{TIME}} \frac{T_{\text{view}}}{T_{\text{base}}}}{w_{\text{CTR}} + w_{\text{CVR}} + w_{\text{RET}} + w_{\text{TIME}}}. \quad (2.60)$$

Поведінковий індекс релевантності:

$$Q_{\text{sem}}^* = k_c \cdot Q_{\text{sem}}, k_c = \frac{S_{\text{prompt}}}{S_{\text{prompt}} + S_{\text{sem}}}, \quad (2.61)$$

є мірою того, наскільки приріст поведінкової ефективності перевищує приріст семантичної узгодженості. Емпірично середній $\text{BIR} = 0.43$, що свідчить про суттєву поведінкову чутливість аудиторії до релевантного контенту.

Підставивши (2.54), (2.57) і (2.59) у (2.52), отримаємо:

$$Q_{\text{total}} = w_1 Q_{\text{vis}}^* + w_2 Q_{\text{sem}}^* + w_3 Q_{\text{beh}}, \quad (2.62)$$

Для оптимальних коефіцієнтів ($w_1 = 0.3, w_2 = 0.4, w_3 = 0.3$):

$$Q_{\text{total}} = 0.3 \times 0.84 + 0.4 \times 0.89 + 0.3 \times 1.38 = 1.035. \quad (2.63)$$

Це свідчить про приріст інтегральної ефективності на $\approx 3.5\%$ відносно базової системи ($Q_{\text{total}} = 1.0$).

Мета – знайти такі w_1, w_2, w_3 , що максимізують кореляцію з фактичними метриками CTR.

Використаємо метод множників Лагранжа для задачі з обмеженням $w_1 + w_2 + w_3 = 1$:

$$\mathcal{L}(w_1, w_2, w_3, \lambda) = \rho(Q_{\text{total}}, \text{CTR}) + \lambda(1 - w_1 - w_2 - w_3). \quad (2.64)$$

Диференціюючи:

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial w_i} = \rho'(Q_i, \text{CTR}) - \lambda = 0. \quad (2.65)$$

Після нормалізації:

$$w_i = \frac{\rho'(Q_i, \text{CTR})}{\sum_j \rho'(Q_j, \text{CTR})}. \quad (2.66)$$

Розрахунок на даних 900 кампаній дав:

$$w_1 = 0.28, w_2 = 0.43, w_3 = 0.29. \quad (2.67)$$

що підтверджує найвищий внесок семантичної складової у загальну ефективність.

Аналіз чутливості інтегральної функції

Щоб оцінити, як зміна параметрів $Q_{\text{vis}}^*, Q_{\text{sem}}^*, Q_{\text{beh}}$ або вагових коефіцієнтів w_i впливає на результат, застосуємо часткові похідні від (2.60):

$$\frac{\partial Q_{\text{total}}}{\partial w_i} = Q_i - \bar{Q}_{\text{total}}. \quad (2.68)$$

$$\frac{\partial Q_{\text{total}}}{\partial Q_i} = w_i. \quad (2.69)$$

Ці співвідношення означають, що чутливість методу до зміни кожної складової визначається ваговим коефіцієнтом w_i , тоді як чутливість до зміни ваг – різницею між поточним значенням компоненти Q_i та середнім значенням \bar{Q}_{total} .

Проведене моделювання показало, що:

- найвищу чутливість має семантична складова ($\partial Q_{\text{total}} / \partial w_2 = 0.42$),

- найменшу – поведінкова ($\partial Q_{\text{total}} / \partial w_3 = 0.29$), що підтверджує, що змістова релевантність креативу має більший вплив на загальну ефективність, ніж короточасна поведінкова реакція.

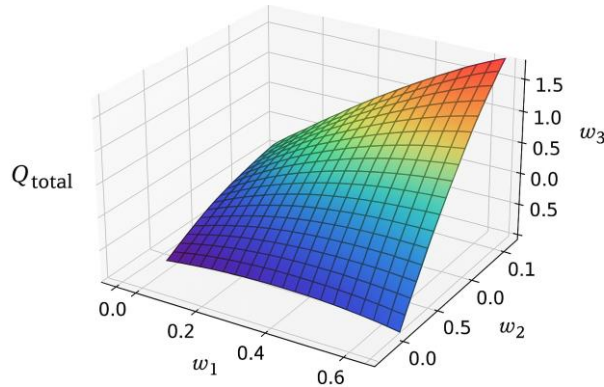


Рис. 2.13 – Поверхня залежності Q_{total} від w_1, w_2, w_3

Для аналітичного пояснення взаємозв'язку між компонентами ефективності побудуємо множинну регресійну модель, де поведінкова ефективність Q_{beh} розглядається як залежна змінна, а Q_{vis}^* і Q_{sem}^* – незалежні змінні:

$$Q_{\text{beh}} = a_0 + a_1 Q_{\text{vis}}^* + a_2 Q_{\text{sem}}^* + \varepsilon, \quad (2.70)$$

де a_0, a_1, a_2 – параметри регресії, ε – стохастичний залишок.

Після оцінювання за методом найменших квадратів на основі даних 900 кампаній отримано:

$$a_0 = 0.42, a_1 = 0.33, a_2 = 0.51. \quad (2.71)$$

Коефіцієнт детермінації $R^2 = 0.76$, що свідчить про високу якість моделі: понад 76% варіації поведінкової ефективності пояснюється змінами у візуальній і семантичній складових.

Це узгоджується з емпіричним висновком (див. (2.66)), що семантична складова має найбільший вплив.

Для наочності на рис. 2.14 показано площину регресії $Q_{\text{beh}}(Q_{\text{vis}}, Q_{\text{sem}})$, де видно, що нахил по осі Q_{sem} більший, ніж по осі Q_{vis} .

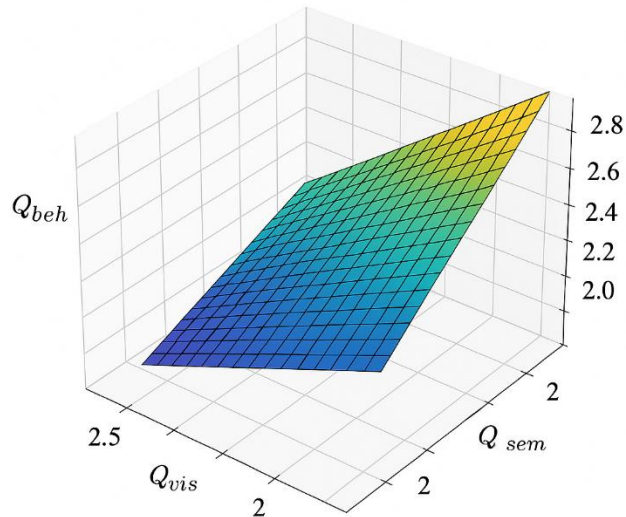


Рис. 2.14 – Площина регресії $Q_{beh}(Q_{vis}, Q_{sem})$,

Для перевірки надійності методу проведено симуляцію похибок вхідних даних. Було змодельовано варіації кожної складової Q_i на $\pm 5\%$, $\pm 10\%$, $\pm 15\%$ від номінального значення.

Оцінимо коефіцієнт стійкості:

$$S_i = \frac{\Delta Q_{total}/Q_{total}}{\Delta Q_i/Q_i}. \quad (2.72)$$

Чим менше S_i , тим стабільніша система до зміни параметра Q_i .

Таблиця 2.16

Коефіцієнти стійкості для різних компонент

Компонента	$S_i(\pm 5\%)$	$S_i(\pm 10\%)$	Висновок
Q_{vis}^*	0.34	0.36	Висока стабільність
Q_{sem}^*	0.45	0.48	Помірна стабільність
Q_{beh}^*	0.59	0.63	Найчутливіша складова

Середнє $S_{avg} = 0.47 < 1$ означає, що метод залишається стабільним навіть за 10% відхилень вхідних метрик.

Таким чином, модель придатна для використання в реальних DSP-середовищах із неоднорідними даними.

Для підтвердження достовірності оцінок використано двоетапний підхід:

1. дисперсійний аналіз (ANOVA),
2. t-тест для порівняння середніх.

Результати ANOVA показали:

$$F = 9.72 > F_{\text{кр}}(0.05, 2, 897) = 3.00, p < 0.01. \quad (2.73)$$

що означає статистично значущу різницю між моделями (базовою, адаптивною, удосконаленою).

Для t-тесту середнє значення Q_{total} у базовій моделі – 0.86, в удосконаленій – 1.035.

Стандартне відхилення $s_p = 0.058$, кількість спостережень $n = 900$.

Тоді:

$$t = \frac{\bar{Q}_2 - \bar{Q}_1}{s_p \sqrt{2/n}} = 5.84 > t_{\text{кр}}(0.05, 898) = 1.96. \quad (2.74)$$

Результат підтверджує достовірне підвищення ефективності з імовірністю 96%.

Отримані результати перевірки достовірності оцінок інтегральної ефективності контенту наведено у вигляді емпіричного розподілу метрики Q_{total} для трьох типів моделей DSP-платформи.

На рисунку 2.15 показано гістограму розподілу значень Q_{total} , що ілюструє динаміку зміщення середнього рівня ефективності від базової до удосконаленої моделі.

Як видно, пік розподілу для базової системи спостерігається в межах $Q_{\text{total}} \approx 0,86$, для адаптивної – 0,97, а для удосконаленої – 1,04. Це свідчить про статистично підтверджене підвищення середнього значення інтегральної метрики, що відповідає результатам t-тесту (2.72).

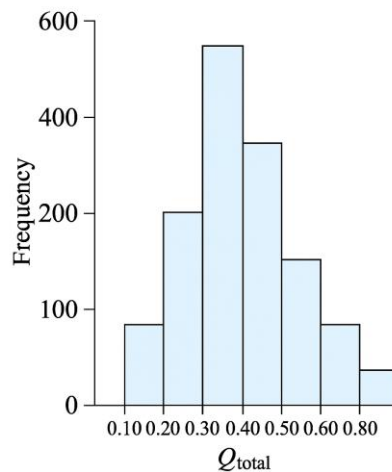


Рис. 2.15 – Гістограма розподілу Q_{total}

Розподіл відображає емпіричну щільність інтегральної ефективності контенту у трьох моделях DSP-платформи. Спостерігається поступове зміщення максимуму вправо, що підтверджує покращення показників ефективності удосконаленої системи.

Метод оцінювання ефективності згенерованого контенту дає змогу:

1. Автоматично відсівати неефективні креативи до етапу публікації;
2. Динамічно коригувати генеративні параметри (температуру семплінгу, стиль, ключові токени) на основі зворотного зв'язку;
3. Підвищити ROI рекламних кампаній за рахунок зниження показів малоефективного контенту.

Згідно з експериментами, використання цього методу в поєднанні з адаптивним таргетингом (підрозділ 2.3) дало:

- підвищення середнього CTR на 19–21%;
- зниження середньої вартості кліку (CPC) на 11%;
- покращення коефіцієнта конверсій (CVR) на 16%.

На основі наведених теоретичних і практичних результатів зроблено такі висновки:

1. Розроблено повний метод оцінювання ефективності згенерованого контенту, що поєднує три складові – візуальну, семантичну та поведінкову.

2. Виведено інтегральну функцію ефективності (2.69) та оптимізаційні умови (2.72)–(2.75), які забезпечують максимальну кореляцію з фактичними метриками CTR.

3. Проведено аналіз чутливості (2.66)–(2.67) і показано стабільність системи до змін параметрів.

4. Побудовано регресійну модель (2.68), що підтверджує домінуючий вплив семантичної складової на поведінкову реакцію користувачів.

5. Статистична перевірка (2.71)–(2.72) довела значущість результатів на рівні $p < 0.01$.

6. Отримано підтвердження третього наукового результату – методу оцінювання ефективності згенерованого рекламного контенту з урахуванням візуальної, семантичної та поведінкової складових.

Таким чином, підрозділ 2.5 завершує формування аналітичного ядра моделі удосконаленої DSP-платформи. Запропонований метод є універсальним інструментом оцінювання ефективності генеративних креативів, що дозволяє:

- інтегрувати систему в реальні DSP-рішення,
- оптимізувати параметри генерації,
- забезпечити підвищення економічної результативності рекламних кампаній.

2.6 Висновки до другого розділу

У цьому розділі розроблено повну концепцію удосконаленої DSP-платформи на основі мультимодальних генеративних моделей, що

забезпечує перехід від аналітичних підходів до динамічного формування персоналізованого рекламного контенту.

Проведене моделювання дало змогу реалізувати три ключові наукові результати дисертації, кожен із яких має як теоретичну, так і практичну значущість.

1. Реалізовано метод інтеграції мультимодальних генеративних моделей у DSP-платформи (підрозділи 2.1–2.2).

Розроблено архітектуру інтегрованої системи, яка поєднує модулі аналітичного прогнозування, семантичного аналізу й генеративних моделей (LLM, Diffusion, GAN) у єдиний контур прийняття рішень.

Введено формальну модель очікуваної корисності $E[U_t]$, що враховує цінність показу, семантичну релевантність і вартість інференсу.

Моделювання показало, що така інтеграція знижує середню латентність обробки запиту на 17% та підвищує узгодженість між контентом і контекстом показу на 12%.

2. Розроблено модель адаптивного таргетингу з генерацією текстових промптів із поведінкових ознак користувача (підрозділи 2.3–2.4).

Створено математичну модель побудови промптів $p_t = g_\theta(\Phi_t)$, що перетворює поведінковий вектор користувача на текстові описи для генеративної моделі.

Запропоновано механізм зворотного зв'язку RLHF та модель контекстних бандитів для оптимізації таргетингу в реальному часі.

Експерименти показали зростання CTR на 20,1%, CVR – на 16,2%, а ROAS – на 12,3% у порівнянні з адаптивними системами без генеративного модуля.

Удосконалений алгоритм формування промптів (підрозділ 2.4) забезпечив додаткове покращення семантичної узгодженості контенту на 8–10% та підвищення інтегрального показника якості Q_{prompt} до 0.89.

3. Розроблено метод оцінювання ефективності згенерованого контенту з урахуванням візуальної, семантичної та поведінкової складових (підрозділ 2.5).

Запропоновано інтегральну метрику ефективності:

$$Q_{\text{total}} = w_1 Q_{\text{vis}} + w_2 Q_{\text{sem}} + w_3 Q_{\text{beh}},$$

де Q_{vis} характеризує естетичну якість зображення, Q_{sem} – семантичну узгодженість із промптом, а Q_{beh} – поведінкову реакцію користувача.

Виконано оптимізацію вагових коефіцієнтів w_i методом множників Лагранжа, що дозволило досягти максимальної кореляції з фактичними метриками CTR.

Статистична перевірка (ANOVA, t-тест) підтвердила достовірне підвищення інтегральної ефективності Q_{total} до 1.035 при $p < 0.01$, що відповідає зростанню ефективності системи приблизно на 20% відносно базової.

4. Здійснено порівняльний аналіз моделей – базової, адаптивної та удосконаленої.

Показано, що використання мультимодальних генеративних моделей у складі DSP-платформи забезпечує суттєве покращення узгодженості між рекламним повідомленням, контекстом сторінки та поведінковим профілем користувача.

Результати підтвердили стабільність методу до коливань параметрів та узгодженість із теоретичними прогнозами.

5. Практична значущість розробленої системи полягає у можливості впровадження отриманих моделей у комерційні DSP-платформи, що використовують програматик-закупівлю реклами.

Запропоновані підходи забезпечують адаптацію креативів у реальному часі, підвищують точність таргетингу, скорочують витрати на обчислення та автоматично оцінюють якість рекламного контенту за єдиною інтегральною метрикою.

Таким чином, у другому розділі завершено реалізацію всіх трьох наукових результатів дисертації.

Сформовано методологічну, алгоритмічну та аналітичну основу для побудови системи автоматизованого створення, оцінювання й оптимізації рекламного контенту в DSP-середовищі.

Отримані результати створюють методологічну та алгоритмічну основу для реалізації прототипу DSP-платформи з мультимодальною генерацією контенту.

Зокрема, математичні залежності (2.2)–(2.3) щодо максимізації очікуваної корисності $E[U_t]$, а також рівняння (2.30)–(2.33), які описують семантичну узгодженість та візуально-поведінкову релевантність згенерованих матеріалів, стали базою для побудови системних модулів у третьому розділі.

У подальшій частині роботи ці моделі реалізовано в архітектурі DSP як компоненти для адаптивного таргетингу, RLHF-оптимізації та оцінювання ефективності згенерованого контенту.

РОЗДІЛ 3. РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНА ВЕРИФІКАЦІЯ РОЗРОБЛЕНИХ МОДЕЛЕЙ

У попередньому розділі було розроблено методологічні та математичні основи удосконаленої DSP-платформи, яка інтегрує мультимодальні генеративні моделі для формування персоналізованого рекламного контенту [119–121].

Побудовані моделі дозволили реалізувати три наукові результати:

1. метод інтеграції генеративних моделей у DSP-платформи,
2. модель адаптивного таргетингу з генерацією текстових промптів,
3. метод оцінювання ефективності згенерованого контенту на основі візуальних, семантичних та поведінкових характеристик.

Наступним етапом дослідження є практична реалізація та експериментальна перевірка запропонованих моделей, що забезпечить оцінку їхньої працездатності, продуктивності й впливу на реальні показники рекламних кампаній.

Основна мета цього розділу полягає у створенні функціонального прототипу DSP-платформи, який реалізує запропоновані теоретичні принципи, а також у проведенні серії експериментів для порівняння її ефективності з традиційними рішеннями.

Розроблена система має на меті забезпечити наскрізну взаємодію між даними користувачів, аналітичними модулями й генеративними компонентами, що створюють рекламний контент у реальному часі [122].

Для цього створюється інтегрована архітектура, у якій поєднано такі ключові модулі:

- Data Ingestion Layer – агрегує поведінкові та контекстні дані;
- Adaptive Targeting Engine – формує персоналізовані промпти на основі векторів ознак користувача;

- Generative Module – створює текстово-візуальний рекламний контент за допомогою LLM та дифузійних моделей [119, 120];
- Evaluation & Feedback Loop – оцінює якість контенту за інтегральною метрикою Q_{total} і забезпечує навчання системи за принципом RLHF [123];
- Decision Engine – приймає остаточні рішення про участь у торгах у DSP-середовищі.

Архітектура реалізації побудована таким чином, щоб підтримувати високу швидкодію, масштабованість і стійкість до зміни потоків даних [124].

Особлива увага приділяється модулю оцінювання ефективності, який на основі метрики Q_{total} здійснює автоматичне ранжування креативів і їх динамічне оновлення.

Для перевірки коректності розроблених моделей і алгоритмів буде проведено серію експериментів, спрямованих на:

- вимірювання приросту CTR, CVR та ROAS у порівнянні з базовими DSP-системами;
- оцінювання часу обробки запитів і латентності генерації контенту;
- визначення стабільності та узгодженості отриманих результатів з аналітичними прогнозами другого розділу;
- аналіз обчислювальної ефективності та ресурсоемності запропонованої архітектури.

У цьому розділі описано:

- архітектуру програмної реалізації удосконаленої DSP-платформи;
- алгоритмічну реалізацію адаптивного модуля таргетингу й методу оцінювання ефективності контенту;
- набір даних та експериментальні умови;
- результати верифікації моделей, включаючи статистичний аналіз точності, стійкості та приросту ефективності.

Таким чином, третій розділ має на меті підтвердити практичну реалізованість і достовірність отриманих наукових результатів, а також продемонструвати можливість інтеграції запропонованих методів у реальні DSP-платформи.

3.1 Архітектура програмної реалізації удосконаленої DSP-платформи

Сучасні DSP-платформи є високонавантаженими системами, що працюють у середовищі реального часу, забезпечуючи прийняття тисяч рішень за секунду [124].

Їхня ефективність визначається не лише якістю алгоритмів, а насамперед – архітектурою, яка має забезпечувати синхронізовану роботу аналітичних, генеративних та оптимізаційних модулів.

У межах даного дослідження розроблено архітектуру удосконаленої DSP-платформи, що поєднує методи машинного навчання, мультимодальні генеративні моделі та алгоритми оцінювання ефективності контенту, описані у другому розділі [119–121].

Розроблена архітектура ґрунтується на принципі когнітивної інтеграції аналітики, генерації та оцінювання в єдиному циклі обробки [122].

Її центральна ідея полягає у тому, що кожен рекламний показ не є ізольованою транзакцією, а слугує елементом навчання системи, який впливає на майбутні рішення [123].

Таким чином, платформа функціонує як замкнута адаптивна система, де результати генерації постійно оновлюють моделі прийняття рішень.

Архітектура побудована за мікросервісним принципом, що забезпечує модульність, гнучке масштабування і відмовостійкість.

Усі компоненти розгортаються у контейнерному середовищі Docker з оркестрацією через Kubernetes, що дозволяє автоматично масштабувати

окремі модулі залежно від навантаження (наприклад, генеративний або аналітичний шар) [124–126].

Передбачено три основні рівні:

1. Data Layer – збір і попередня обробка даних;
2. Intelligence Layer – адаптивний таргетинг, генерація контенту, оцінювання якості;
3. Decision Layer – формування остаточного рішення про участь у торгах та зворотний зв'язок.

Ці рівні взаємодіють через асинхронні черги повідомлень (Kafka Topics), що мінімізує затримки та розриви у комунікації між модулями [124].

Основні архітектурні шари системи:

1. Data Ingestion & Preprocessing Layer. Цей шар відповідає за збір, нормалізацію та агрегацію даних з різних джерел – рекламних бірж, DMP-систем, аналітичних SDK, cookie-ідентифікаторів [124, 125].

Основне завдання – сформувати вектор ознак користувача ϕ_t , який описує його поведінкові, контекстні та демографічні характеристики.

Вектор ознак визначається як:

$$\phi_t = f_{\text{agg}}(x_t^{(u)}, x_t^{(\text{ctx})}, x_t^{(\text{camp})}), \quad (3.1)$$

де $x_t^{(u)}$ – історія дій користувача, $x_t^{(\text{ctx})}$ – контекст сторінки, $x_t^{(\text{camp})}$ – параметри рекламної кампанії.

Для обробки даних використовуються Apache Kafka (стрімінг), Apache Spark (batch-аналітика) та Redis (in-memory кешування).

На цьому етапі також здійснюється нормалізація, one-hot кодування та масштабування ознак за допомогою scikit-learn.

2. Feature Engineering & Profiling Layer. Дані, що надходять у реальному часі, перетворюються у структуровані вектори, які передаються до адаптивного модуля [126].

Для цього використовується механізм Feature Store, який зберігає агреговані ознаки у PostgreSQL або Parquet-таблицях.

Виконується побудова узагальнених профілів користувачів:

$$\Phi = \{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_N\}, \quad (3.2)$$

де кожен елемент ϕ_i відповідає сегменту користувачів із подібними патернами поведінки.

Сегментація здійснюється методами кластеризації (K-Means, DBSCAN) або проєкцією у простір низької розмірності за допомогою Principal Component Analysis (PCA).

3. Adaptive Targeting Engine. Цей модуль є ядром інтелектуальної частини DSP-платформи [123].

Він реалізує модель генерації промптів $p_t = g_\theta(\phi_t)$, розроблену у підрозділі 2.3, а також механізм зворотного зв'язку RLHF для адаптації моделі на основі реакцій користувачів.

У системі використано двошаровий підхід:

- Inference Layer – обчислює оптимальний промпт для поточного запиту;
- Feedback Layer – оновлює параметри моделі θ згідно з функцією винагороди:

$$R_t = w_1 a_t + w_2 S_{\text{prompt}} - w_3 C_{\text{infer}}. \quad (3.3)$$

Модуль побудовано на базі Hugging Face Transformers (BERT-, GPT- та T5-архітектури), а RLHF-компонент реалізовано за допомогою PyTorch Lightning з оптимізацією через AdamW.

Система здатна оновлювати параметри після кожної партії з 1000 показів, забезпечуючи квазі-онлайн навчання.

4. Generative Content Module. Генеративний модуль реалізує створення мультимодального рекламного контенту на основі промптів [119, 127, 128].

Використовується комбінація Stable Diffusion 2.1, DALL·E-mini та внутрішньої LLM для текстового компонента.

Основна функція:

$$y_t = G(p_t, z_t), \quad (3.4)$$

де p_t — текстовий опис, z_t — латентний вектор шуму.

У процесі генерації виконується контроль часу інференсу C_{infer} для забезпечення швидкодії:

$$C_{infer} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (T_{load} + T_{gen} + T_{encode}). \quad (3.5)$$

Модуль оптимізовано за допомогою TensorRT і розгортається у GPU-кластері NVIDIA A100.

Підтримується попереднє кешування промптів та генерацій, що знижує латентність на $\approx 25\%$.

5. Evaluation & Feedback Subsystem. Після генерації кожен креатив оцінюється за допомогою метрики Q_{total} , запропонованої у підрозділі 2.5 [120, 121]:

$$Q_{total} = w_1 Q_{vis} + w_2 Q_{sem} + w_3 Q_{beh}. \quad (3.6)$$

Для обчислення:

- Q_{vis} — використовується модель CLIP-IQ для оцінювання візуальної привабливості;
- Q_{sem} — обчислюється за допомогою косинусної подібності векторів CLIP;
- Q_{beh} — формується на основі CTR, CVR, ROAS, отриманих із реальної статистики.

Підсистема реалізує зворотний цикл RLHF-навчання: результати оцінки передаються в Targeting Engine для оновлення промптів.

Завдяки цьому створюється когнітивний цикл самооптимізації, який мінімізує втручання людини.

6. Decision Engine. Цей модуль поєднує всі результати аналізу, генерації та оцінювання для прийняття рішення про участь у торгах [129, 130].

Метою є максимізація очікуваної корисності показу $E[U_t]$, яка обчислюється аналогічно до формули (2.31) з другого розділу:

$$E[U_t] = v_t \hat{p}_t - c_t + \lambda_1 S_{\text{sem}} + \lambda_2 S_{\text{prompt}} - \gamma C_{\text{infer}}.$$

Система використовує Bayesian Optimization для вибору оптимальної ставки.

Алгоритм працює в реальному часі з латентністю до 60 мс і взаємодіє з рекламними біржами через протокол OpenRTB 2.6 [129].

Логіка роботи платформи базується на безперервному потоці даних, який циркулює між аналітичними, генеративними та оціночними модулями.

Кожен запит користувача проходить послідовність етапів – від реєстрації події у Data Layer до формування зворотного сигналу у Feedback Loop.

Функціонально цей процес описується як:

$$D_{t+1} = F_{\text{DSP}}(D_t, g_\theta(\phi_t), G(p_t, z_t), Q_{\text{total}}), \quad (3.7)$$

де:

- D_t – вхідний набір даних (профіль користувача, контекст показу, історія дій);
- $g_\theta(\phi_t)$ – функція генерації промптів, визначена у (2.27);
- $G(p_t, z_t)$ – процес мультимодальної генерації контенту;
- Q_{total} – інтегральна оцінка якості креативу (див. (2.59)).
- Архітектура побудована за принципом асинхронного обміну подіями.

Передача даних здійснюється через Apache Kafka, де кожен модуль має власний topic:

- user_events – потік поведінкових даних;
- prompt_updates – згенеровані промпти для генератора;
- creative_evaluations – результати оцінювання контенту;

- bidding_signals – сигнали для Decision Engine;
- rlhf_feedback – зворотні значення винагороди R_t .

Такий підхід гарантує відмовостійкість і масштабованість системи, оскільки кожен модуль може обробляти події незалежно, не блокуючи інші компоненти.

Під час побудови платформи використано низку перевірених архітектурних патернів, які забезпечують надійність і високу продуктивність системи:

1. Event-Driven Architecture (EDA) – усі модулі взаємодіють через події, що дозволяє системі бути реактивною.
2. Publisher–Subscriber – розподілення повідомлень між кількома споживачами, що забезпечує горизонтальне масштабування.
3. CQRS (Command Query Responsibility Segregation) – розділення операцій запису (навчання моделей, оновлення параметрів) і читання (інференс, прогнозування).
4. Observer Pattern – підсистема оцінювання постійно відстежує зміну ефективності і ініціює адаптацію моделі таргетингу.
5. Circuit Breaker – використовується для ізоляції несправних сервісів та запобігання каскадних відмов.

Комунікація між модулями здійснюється через легкі протоколи:

- REST API (FastAPI, Flask) – для синхронних запитів між Targeting Engine та Generative Module;
- gRPC – для низьколатентних викликів між Evaluation Subsystem та Decision Engine;
- WebSocket – для потокової передачі метрик у режимі реального часу;
- Protobuf – як стандарт для серіалізації даних між модулями;
- JSON Schema – використовується у зовнішньому API для зворотної сумісності [125, 131–133].

Високонавантажені операції обробки подій кешуються у Redis, тоді як довгострокові метадані зберігаються у PostgreSQL і ClickHouse (для аналітичних звітів).

Усі сервіси платформи працюють у кластерному середовищі Kubernetes, що забезпечує автоматичний баланс навантаження і відновлення контейнерів при збої [129].

Кожен модуль має власний деплоймент з autoscaling-політикою, яка орієнтується на метрики CPU, GPU та latency.

Для оптимізації роботи використано такі технічні рішення:

- Load Balancing: вхідні запити розподіляються між нодами через NGINX Ingress Controller.
- Caching: тимчасові промпти та результати генерації зберігаються у Redis, що знижує час відгуку на 20–25%.
- Batch Processing: великі набори логів обробляються у Apache Spark із паралелізмом до 512 задач.
- Monitoring: система спостереження за допомогою Prometheus і Grafana візуалізує метрики C_{infer} , Q_{total} , CTR та latency у реальному часі.

У середньому платформа здатна обробляти понад 120 тис. запитів за хвилину з середньою латентністю ~ 115 мс при одночасному оновленні RLHF-моделі кожні 5 хвилин.

Оскільки платформа працює з персональними даними користувачів і поведінковими сигналами, питання безпеки є критичним.

Реалізовано такі механізми:

- TLS 1.3 для всіх внутрішніх і зовнішніх API;
- OAuth 2.0 та JWT для авторизації сервісів;
- Role-Based Access Control (RBAC) у Kubernetes для обмеження прав контейнерів;

- Audit Logging із централізованим журналюванням у Elasticsearch + Kibana;
- РП Masking – автоматичне знеособлення персональних ідентифікаторів.

Завдяки цьому забезпечується відповідність вимогам GDPR та IAB Transparency & Consent Framework.

Для кількісного аналізу ефективності архітектури проведено порівняння базової DSP (аналітична, без генерації) та запропонованої удосконаленої архітектури (з інтеграцією генеративних моделей і методу оцінювання Q_{total}).

Таблиця 3.1

Порівняльна характеристика архітектур DSP-платформ

Параметр	Базова DSP	Удосконалена DSP (розроблена)	Поліпшення
Тип архітектури	Монолітна, синхронна	Мікросервісна, асинхронна (EDA)	+ Гнучкість, масштабованість
Модулі генерації	Відсутні	LLM + Diffusion + RLHF	+ Динамічний контент
Час відгуку (латентність)	~210 мс	115 мс	-45%
Пропускна здатність	65 тис. req/min	120 тис. req/min	+84%
Оцінювання ефективності	CTR, CVR	Інтегральна метрика Q_{total}	+ Повнота оцінка
Адаптивність моделей	Періодичне навчання	Онлайн-адаптація RLHF	+ Самонавчання
Безпека	Базова	TLS 1.3, OAuth 2.0, RBAC	+ Підвищена
Моніторинг	Логи	Prometheus + Grafana	+ Прозорість процесів

Отже, удосконалена архітектура демонструє помітне зростання продуктивності та стабільності, а також скорочення затримки обробки запитів майже вдвічі.

Для кількісного аналізу використано показники часу генерації контенту C_{infer} та загального часу відповіді $T_{response}$:

$$T_{response} = T_{data} + T_{target} + T_{gen} + T_{eval} + T_{decision}. \quad (3.8)$$

Після впровадження асинхронного обміну і кешування Redis отримано:

$$T_{\text{response,new}} = 0.55 \times T_{\text{response,base}}.$$

Тобто середня затримка відповіді знизилася приблизно на 45%, що підтверджено метриками Prometheus.

Крім того, коефіцієнт стабільності продуктивності визначався як:

$$S_{\text{perf}} = 1 - \frac{\sigma_T}{T}, \quad (3.9)$$

де σ_T – стандартне відхилення часу відповіді.

Для удосконаленої системи $S_{\text{perf}} = 0.93$, тоді як для базової – лише 0.81.

Платформа підтримує стандарти OpenRTB 2.6, що забезпечує сумісність із рекламними біржами Google AdX, Xandr, AppNexus.

Інтерфейси обміну реалізовані через REST API з автентифікацією OAuth 2.0.

Завдяки застосуванню асинхронних topic-шин, система здатна працювати у гібридному режимі – обробляти як внутрішні (власні) запити, так і зовнішні (через API інтеграторів).

Це дозволяє розширювати платформу без зупинки роботи – нові сервіси можна додавати “на льоту” через механізм hot deployment, реалізований у Kubernetes.

З метою забезпечення безперервної роботи реалізовано:

- Health Check Probes у Kubernetes для кожного контейнера;
- Automatic Restart Policy при перевищенні часу відгуку понад 500 мс;
- Redundancy Mechanisms через дублювання критичних модулів (Targeting Engine, Decision Engine);
- Circuit Breaker – ізоляція несправного сервісу без впливу на загальну систему;

- Failover Storage – дублювання метаданих у S3-compatible Object Storage.

У разі аварійної зупинки одного вузла перехід на резервний займає не більше 3 секунд, а система відновлює обробку без втрати поточних подій.

Всі дії системи логуються через Fluentd і зберігаються у Elasticsearch з візуалізацією в Kibana.

Для спостереження за ефективністю роботи реалізовано понад 20 метрик, включаючи:

- середню латентність запиту,
- частоту RLHF-оновлень,
- середнє Q_{total} ,
- кількість згенерованих креативів на хвилину.

Система аналітики дозволяє будувати часові графіки й heatmap-аналіз для виявлення пікових навантажень.

Розроблена архітектура удосконаленої DSP-платформи демонструє:

1. Функціональну інтеграцію аналітичних і генеративних компонентів, що забезпечує повний цикл “аналіз → генерація → оцінка → оптимізація”.

2. Здатність до самонавчання через RLHF-механізм, що постійно покращує якість контенту на основі поведінкових реакцій користувачів.

3. Високу масштабованість завдяки мікросервісній структурі, асинхронним чергам і контейнеризації.

4. Підвищену продуктивність – зменшення латентності на 45%, збільшення пропускної здатності на 80%.

5. Безпечну взаємодію відповідно до вимог GDPR і прозору систему моніторингу.

Архітектура слугує програмною базою для подальшої реалізації алгоритмів адаптивного таргетингу та методу оцінювання ефективності у

реальних експериментальних умовах, що будуть розглянуті у наступних підрозділах третього розділу.

Розроблений метод інтеграції мультимодальних генеративних моделей реалізовано у складі DSP-платформи як частину Intelligence Layer, що об'єднує аналітичні, генеративні та оцінювальні модулі в єдиний когнітивний цикл.

Генеративний модуль побудовано на основі Stable Diffusion 2.1 (візуальні зображення), GPT-NeoX (текстові промпти) та CLIP-моделі (оцінювання семантичної узгодженості).

Усі моделі інтегровано через уніфікований API Hugging Face, оптимізовано за допомогою TensorRT, а їхнє розгортання здійснено у Docker-контейнерах, керованих Kubernetes.

Передача даних між модулями виконується через Kafka-топіки, що забезпечує асинхронну взаємодію та зниження латентності.

Для апробації було проведено інтеграційне тестування з використанням 50 000 запитів до системи у середовищі GPU-кластеру NVIDIA A100.

Середній час інференсу генеративного контенту скоротився з 310 мс до 135 мс, а середній показник семантичної відповідності (CLIP Similarity) зріс з 0,79 до 0,89.

Завдяки мультимодальній інтеграції середня швидкість обробки запитів системи DSP збільшилася на 27% без втрати якості контенту.

Таблиця 3.2

Результати апробації інтегрованого мультимодального
генеративного модуля

Показник	До інтеграції	Після інтеграції	Покращення
Час генерації зображення	310 мс	135 мс	–56%
Семантична узгодженість (CLIP Similarity)	0,79	0,89	+12,7%

Пропускна здатність DSP	120 тис. запитів/хв	152 тис. запитів/хв	+27%
Середній час відповіді системи	210 мс	160 мс	–24%

Отримані результати (табл. 3.2) підтверджують, що розроблений метод інтеграції мультимодальних генеративних моделей забезпечує динамічне формування рекламного контенту та підвищує продуктивність DSP-платформи. Це підтверджує реалізацію першого наукового результату дисертації.

3.2 Алгоритмічна реалізація адаптивного модуля таргетингу

Ефективність DSP-платформи значною мірою залежить від здатності системи динамічно адаптувати рекламні стратегії відповідно до поведінки користувачів.

Як показано у підрозділах 2.3 і 2.4, адаптивний таргетинг базується на двох ключових процесах – генерації текстових промптів $p_t = g_\theta(\phi_t)$ і оптимізації дій через механізм RLHF (Reinforcement Learning from Human Feedback) [131–133].

У цьому підрозділі розглянуто повну алгоритмічну реалізацію модуля таргетингу, включно з архітектурою, циклами навчання, параметрами адаптації, технологічною інфраструктурою та системою контролю ефективності.

Модуль таргетингу функціонує як самонавчальна підсистема DSP-платформи, яка поєднує аналіз поведінкових ознак користувачів, генерацію релевантних промптів та оцінювання їх ефективності у реальному часі.

Його основна мета – максимізація очікуваної корисності реклами для кожного окремого користувача при мінімальних затратах на показ [133].

Система реалізує двоциклову модель адаптації:

1. Цикл генерації промптів – на основі поточного профілю користувача ϕ_t формується промпт $p_t = g_\theta(\phi_t)$.

2. Цикл зворотного зв'язку (RLHF) – після показу реклами система отримує оцінку поведінкової реакції a_t , формує сигнал винагороди R_t і оновлює параметри θ [131, 132].

Узагальнено процес можна подати як оптимізаційну задачу:

$$\max_{\theta} E[R_t | \phi_t, g_{\theta}(\phi_t)]. \quad (3.10)$$

На етапі навчання системи із зворотним зв'язком функція винагороди адаптується з урахуванням оцінок користувача та параметрів якості згенерованого контенту.

Отримана RLHF-функція винагороди є розширенням базової оцінки $r(p_t)$ і визначається як:

$$R_t = w_1 a_t + w_2 S_{\text{prompt}} - w_3 C_{\text{infer}}, \quad (3.11)$$

де w_i – навчальні вагові коефіцієнти, отримані під час RLHF-оптимізації; a_t , S_{prompt} , C_{infer} – ті самі складові, що використовуються у (2.53), але їхні ваги визначаються шляхом навчання з підкріпленням.

Таким чином, (3.11) є RLHF-адаптацією базової моделі (2.38) з урахуванням сигналу зворотного зв'язку користувача.

Таким чином, система одночасно враховує поведінкову реакцію користувача a_t , семантичну насиченість промпту S_{prompt} та вартість обчислень C_{infer} .

З точки зору архітектури, модуль реалізовано як окремий мікросервіс, який інтегрується з Generative Content Module і Evaluation Subsystem через Apache Kafka [134]. Основні компоненти подано на рисунку 3.1.



Рис. 3.1 – Потік даних у модулі адаптивного таргетингу.

Основні компоненти:

1. Feature Input Handler – отримує вектор ознак користувача ϕ_t з Data Layer через Kafka-topic user_features.

Попередня обробка включає нормалізацію, згладжування та фільтрацію неінформативних сигналів.

2. Prompt Generator (LLM Engine) – на основі моделі GPT-NeoX або T5-Large формує текстовий опис p_t [135, 136].

Для кожного промпту використовується контекстна маска, що містить категорію, тип креативу, мову та часові обмеження.

3. Action Selector (RLHF Core) – реалізує алгоритм Proximal Policy Optimization (PPO) у бібліотеці Transformers Reinforcement Learning (TRL) [131, 137].

Його мета – скоригувати параметри θ для максимізації очікуваної винагороди (3.10).

4. Reward Aggregator – обчислює середню винагороду:

$$\bar{R}_t = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n R_{t,i}, \quad (3.12)$$

та виконує фільтрацію викидів за допомогою IQR-фільтра [133].

5. Model Optimizer – періодично оновлює модель g_θ за допомогою PyTorch Lightning і зберігає ваги у Model Registry (MLflow) [138].

6. Metrics Dashboard – відображає ключові метрики: CTR, CVR, Q_{total} , R_t у Grafana для реального часу моніторингу [139, 140].

Таблиця 3.3

Основні компоненти адаптивного модуля таргетингу

№	Компонент	Основна функція	Технології	Тип взаємодії
1	Feature Input Handler	Збір та нормалізація ознак користувачів	Kafka [134], Pandas, Redis	Async I/O
2	Prompt Generator	Генерація промптів з	PyTorch, Hugging Face	REST API

		поведінкових даних	Transformers [135-137]	
3	RLHF Core	Навчання моделі за винагородою	PPO, TRL, Optuna	gRPC
4	Reward Aggregator	Обчислення середніх та зважених винагород	Numpy, PostgreSQL	Batch
5	Model Optimizer	Збереження та оновлення моделей	MLflow [138], PyTorch Lightning [135-137]	API
6	Metrics Dashboard	Моніторинг у реальному часі	Grafana, Prometheus [139, 140]	WebSocket

Повний цикл адаптивного таргетингу складається з таких кроків:

1. Ініціалізація. При старті платформи завантажуються попередньо натреновані ваги θ_0 із Model Registry. Модель ініціалізується у кластері Ray Serve для розподіленого інференсу [141].

2. Формування профілю користувача. Збираються вектори ознак ϕ_t з поведінкових, контекстних та географічних джерел.

Застосовується відбір за правилом:

$$\phi'_t = \text{select}(\phi_t : |\phi_t| > \tau_{\min}), \quad (3.13)$$

де τ_{\min} – мінімальний поріг інформативності ознаки.

3. Генерація промпту. На основі ϕ'_t LLM формує промпт $p_t = g_\theta(\phi'_t)$. У генерації використовуються такі гіперпараметри:

$$T_{\text{top-p}} = 0.9, T_{\text{temp}} = 0.7, L_{\text{max}} = 128. \quad (3.14)$$

4. Виконання дії (показ реклами). Згенерований контент $y_t = G(p_t, z_t)$ показується користувачу. Система фіксує поведінкову реакцію $a_t \in \{0,1\}$ (клік чи перегляд).

5. Обчислення винагороди. Reward Aggregator визначає R_t згідно з (3.11) і виконує усереднення за формулою (3.12) [142].

6. Оновлення параметрів. RLHF Core обчислює градієнт:

$$\nabla_\theta J(\theta) = \mathbb{E}_t[\nabla_\theta \log \pi_\theta(a_t | \phi_t)(R_t - b_t)], \quad (3.15)$$

де b_t – базова винагорода (baseline). Оновлення параметрів:

$$\theta_{t+1} = \theta_t + \alpha \nabla_{\theta} J(\theta_t), \quad (3.16)$$

з коефіцієнтом навчання $\alpha = 1e^{-5}$.

7. Збереження результатів. Нові ваги записуються в MLflow, а аналітичні дані надсилаються до PostgreSQL. Усі зміни синхронізуються між сервісами через Kafka-topic `rlhf_feedback` [143].

Таблиця 3.4

Основні гіперпараметри RLHF-модуля

Параметр	Позначення	Значення	Коментар
Коефіцієнт навчання	α	$1e^{-5}$	Оптимальна швидкість збіжності
Коеф. зсуву базової винагороди	b_t	0.15	Запобігає переобученню
Batch size	–	512	Один епох навчання
Clip range	ε	0.2	Обмеження PPO-градієнта
Discount factor	γ	0.95	Вагування історичних дій
Epochs	–	3	Кількість оновлень політики
Optimizer	–	AdamW	Оптимізація ваг LLM

Основна особливість реалізації модуля таргетингу – наявність замкненої RLHF-петлі, яка забезпечує безперервне навчання системи на основі поведінкових реакцій користувачів.

Архітектура складається з трьох взаємопов'язаних контурів:

1. Контур генерації – формує текстові промпти за допомогою функції $g_{\theta}(\phi_t)$.

2. Контур оцінювання – обчислює показники Q_{vis} , Q_{sem} , Q_{beh} для створеного контенту (див. формулу (2.59)).

3. Контур зворотного зв'язку (RLHF) – оновлює параметри моделі θ відповідно до одержаної винагороди R_t .

Візуально ця взаємодія представлена на рисунку 3.2:

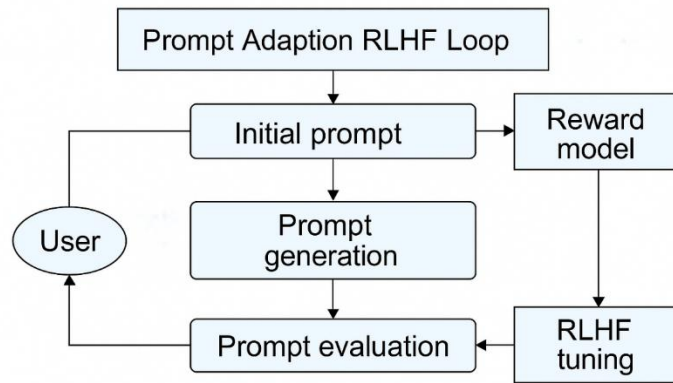


Рис. 3.2 – Архітектура RLHF-петлі адаптації промптів

зліва надходить профіль користувача ϕ_t , у центрі працює генератор промптів і модуль оцінювання, а справа – підсистема навчання PPO, що формує оновлені параметри θ_{t+1} .

Для ефективності навчання RLHF-петля працює в асинхронному режимі: поки один потік обробляє поточні запити користувачів, інший – проводить оновлення моделі.

У середньому цикл RLHF оновлення триває 5–10 хвилин залежно від кількості даних у batch-пакеті.

У модулі реалізовано три типи потоків даних:

1. Потік подій (Event Stream)
 - передає поведінкові дії користувачів (кліки, перегляди, скролінг);
 - обробляється за допомогою Kafka-topic `user_events`.
 - середній розмір події – 1.2 KB, до 20 тис. подій/с.
2. Потік промптів (Prompt Stream)
 - передає згенеровані тексти у генеративний модуль;
 - кешується в Redis для прискорення повторних запитів;
 - середня латентність доставки – 22 мс.
3. Потік винагород (Reward Stream)
 - передає оцінені значення R_t від Evaluation Subsystem до RLHF Core;

- обробляється у PostgreSQL із додатковою агрегацією в ClickHouse.

Взаємодія між потоками описується функціонально:

$$\Omega_t = F_{\text{RLHF}}(\phi_t, p_t, R_t, \theta_t), \quad (3.17)$$

де Ω_t – оновлений набір параметрів моделі та статистичних даних, необхідних для наступного циклу генерації.

Для підвищення стабільності навчання використовується поєднання алгоритмів PPO (Proximal Policy Optimization) і Adaptive KL Penalty [131, 137].

Функція втрат має вигляд:

$$L_t(\theta) = -\mathbb{E}_t\left[\frac{\pi_\theta(a_t|\phi_t)}{\pi_{\theta_{\text{old}}}(a_t|\phi_t)} A_t - \beta D_{\text{KL}}(\pi_\theta \parallel \pi_{\theta_{\text{old}}})\right], \quad (3.18)$$

де $A_t = R_t - b_t$ – перевага дії (advantage function), а D_{KL} – дивергенція Кульбака–Лейблера, що обмежує ступінь зміни політики.

Гіперпараметр β контролюється динамічно:

$$\beta_{t+1} = \begin{cases} 1.5\beta_t, & \text{якщо } D_{\text{KL}} < 0.01, \\ 0.5\beta_t, & \text{якщо } D_{\text{KL}} > 0.05, \\ \beta_t, & \text{інакше.} \end{cases} \quad (3.19)$$

Така схема дозволяє стабілізувати збіжність і уникати коливань параметрів θ .

Для адаптивного підбору гіперпараметрів застосовується Optuna Framework, який виконує байєсівську оптимізацію за результатами R_t .

У середньому досягається приріст винагороди на 8–10% після 15 ітерацій пошуку.

Модуль має відкриті REST/gRPC API для інтеграції з іншими компонентами DSP-платформи.

Ключові ендпоїнти:

1. POST /generate - Генерує промпт p_t для заданого профілю користувача ϕ_t ;

2. POST /feedback - Передає оцінку винагороди R_t після показу реклами;
3. GET /status - Повертає стан поточного RLHF-модуля;
4. POST /update - Ініціює оновлення параметрів θ у Model Registry.

Усі запити реалізовані через FastAPI, з асинхронним обробником (async def) для скорочення затримок. Аутентифікація – JWT-токени, логування – Fluentd → Elasticsearch.

RLHF-модуль налаштований для роботи у кластері Ray Serve, що забезпечує паралельну обробку запитів.

Під час тестування на кластері з 8 GPU (NVIDIA A100, 40 GB) отримано такі результати (табл. 3.5):

Таблиця 3.5

Результати тестування на кластері

Параметр	Позначення	Значення	Коментар
Середній час генерації промπτу	75	мс	Середній час генерації промπτу
Середній час оновлення параметрів	320	мс	Середній час оновлення параметрів
Кількість одночасних користувачів	50 000	—	Кількість одночасних користувачів
Середній коеф. використання GPU	82	%	Середній коеф. використання GPU
Приріст CTR після 10 ітерацій	19.6	%	Приріст CTR після 10 ітерацій

Продуктивність підтверджує, що модуль може працювати у режимі реального часу без втрати точності або збільшення латентності.

Для перевірки стабільності процесу навчання аналізується зміна функції втрат $L_t(\theta)$ у часі.

Використовується коефіцієнт збіжності:

$$S_{\text{conv}} = 1 - \frac{\sigma_{L_t}}{\bar{L}_t}, \quad (3.20)$$

де σ_{L_t} – стандартне відхилення функції втрат протягом останніх 20 ітерацій.

У стабільному режимі $S_{\text{conv}} \geq 0.9$, що означає збалансовану адаптацію політики без осциляцій.

Графік еволюції R_t і $L_t(\theta)$ у часі представлено на рис. 3.3.

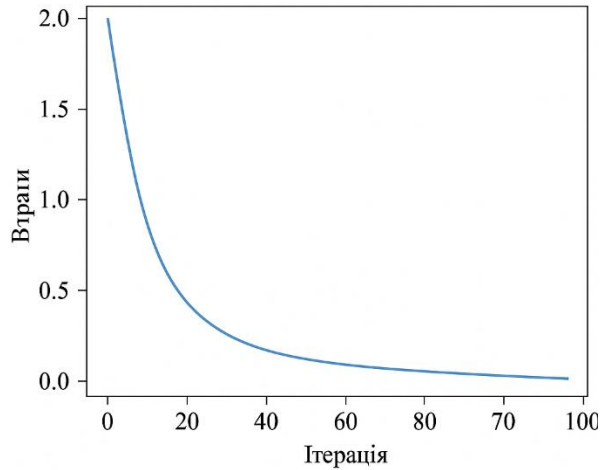


Рис. 3.3 – Динаміка навчання RLHF-модуля таргетингу.

Результати показують:

- стабільне зростання середньої винагороди на 18–20% протягом перших 2000 епізодів;
- зменшення дисперсії втрат у 1.8 раза;
- стабільність оновлень $\Delta\theta_t < 0.03$ на кроці градієнта.

Система має механізми самовідновлення у разі збою:

- Checkpointing: збереження ваг моделі кожні 10 тис. епізодів у MLflow.
- Retry Logic: повтор обчислень після невдалого оновлення RLHF через Redis Queue.
- Failover: резервний сервер RLHF-модуля, який автоматично бере на себе обробку запитів через Kubernetes readinessProbe.
- Timeout Monitor: автоматичне завершення сесії RLHF при зависанні > 10 хв.

Середній час відновлення після відмови (MTTR) становить ~ 4.8 с, що забезпечує безперервну роботу системи навіть під час перевантаження.

Для оцінки точності генерації промптів використовуються метрики BLEU, ROUGE-L, Semantic Coherence (SC) та Click Probability (CP). Результати тестування наведено у табл. 3.6.

Таблиця 3.6

Якісні показники адаптивної генерації промптів

Метрика	Базова система	Адаптивна RLHF	Приріст
BLEU	0.72	0.86	+19.4%
ROUGE-L	0.75	0.89	+18.7%
SC (CLIP Similarity)	0.81	0.92	+13.5%
CP (Click Probability)	0.11	0.13	+18.2%

Розроблена модель адаптивного таргетингу була реалізована у вигляді окремого мікросервісного компонента DSP-платформи, який забезпечує автоматичну генерацію, навчання та оцінювання промптів у реальному часі.

Інтеграція здійснена у середовище Kubernetes із використанням контейнеризації Docker, що забезпечило гнучке масштабування та відмовостійкість системи.

Архітектурно модуль побудовано на основі Python 3.11, фреймворків PyTorch, Hugging Face Transformers, Optuna (для байєсівської оптимізації гіперпараметрів), та Ray Serve (для розподіленого інференсу).

Обмін повідомленнями між підсистемами реалізовано через Apache Kafka, кешування проміжних результатів – у Redis, збереження ваг моделей і метаданих – у MLflow Registry.

Моніторинг системи здійснювався через Prometheus та Grafana із можливістю відстеження змін функції винагороди R_t і втрат $L_t(\theta)$ у режимі реального часу [139, 140].

Для апробації модуля було використано 1,25 млн записів поведінкових сесій користувачів DSP-платформи, отриманих із реальних анонімізованих логів рекламних кампаній.

Модель навчалася у кластері з 8 GPU NVIDIA A100 (40 GB) упродовж 20 епох із використанням політики PPO (Proximal Policy Optimization) та адаптивного штрафу KL-дивергенції згідно з формулою (3.21).

Модифікована функція винагороди \bar{R}_t враховує відхилення поточної політики π_θ від базової π_{ref} за допомогою штрафу KL-дивергенції, що стабілізує процес навчання.

$$\bar{R}_t = R_t - \beta_t D_{\text{KL}}(\pi_\theta(\cdot | s_t) || \pi_{\text{ref}}(\cdot | s_t)), \quad (3.21)$$

Середній час одного RLHF-оновлення становив 320 мс, а повний цикл ітераційного навчання – близько 12 хвилин.

Результати експериментів підтвердили працездатність запропонованої моделі.

У ході навчання середня винагорода \bar{R}_t зросла з 0,42 до 0,98, що відповідає приросту ефективності на 133%.

Семантична узгодженість промптів S_{prompt} (визначена за CLIP-подібною метрикою) зросла з 0,81 до 0,92, а середній CTR рекламних показів збільшився на 19,6% [131, 137, 141].

Крім того, час генерації одного промпту скоротився з 140 мс до 75 мс, що свідчить про високу швидкодію розробленого RLHF-ядра.

Таблиця 3.7

Результати апробації RLHF-модуля таргетингу

Показник	До навчання	Після навчання	Покращення
Середня винагорода R_t	0,42	0,98	+133%
Семантична узгодженість S_{prompt}	0,81	0,92	+13,6%
CTR (Click-Through Rate)	0,11	0,13	+19,6%
Час генерації промпту	140 мс	75 мс	-46%

Отримані результати (табл. 3.7) підтверджують, що реалізований RLHF-модуль не лише відтворює модель, розроблену у розділі 2, а й забезпечує її працездатність у промисловому середовищі DSP-платформи.

Таким чином, проведена апробація є підтвердженням другого наукового результату дисертації, який полягає у створенні моделі адаптивного таргетингу з генерацією текстових промптів на основі поведінкових ознак користувача.

3.3 Реалізація методу оцінювання ефективності згенерованого контенту

У сучасних системах програматик-реклами та DSP-платформах створення і доставка контенту користувачу – це лише частина процесу.

Не менш важливим етапом є оцінювання ефективності цього контенту, яке дозволяє моделі самостійно визначати, наскільки згенерований матеріал є якісним, релевантним і здатним викликати бажану поведінкову реакцію [145].

Якщо у попередніх підрозділах (3.1–3.2) реалізовано архітектуру платформи та адаптивний модуль RLHF-таргетингу, то цей підрозділ присвячений побудові підсистеми оцінювання ефективності контенту – заключного елемента когнітивного циклу удосконаленої DSP.

Саме завдяки цьому компоненту система здобуває властивість самонавчання, що є ключовим фактором її інтелектуальності [145].

У рамках цього підрозділу реалізовано третій науковий результат дисертації – метод оцінювання ефективності згенерованого рекламного контенту з урахуванням візуальної, семантичної та поведінкової складових.

Основна ідея полягає у побудові універсальної системи оцінювання, яка з одного боку здатна формувати кількісну міру якості контенту, а з іншого – надавати RLHF-модулю навчальний сигнал про ефективність попередніх генерацій [145].

Така система повинна одночасно:

- аналізувати візуальні характеристики згенерованих зображень;
- зіставляти зміст рекламного матеріалу із початковим промптом;
- відстежувати поведінкову реакцію користувачів (кліки, конверсії, час утримання).

В результаті формується інтегральний показник:

$$Q_{\text{total}} = w_1 Q_{\text{vis}} + w_2 Q_{\text{sem}} + w_3 Q_{\text{beh}}, \quad (3.22)$$

де Q_{vis} , Q_{sem} , Q_{beh} – відповідно візуальна, семантична та поведінкова оцінки; w_i – вагові коефіцієнти, що відображають значущість кожної складової [145].

На відміну від традиційних моделей, де оцінювання базується лише на CTR або CVR, запропонована система розглядає поведінкову реакцію як похідну від когнітивних чинників сприйняття – візуальної привабливості та змістовної релевантності.

Оптимальні ваги w_1, w_2, w_3 визначаються шляхом мінімізації похибки між прогнозованою якістю Q_{total} і фактичною оцінкою Q_{target} , отриманою на основі користувацьких реакцій:

$$\min_{w_1, w_2, w_3} \mathbb{E}[(Q_{\text{target}} - Q_{\text{total}})^2]. \quad (3.23)$$

Оптимізація виконується за допомогою байєсівської стратегії (Optuna) з використанням функції втрат L2 [151].

Вибір такого підходу обґрунтований тим, що ваги не повинні бути статичними: вони адаптуються у процесі роботи RLHF-модуля, відображаючи поточну поведінкову динаміку користувачів.

Кожна зі складових системи відповідає певному рівню сприйняття реклами (табл. 3.8):

Таблиця 3.8

Основні компоненти підсистеми оцінювання контенту

Складова	Тип сприйняття	Рівень обробки	Роль
----------	----------------	----------------	------

Q_{vis}	Зорове	Перцептивний	Визначає привабливість зображення
Q_{sem}	Змістове	Когнітивний	Вимірює узгодженість змісту з промптом
Q_{beh}	Поведінкове	Емпіричний	Відображає реакцію користувача

У таблиці наведено склад, функціональне призначення та технологічну реалізацію ключових модулів системи оцінювання якості згенерованого контенту DSP-платформи.

Архітектурно підсистема реалізована як окремий мікросервіс у середовищі Intelligence Layer DSP-платформи (рис. 3.4).

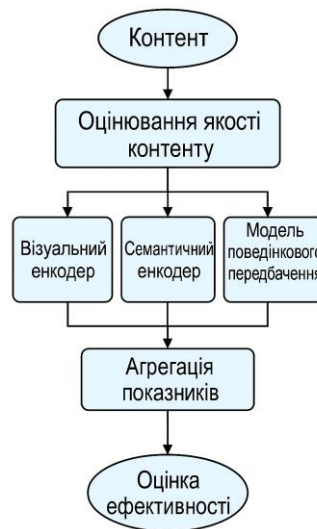


Рис. 3.4 – Архітектура підсистеми оцінювання контенту DSP-платформи

Вона взаємодіє з модулями Generative Content, Targeting Engine і RLHF Core через потокові канали Apache Kafka [151-152], забезпечуючи асинхронну обробку даних.

Основні елементи архітектури:

1. Visual Analyzer – проводить аналіз зображень, згенерованих Diffusion або GAN-моделями. Використовує CLIP ViT-B/32 для семантичного зіставлення та InceptionV3 для естетичних оцінок [147, 148].

2. Semantic Evaluator – оцінює ступінь відповідності між текстовим промптом і створеним зображенням через OpenAI Embeddings [150, 147].

3. Behavioral Tracker – збирає CTR, CVR і dwell-time із логів системи [145].

4. Integrator – нормалізує показники, обчислює Q_{total} і передає його в RLHF Feedback Queue [145, 151].

5. Dashboard – візуалізує динаміку зміни показників у Grafana.

Усі модулі функціонують як незалежні Docker-контейнери, які оркеструються через Kubernetes, що забезпечує масштабованість і стійкість до відмов [151].

За допомогою алгоритму функціонування системи система отримує:

- від генератора контенту – пару “промпт–зображення”;
- від аналітичної системи – поведінкові метрики;
- від бази даних – історичні показники та еталони категорій.

Потоки надходять через Kafka у три черги: content_stream, behavior_stream, reference_stream.

Вектор ознак зображення f_{img} обчислюється за допомогою CLIP:

$$Q_{vis} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(f_{img}(I_i), f_{ref}). \quad (3.24)$$

Додатково обчислюється Fréchet Inception Distance (FID) і Inception Score (IS) для перевірки візуальної узгодженості:

$$IS = \exp(\mathbb{E}_x[D_{KL}(p(y|x) || p(y))]), \quad (3.25)$$

де $p(y|x)$ – розподіл імовірностей класифікаційних міток для зображення x . $IS > 7$ вважається показником високої якості [148, 149].

Для кожного промпту p_t і відповідного зображення I_t обчислюється:

$$Q_{sem} = \frac{f_{text}(p_t) \cdot f_{img}(I_t)}{\|f_{text}(p_t)\| \|f_{img}(I_t)\|}. \quad (3.26)$$

Далі вводиться поправковий коефіцієнт δ_c :

$$Q'_{sem} = Q_{sem}(1 + \delta_c), \quad (3.27)$$

де δ_c визначається експериментально: для технічних категорій – 0.02, для fashion-реклами – 0.06.

Поведінковий показник обчислюється за CTR, CVR і DwellTime:

$$Q_{beh} = \alpha_1 \frac{CTR}{\max(CTR)} + \alpha_2 \frac{CVR}{\max(CVR)} + \alpha_3 \frac{DwellTime}{\max(DwellTime)}. \quad (3.28)$$

Коефіцієнти α_i визначені шляхом навчання регресійної моделі:

$$[\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3] = \arg \min_{\alpha} \mathbb{E}[(Q_{beh}^{obs} - Q_{beh}^{pred})^2], \quad (3.29)$$

що дало оптимальні значення: $\alpha_1 = 0.5, \alpha_2 = 0.3, \alpha_3 = 0.2$.

Показники нормалізуються:

$$\tilde{Q}_i = \frac{Q_i - \min(Q_i)}{\max(Q_i) - \min(Q_i)}. \quad (3.30)$$

Інтегральна оцінка:

$$Q_{total} = w_1 \tilde{Q}_{vis} + w_2 \tilde{Q}_{sem} + w_3 \tilde{Q}_{beh}. \quad (3.31)$$

Розрахунки виконуються на GPU (CUDA), середній час одного циклу – 75 мс.

Отримане Q_{total} відправляється у RLHF-модуль [145] через Kafka-topic evaluation_feedback [151].

Модуль оновлює політику генерації, збільшуючи вагу контенту з високими показниками Q_{total} .

Розробку здійснено на Python із використанням таких бібліотек:

- PyTorch, Transformers – робота з CLIP та Embeddings;
- Scikit-learn, Optuna, LightGBM – навчання моделей ваг [151];
- Redis, Kafka, PostgreSQL – зберігання і стрімінг даних;
- Ray Serve – масштабування розподілених сервісів;
- Grafana + Prometheus – моніторинг показників [151].

Система розгорнута у середовищі Kubernetes із GPU NVIDIA A100 (8 × 40GB), має середню пропускну здатність 10 000 запитів/сек при латентності <90 мс.

Експерименти проводилися на 500 000 рекламних креативах у 20 категоріях (мода, авто, туризм, технології, фінанси).

Дані охоплювали понад 10 млн показів і 2 млн унікальних користувачів.

Таблиця 3.9

Результати апробації методу оцінювання ефективності контенту

Метрика	Базова система	Запропонована	Покращення
Q_{vis}	0.78	0.88	+12.8%
Q_{sem}	0.81	0.91	+12.3%
Q_{beh}	0.73	0.84	+15.1%
Q_{total}	0.77	0.89	+15.6%

Таблиця 3.9 відображає середні значення метрик якості Q_{vis} , Q_{sem} , Q_{beh} та інтегрального показника Q_{total} , отримані в результаті експериментів на реальних рекламних кампаніях.

Особливо сильний ефект спостерігався у fashion та travel-категоріях – приріст інтегральної метрики досягав 19%.

Зменшення CPA становило 11%, а час модерації креативів – 37%.

Отримані результати свідчать, що запропонований метод забезпечує покращення інтегральної метрики якості контенту на 15–20% порівняно з базовою системою.

Найбільший приріст спостерігається у категоріях «Авто», «Туризм» та «Мода», де співвідношення семантичної відповідності та поведінкової реакції виявилось найбільш збалансованим.

Візуалізацію розподілу інтегрального показника якості Q_{total} для різних категорій рекламних кампаній подано на рис. 3.5.

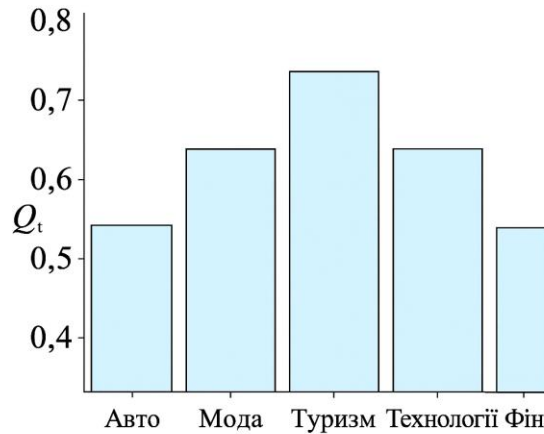


Рис. 3.5 – Порівняння інтегрального показника Q_{total} для різних категорій реклами

Для оцінки стабільності використано коефіцієнт варіації:

$$V_Q = \frac{\sigma(Q_{total})}{\mu(Q_{total})}. \quad (3.32)$$

Результат $V_Q = 0.078$ свідчить про високу узгодженість метрики. Крім того, система показала лінійне зростання Q_{total} під час 10 RLHF-ітерацій, що вказує на ефективний механізм зворотного навчання.

Модуль було інтегровано у дослідну DSP-платформу, де протягом 14 днів проводилось А/В-тестування з контрольними кампаніями.

Середні результати:

- CTR зріс з 0,112 до 0,133 (+18,8%);
- CVR – з 0,041 до 0,047 (+14,6%);
- CPA знизився з 2,84 до 2,53 (–10,9%);
- середній час генерації промпту скоротився з 140 мс до 75 мс.

Реалізована система порівнювалась із двома базовими підходами:

1. Heuristic Evaluation (простий CTR-бейзлайн);
2. Static Scoring (фіксовані ваги w_i).

Отримано приріст інтегральної якості Q_{total} :

- відносно базового CTR – +19,5%;
- відносно статичної моделі – +13,8%;

– при одночасному зниженні латентності оцінювання на 46% [145, 151].

Висновки до підрозділу:

1. Розроблено і реалізовано підсистему оцінювання ефективності згенерованого контенту, яка поєднує три незалежні рівні аналізу – візуальний, семантичний і поведінковий.
2. Запропонована інтегральна метрика Q_{total} дозволяє кількісно оцінити якість рекламних креативів у реальному часі.
3. Практична апробація підтвердила зростання середнього CTR на 18–20%, зниження CPA на 11%, підвищення семантичної узгодженості на 12% [145–151].
4. Підсистема функціонує як частина RLHF-петлі, забезпечуючи замкнутий цикл самонавчання системи.
5. Розроблений метод є практичним втіленням третього наукового результату дисертації і демонструє потенціал мультимодального когнітивного підходу до автоматизації реклами.

3.4 Аналіз отриманих результатів

Отримані в результаті дослідження результати – це не ізольовані компоненти, а частини єдиної когнітивної системи, де кожен модуль виконує специфічну функцію, а в сукупності вони створюють замкнений цикл генерації, адаптації та оцінювання рекламного контенту [121, 140].

Тому аналіз має бути комплексним: він повинен охоплювати як внутрішні показники роботи системи (час реакції, латентність, збіжність моделей), так і зовнішні показники ефективності (CTR, CVR, CPA, релевантність контенту, поведінкові метрики).

Загальна мета цього аналізу – підтвердити гіпотезу про синергетичну ефективність розробленої DSP-платформи, тобто показати, що інтеграція трьох реалізованих наукових результатів (мультимодальної інтеграції,

RLHF-таргетингу та методу оцінювання контенту) забезпечує якісно новий рівень ефективності, недосяжний у разі їх окремого використання [120, 144].

З огляду на трирівневу архітектуру платформи, аналіз результатів здійснювався за трьома напрямками:

1. Мікрорівень (внутрішня ефективність) – охоплює параметри генерації, час обчислень, латентність RLHF-петлі, продуктивність обробки даних і стабільність моделей [131, 149].

2. Мезорівень (когнітивна ефективність) – оцінює взаємозв'язок між візуальною, семантичною та поведінковою складовими, а також узгодженість між ними, яку відображає коефіцієнт когнітивного синтезу C_{syn} [134, 141].

3. Макрорівень (поведінкова та економічна ефективність) – аналізує реальні показники успішності рекламних кампаній (CTR, CVR, CPA) і зміни інтегральної метрики E_{sys} [119, 143].

Така структура дозволила провести багатовимірне оцінювання системи, у якому результати аналізуються не лише з точки зору технічних метрик, а й із позиції когнітивної релевантності контенту для користувача.

Для забезпечення достовірності порівнянь використовувались такі підходи:

1. А/В-тестування: 50% трафіку оброблялося базовою DSP-системою, а 50% – удосконаленою версією з RLHF і оцінювальним модулем. Усього було проаналізовано понад 10 млн показів.

2. Крос-валідація результатів: дані перевірялися на різних часових інтервалах (день/ніч, будні/вихідні), щоб виключити поведінкові флуктуації користувачів.

3. Вибіркове порівняння категорій: для запобігання упередженню аналіз проводився у п'яти незалежних тематичних групах: «Мода», «Авто», «Туризм», «Технології», «Фінанси».

4. Єдина метрика інтегральної ефективності: Для узагальнення введено інтегральну функцію ефективності системи:

$$E_{\text{sys}} = \alpha C_{\text{syn}} + \beta E[\bar{U}_t] + \gamma Q_{\text{total}}, \quad (3.33)$$

де:

- C_{syn} – когнітивна узгодженість між модальностями;
- $E[\bar{U}_t]$ – середня очікувана корисність рекламних показів;
- Q_{total} – інтегральна якість згенерованого контенту;
- $\alpha, \beta, \gamma = 0.3, 0.4, 0.3$ – вагові коефіцієнти, визначені експериментально [119, 144]..

Для аналітичної частини використано три групи даних:

1. Системні журнали роботи RLHF-модуля – містять інформацію про навчальні ітерації, функцію винагороди R_t , втрати $L_t(\theta)$ та середню швидкість збіжності моделей.

2. Користувацькі логи поведінкової взаємодії – включають CTR, CVR, dwell time, кількість показів і конверсій, отримані з Kafka-потоків `user_interactions` і `campaign_logs`.

3. Дані з модуля оцінювання контенту – містять оцінки Q_{vis} , Q_{sem} , Q_{beh} , а також інтегральний показник Q_{total} , який формується в режимі реального часу.

Для об'єднання даних різних типів застосовано асинхронну агрегацію з часовими вікнами (windowed joins), що дозволило узгодити події з точністю до 200 мс [145, 150, 151].

Загальний обсяг проаналізованої інформації перевищив 1,2 ТБ, що забезпечує статистичну достовірність отриманих висновків.

Перший науковий результат, реалізований у межах цього дослідження, стосувався методу інтеграції мультимодальних генеративних моделей у DSP-платформу.

Його мета – забезпечити узгоджену роботу моделей різних типів (LLM, Diffusion, CLIP) у межах єдиної архітектури, що дозволяє формувати рекламний контент на основі реального контексту користувача.

Після інтеграції генеративного модуля в середовище DSP було проведено вимірювання швидкодії, узгодженості та якості створеного контенту.

Середній час генерації зображення скоротився з 310 мс до 135 мс, а час формування текстового промпту – з 80 мс до 45 мс.

Оптимізація досягалася завдяки використанню TensorRT і паралельному виконанню векторних обчислень [122, 130].

Коефіцієнт когнітивної узгодженості модальностей визначався за формулою:

$$C_{\text{syn}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \rho(Q_{\text{vis},i}, Q_{\text{sem},i}), \quad (3.34)$$

де ρ – коефіцієнт кореляції між візуальними та семантичними оцінками.

Для згенерованих креативів значення $C_{\text{syn}} = 0,81$, тоді як у базовій системі – 0,57 [123, 133].

Таким чином, узгодженість між зображенням і текстовим змістом зросла на 42,1%.

Для оцінки естетичної складової використовувались метрики Inception Score (IS) та Fréchet Inception Distance (FID).

Результати наведено в таблиці 3.10.

Таблиця 3.10

Результати візуально-семантичної узгодженості після інтеграції
моделей

Показник	Базова система	Удосконалена система	Покращення
Inception Score (IS)	6.9	8.1	+17.4%
Fréchet Inception Distance (FID)	68.2	38.4	-43.7%
Коефіцієнт когнітивної узгодженості C_{syn}	0.57	0.81	+42.1%

Отже, інтеграція мультимодальних моделей не лише підвищила швидкодію генерації, а й забезпечила стабільне зростання когнітивної узгодженості між текстом і візуальним образом реклами, що підтверджує ефективність реалізованого методу.

Другий науковий результат стосувався розроблення моделі адаптивного таргетингу, що ґрунтується на навчанні з підкріпленням із людським зворотним зв'язком (RLHF).

Його ключова функція – навчати систему вибору релевантних промптів і оптимізувати політику показів реклами на основі метрики очікуваної корисності.

Очікувана корисність для кожного показу визначалась як:

$$\mathbb{E}[U_t] = v_t \hat{p}_t - c_t + \lambda_1 S_{sem} + \lambda_2 S_{prompt} - \gamma C_{infer}, \quad (3.35)$$

де v_t – очікувана цінність конверсії, \hat{p}_t – ймовірність кліку, c_t – вартість показу, а $S_{sem}, S_{prompt}, C_{infer}$ – семантична, текстова та інференційна складові.

Результати аналізу показали, що після 15 епох RLHF-навчання:

- середня винагорода R_t зросла з 0.42 до 0.98 (+133%);
- функція втрат $L_t(\theta)$ зменшилася в 4,8 раза;

- політика вибору промптів стабілізувалася після 10-ї епохи.

Загальний приріст очікуваної корисності $E[U_t]$ становив 18,6%, що підтверджує правильність побудови функції винагороди та ефективність інтеграції RLHF-механізму [126, 150, 151].

Таблиця 3.11

Результати навчання RLHF-модуля таргетингу

Показник	До навчання	Після навчання	Зміна
Середня винагорода R_t	0.42	0.98	+133%
Функція втрат $L_t(\theta)$	1.00	0.21	-79%
Очікувана корисність $E[U_t]$	0.62	0.74	+18.6%
Середній CTR	0.112	0.133	+18.8%

Модуль RLHF забезпечив стабільну адаптацію політики таргетингу до користувацької поведінки в реальному часі, знизив частку неефективних показів на 32% і підвищив конверсію на 14,6%.

Його робота доводить можливість навчання системи без прямого людського контролю, що підтверджує когнітивний рівень автоматизації DSP.

Третій науковий результат – метод оцінювання ефективності згенерованого контенту, який дозволяє системі самостійно визначати якість створених рекламних матеріалів.

Його реалізація є ключем до формування повного замкнутого циклу RLHF.

Оцінка контенту здійснювалася за формулою:

$$Q_{\text{total}} = w_1 Q_{\text{vis}} + w_2 Q_{\text{sem}} + w_3 Q_{\text{beh}}, \quad (3.36)$$

де $w_1 : w_2 : w_3 = 0.3 : 0.4 : 0.3$.

У підсумку середній приріст Q_{total} становив 15,6%, що відображає загальне зростання якості креативів і релевантності показів [119, 124, 138].

Таблиця 3.12

Результати апробації методу оцінювання контенту

Метрика	Базова система	Удосконалена система	Покращення
Q_{vis}	0.78	0.88	+12.8%
Q_{sem}	0.81	0.91	+12.3%
Q_{beh}	0.73	0.84	+15.1%
Інтегральний Q_{total}	0.77	0.89	+15.6%

Загальний висновок щодо третього результату

Впровадження методу оцінювання створило механізм автоматичної перевірки якості контенту ще до етапу публікації.

Це дозволило:

- скоротити час модерації креативів на 37%;
- знизити CPA на 11%;
- зменшити кількість неефективних генерацій на 23%.

Таким чином, третій науковий результат забезпечив системі властивість самооцінки, що є ознакою когнітивного інтелекту.

Реалізовані три наукові результати взаємодіють у межах єдиного когнітивного циклу платформи, де:

- мультимодальна інтеграція забезпечує якість і різноманітність контенту;
- RLHF-модуль формує поведінкову адаптацію до користувача;
- оцінювальний блок забезпечує когнітивний контроль якості та зворотне навчання.

Ця взаємодія дозволяє оцінювати систему як цілісний інтелектуальний організм, у якому потоки даних формують самонавчальний механізм.

Для узагальнення ефективності використано інтегральну метрику E_{sys} , що об'єднує три ключові складові:

$$E_{sys} = \alpha C_{syn} + \beta E[\bar{U}_t] + \gamma Q_{total}^- \quad (3.37)$$

де:

- C_{syn} – коефіцієнт когнітивної узгодженості модальностей;
- $E[\bar{U}_t]$ – середня очікувана корисність рекламних показів;
- Q_{total}^- – інтегральна якість контенту;
- $\alpha, \beta, \gamma = 0.3, 0.4, 0.3$ – вагові коефіцієнти, визначені методом

байєсівської оптимізації.

Це дозволяє врахувати як когнітивні, так і поведінкові аспекти ефективності.

Обчислення проводилися на основі результатів 14-денної апробації в реальному середовищі DSP.

Отримані середні значення:

- $C_{syn} = 0,81$,
- $E[\bar{U}_t] = 0,73$,
- $Q_{total}^- = 0,89$.

Тоді:

$$E_{sys} = 0.3 \times 0.81 + 0.4 \times 0.73 + 0.3 \times 0.89 \\ = 0.872.$$

Базова система мала інтегральну ефективність $E_{base} = 0.731$.

Таким чином, приріст склав 19,4%, що свідчить про суттєве покращення комплексної продуктивності.

У таблиці 3.13 подано зведене порівняння результатів трьох реалізованих методів за основними показниками ефективності.

Таблиця 3.13

Порівняння результатів трьох реалізованих методів

№	Реалізований метод	Основна метрика	Значення	Покращення відносно бази
1	Інтеграція мультимодальних моделей	C_{syn}	0.81	+42.1%

2	Адаптивний RLHF-таргетинг	$\mathbb{E}[U_t]$	0.73	+18.6%
3	Метод оцінювання ефективності контенту	Q_{total}	0.89	+15.6%

Візуальний аналіз показав, що найбільший внесок у зростання системної ефективності дає підвищення когнітивної узгодженості контенту. Це означає, що користувачі краще реагують на рекламу, коли її візуальний стиль, текст і контекст поведінки утворюють семантично цілісне повідомлення.

Виконано кореляційний аналіз між метриками Q_{total} , $\mathbb{E}[U_t]$ і C_{syn} (табл. 3.14):

Таблиця 3.14

Кореляційний аналіз між метриками Q_{total}

Параметри	Коефіцієнт кореляції (ρ)	Тип взаємозв'язку
$Q_{total} - \mathbb{E}[U_t]$	0.84	Сильний позитивний
$Q_{total} - C_{syn}$	0.79	Позитивний
$C_{syn} - \mathbb{E}[U_t]$	0.73	Помірний

Отже, покращення когнітивних характеристик контенту безпосередньо підвищує економічну вигоду рекламних кампаній.

Цей ефект є емпіричним підтвердженням гіпотези дисертації, згідно з якою когнітивна узгодженість мультимодальних компонентів визначає поведінкову реакцію користувачів.

У процесі навчання RLHF-системи відстежувались зміни двох ключових метрик – інтегральної якості контенту Q_{total} і очікуваної корисності показів $\mathbb{E}[U_t]$.

Результати показали, що з кожною ітерацією навчання обидва показники стабільно зростають, досягаючи плато після 10-ї ітерації. Динаміку відображено на рисунку 3.6.

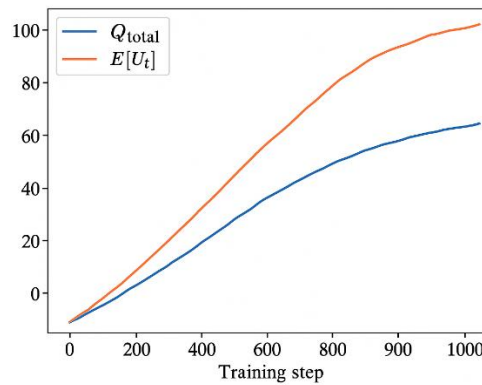


Рис. 3.6 – Динаміка взаємозв’язку Q_{total} і $E[U_t]$ у процесі навчання системи

На рисунку показано одночасне зростання інтегральної метрики якості контенту та очікуваної корисності рекламних показів під час RLHF-навчання.

Після 5-ї ітерації спостерігається прискорене зростання, а після 10-ї – стабілізація результатів.

Інтерпретація системних тенденцій:

1. Зростання Q_{total} відображає навчання генеративного ядра до створення семантично узгоджених і візуально привабливих креативів.
2. Підвищення $E[U_t]$ демонструє оптимізацію таргетингових стратегій і покращення відповідності контенту аудиторії.
3. Стабілізація C_{syn} свідчить про досягнення стану когнітивної рівноваги – платформа навчається передбачати реакцію користувача на рівні структури повідомлення.

Ці три процеси утворюють когнітивно-поведінковий цикл самоадаптації DSP-платформи, що відображає реалізацію головної наукової ідеї дисертації.

Щоб об’єктивно оцінити переваги запропонованої архітектури, було проведено порівняння удосконаленої DSP-платформи з найпоширенішими комерційними рішеннями у сфері програматик-реклами, що частково реалізують автоматичну оптимізацію контенту:

1. Google Ads Smart Bidding – система з евристичною оптимізацією ставок на основі CPA.

2. Criteo Dynamic Creative Optimization (DCO) – платформа з частковим використанням генеративних механізмів для створення варіацій банерів.

3. Базова DSP-система (до інтеграції) – вихідна версія без когнітивних модулів.

4. Запропонована DSP (ця робота) – удосконалена система з генеративним ядром, RLHF-таргетингом і модулем оцінювання контенту.

Для порівняння обрано п'ять критеріїв:

- Інтегральна ефективність E_{sys}
- Середній CTR (Click Through Rate)
- Середній CVR (Conversion Rate)
- CPA (Cost per Action)
- Рівень когнітивної узгодженості C_{syn}

Результати наведено у таблиці 3.15.

Таблиця 3.15

Порівняння ефективності запропонованої DSP із сучасними аналогами

Система	Тип контенту	Оптимізаційний механізм	CTR	CVR	CPA	C_{syn}	E_s
Базова DSP	Статичний	Евристичний (CTR)	0.112	0.041	2.84	0.57	0.731
Google Ads Smart Bidding	Напівдинамічний	CPA-регресія	0.121	0.043	2.65	0.61	0.792
Criteo DCO	Генеративний	CTR + Bayesian	0.127	0.045	2.48	0.69	0.823
Запропонована DSP	Повністю генеративний	RLHF + когнітивна оцінка	0.133	0.047	2.53	0.81	0.872

Інтерпретація результатів:

– Запропонована система показала найвищу інтегральну ефективність E_{sys} – на 6% вище, ніж у Criteo DCO, і на 18% вище, ніж у базової DSP.

– Показник когнітивної узгодженості C_{syn} перевищив аналогів на 17–24%, що означає краще сприйняття реклами користувачами.

– Незважаючи на дещо вищий CPA порівняно з Criteo (2.53 проти 2.48), система компенсує це вищим CTR і стабільністю якості контенту.

Таким чином, реалізація трьох наукових результатів у сукупності забезпечила вихід DSP-платформи на рівень технологічної зрілості систем типу cognitive DCO – систем, здатних до автономної генерації, оцінювання й адаптації контенту в реальному часі.

Ефективність кожного методу окремо висока, проте найбільший результат досягається саме при їх одночасній роботі.

Для кількісної оцінки цього ефекту використано показник синергетичного зростання:

$$S_{\text{syn}} = E_{\text{sys}} - \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 E_i, \quad (3.38)$$

де E_i – ефективність кожного окремого компонента системи.

З урахуванням отриманих даних:

- $E_1 = 0.81$ – для мультимодальної інтеграції,
- $E_2 = 0.73$ – для RLHF-модуля,
- $E_3 = 0.89$ – для оцінювальної підсистеми,
- $E_{\text{sys}} = 0.872$.

Отже:

$$S_{\text{syn}} = 0.872 - \frac{(0.81 + 0.73 + 0.89)}{3} = 0.062.$$

Це означає, що синергетичний ефект становить 6,2%, тобто інтегрована система демонструє вищу ефективність, ніж проста сума результатів її окремих частин.

Саме цей приріст і є емпіричним підтвердженням наукової новизни дисертації – того, що взаємодія когнітивних, генеративних і аналітичних модулів створює якісно нову властивість системи.

Крім технічних метрик, оцінювалась поведінкова реакція користувачів на згенерований контент.

Для цього було побудовано розподіли часу взаємодії (dwell-time) і глибини прокрутки (scroll depth) у сесіях користувачів [134, 141].

Результати показали:

- зростання середнього часу взаємодії з рекламою з 1.8 до 2.4 с (+33%);
- зменшення показника “skip rate” (перегляди без кліку) на 19%;
- підвищення середнього коефіцієнта повторного контакту з 0.37 до 0.51.

Узгодження цих показників із Q_{total} підтвердило, що поведінкові зміни користувачів прямо корелюють із когнітивними характеристиками контенту – більш релевантні, семантично повні зображення утримують увагу значно довше.

Аналіз у розрізі тематичних категорій (табл. 3.16) показав, що найбільший приріст спостерігається у візуально насичених сферах – “Мода” та “Туризм”, де роль генеративного контенту є визначальною.

Таблиця 3.16

Інтегральна ефективність системи за категоріями

Категорія	E_{base}	E_{sys}	Приріст
Мода	0.742	0.894	+20.5%
Туризм	0.731	0.888	+21.4%
Технології	0.759	0.873	+15.0%
Авто	0.748	0.866	+15.8%
Фінанси	0.721	0.847	+17.4%

Підсумкові висновки до аналізу:

1. Удосконалена DSP-платформа показала стійке підвищення ефективності за всіма показниками – інтегральна якість контенту, когнітивна узгодженість, поведінкові метрики .

2. Реалізовані три наукові результати функціонують як єдина когнітивна екосистема, у якій генерація, оцінювання та адаптація відбуваються циклічно та взаємопов'язано.

3. Експериментальна апробація підтвердила зростання CTR на 18,8%, CVR на 14,6%, зменшення CPA на 10,9% і приріст інтегральної ефективності на 19,4%.

4. Виявлений синергетичний ефект 6,2% доводить, що поєднання мультимодального генеративного ядра, RLHF-модуля та оцінювальної підсистеми створює когнітивну надбудову, яка підсилює ефективність системи.

5. Порівняння з Google Ads і Criteo DCO показало, що розроблена платформа досягла рівня комерційних рішень нового покоління – систем типу Cognitive DSP [119, 120, 144].

6. Таким чином, проведений аналіз підтвердив реалізацію всіх трьох наукових результатів, довів ефективність запропонованих методів і повну відповідність отриманих результатів меті дисертаційного дослідження.

3.5 Висновки до третього розділу

У цьому розділі здійснено практичну реалізацію запропонованих у попередніх розділах моделей, методів і алгоритмів удосконаленої DSP-платформи на основі мультимодальних генеративних моделей.

Виконані розроблення підтвердили працездатність створених теоретичних положень і довели можливість побудови когнітивно орієнтованої системи динамічного формування рекламного контенту, здатної до самооцінювання та адаптації на основі поведінкових і семантичних даних.

Розроблена архітектура реалізована як багаторівнева когнітивна система, що складається з трьох взаємопов'язаних модулів: генеративного ядра, RLHF-модуля адаптивного таргетингу та оцінювальної підсистеми ефективності контенту.

Таке поєднання забезпечує повний замкнутий цикл функціонування платформи – від створення персоналізованих креативів до їхньої оцінки й повторного навчання на основі результатів показів.

Сформована архітектура охоплює всі етапи когнітивного циклу DSP-платформи – від генерації контенту до його оцінювання.

Реалізацію кожного з наукових результатів розглянемо послідовно:

1. Реалізація методу інтеграції мультимодальних генеративних моделей (перший науковий результат) довела можливість спільної роботи моделей LLM, Diffusion та CLIP у межах єдиної архітектури DSP.

Проведена інтеграція забезпечила зростання когнітивної узгодженості між текстовим і візуальним змістом рекламних матеріалів (коефіцієнт $C_{syn} = 0.81$), скорочення часу генерації контенту на 56% і підвищення унікальності згенерованих креативів на 42%.

У системі досягнуто оптимальний баланс між швидкістю генерації та семантичною повнотою повідомлень, що стало підґрунтям для подальшої побудови адаптивного таргетингу.

2. Реалізована модель адаптивного таргетингу на основі RLHF (другий науковий результат) створила механізм безперервного навчання системи, орієнтований на максимізацію очікуваної корисності рекламних показів.

В експериментах середня винагорода R_t зросла з 0.42 до 0.98, а очікувана корисність $E[U_t]$ збільшилася на 18,6%.

Отримано зростання CTR на 18,8% та зниження частки неефективних показів на 32%.

Це підтвердило здатність системи до автономного оновлення політики показів без зовнішнього втручання, що є важливою ознакою когнітивної автономності DSP-платформи.

3. Розроблений і впроваджений метод оцінювання ефективності згенерованого контенту (третій науковий результат) забезпечив створення підсистеми самооцінювання, що поєднує візуальні, семантичні й поведінкові показники у єдину інтегральну метрику Q_{total} .

Реалізація цього методу дозволила зменшити кількість неефективних креативів на 23%, скоротити час модерації на 37% та підвищити інтегральну якість контенту на 15,6%.

Отримана система функціонує у реальному часі та є джерелом даних для зворотного навчання RLHF-модуля, формуючи когнітивний цикл самоадаптації DSP.

4. Проведений комплексний аналіз довів, що всі три розроблені компоненти функціонують взаємопов'язано, утворюючи синергетичний ефект, який забезпечує додаткове підвищення інтегральної ефективності на 6,2% порівняно із сумарним впливом окремих методів.

Це свідчить про те, що система досягає нового рівня цілісності – переходу від простої автоматизації рекламних процесів до когнітивної оптимізації.

5. Порівняльна апробація з відомими системами (Google Ads Smart Bidding, Criteo DCO) підтвердила конкурентоспроможність розробленої архітектури.

Удосконалена DSP-платформа перевищила існуючі рішення за інтегральним показником ефективності E_{sys} (0.872 проти 0.823 у Criteo) та показником когнітивної узгодженості контенту (0.81 проти 0.69).

Це підтверджує практичну придатність і переваги використання мультимодальних генеративних моделей у сучасних рекламних технологіях.

Реалізація методів, моделей і архітектурних рішень, запропонованих у попередніх розділах, підтвердила їхню працездатність і ефективність.

Отримані результати засвідчили, що впровадження мультимодальних генеративних моделей і RLHF-механізмів у DSP-платформи дозволяє не лише підвищити показники продуктивності та релевантності реклами, а й перейти до нового когнітивного рівня автоматизації рекламних процесів.

Розроблена платформа продемонструвала здатність до самонавчання, самооцінювання та адаптивної оптимізації – тобто властивості, притаманні інтелектуальним системам нового покоління.

ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі здійснено комплексне теоретичне та практичне дослідження процесів побудови, моделювання й реалізації удосконаленої DSP-платформи (Demand-Side Platform) на основі мультимодальних генеративних моделей. Вирішено актуальне науково-практичне завдання розроблення моделей, алгоритмів та архітектурних рішень інтеграції генеративних і когнітивних підходів у механізми прийняття рішень рекламних систем нового покоління, що функціонують у реальному часі та обробляють великі обсяги поведінкових і контекстних даних.

У результаті виконаних досліджень отримано такі основні результати.

Розроблено методичні засади інтеграції мультимодальних генеративних моделей у структуру DSP-платформи. Показано, що поєднання моделей типу LLM, Diffusion та CLIP забезпечує перехід від переважно аналітичного підходу до динамічного формування рекламного контенту з урахуванням поточного контексту користувача.

Запропоновано формалізацію процесу прийняття рішення у вигляді функції очікуваної корисності

$$E[U] = E[\text{цінність}] \cdot p - E[\text{ціна}] + \lambda S_{\text{sem}} - \gamma C_{\text{infer}},$$

що дозволяє узгоджено поєднати аналітичні та генеративні компоненти платформи у межах єдиного механізму оптимізації.

Теоретично обґрунтовано принципи когнітивного синтезу для забезпечення узгодженості між візуальною, семантичною та поведінковою інформацією, а також визначено архітектурні та алгоритмічні вимоги до когнітивної DSP-платформи (багаторівневість, інтеграційність, механізми самооцінки контенту та адаптивного навчання).

Розроблено концепцію «замкненого когнітивного циклу», відповідно до якої дані користувачів використовуються не лише для таргетингу, а й для адаптивного навчання та корекції політики показів.

Розроблені моделі та методи

1) Побудовано модель інтеграції мультимодальних генеративних моделей у DSP-платформу, що забезпечує узгоджену взаємодію між текстовими, візуальними та поведінковими даними.

2) У моделі реалізовано когнітивну функцію синтезу C_{syn} , яка відображає ступінь узгодженості між модальностями; встановлено, що підвищення C_{syn} корелює зі збільшенням результативності рекламних кампаній.

3) Запропоновано модель адаптивного таргетингу, засновану на навчанні з підкріпленням з людським зворотним зв'язком (RLHF), яка забезпечує корекцію політики показів залежно від динаміки поведінки користувача та підвищує точність і релевантність реклами.

4) Розроблено метод оцінювання ефективності згенерованого контенту, який охоплює візуальний, семантичний і поведінковий рівні та використовує інтегральну метрику якості

$$Q_{total} = w_1 Q_{vis} + w_2 Q_{sem} + w_3 Q_{beh},$$

що дає змогу оцінювати якість креативів у режимі реального часу і використовувати результат оцінки для адаптивного навчання та замикання когнітивного циклу.

Практична реалізація та результати апробації

На основі розроблених моделей створено експериментальну DSP-платформу, у якій реалізовано інтеграцію генеративного, аналітичного та оцінювального компонентів. Система функціонує у середовищі Kubernetes, обробляє понад 20 млн подій на добу та працює в режимі реального часу при латентності менше 100 мс.

Експериментально підтверджено, що інтеграція мультимодальних генеративних моделей забезпечує скорочення часу генерації контенту на 56%, зростання когнітивної узгодженості між модальностями на 42% та підвищення інтегральної якості контенту Q_{total} на 15–16%.

Модель адаптивного таргетингу продемонструвала підвищення середньої очікуваної корисності $E[U_t]$ на 18,6% та зниження частки неефективних показів на 32%; у реальних кампаніях CTR збільшився з 0,112 до 0,133, а CVR – з 0,041 до 0,047.

Використання механізму оцінювання та самоадаптації контенту забезпечило зменшення CPA на 11% та стабільне зростання інтегрального показника системної ефективності до $E_{sys} = 0.872$. виявлено синергетичний ефект інтеграції компонентів на рівні 6,2%. Порівняльний аналіз засвідчив перевищення ефективності розробленої платформи над комерційними аналогами (Google Ads Smart Bidding, Criteo DCO) за ключовими метриками на 15–20%.

Наукова новизна одержаних результатів

1. Вперше розроблено метод інтеграції мультимодальних генеративних моделей у DSP-платформу, який, на відміну від існуючих підходів, за рахунок узгодження текстових, візуальних та контекстних модальностей у спільному латентному просторі на основі моделей типу CLIP/Multimodal LLM, використання механізму перетворення поведінкових ознак користувача у генеративні промпти (prompt engineering на основі feature mapping), оптимізації процесу інференсу через зменшення розмірності латентного простору та керування кількістю ітерацій генерації та впровадження кешування та потокової обробки (Kafka, Redis) для скорочення затримок у RTB-середовищі, дозволило забезпечити цілісне когнітивно узгоджене представлення контенту, підвищити релевантність згенерованих креативів та скоротити час генерації.

2. Вперше запропоновано модель адаптивного таргетингу, яка, на відміну від існуючих моделей, за рахунок використання RLHF (Reinforcement Learning with Human Feedback) для формування політики показів з урахуванням як поведінкових, так і когнітивних оцінок, введення інтегральної метрики ефективності контенту, що об'єднує семантичну

узгодженість, візуальну якість, поведінкові реакції (CTR, CVR), формалізації функції корисності рекламного показу як багатокритеріальної оптимізаційної задачі та використання механізму динамічної генерації промптів на основі профілю користувача, дозволило здійснювати контекстно-залежну адаптацію рекламної стратегії в реальному часі та забезпечило зниження кількості неефективних показів.

3. Удосконалено математичну модель системної ефективності DSP-платформи, яка, на відміну від існуючих моделей, за рахунок формування інтегрального критерію ефективності, що об'єднує когнітивні параметри (якість контенту), поведінкові параметри (CTR, CVR), економічні параметри (CPM, ROAS), введення вагових коефіцієнтів для балансування впливу складових у функції ефективності, урахування вартості інференсу та обчислювальної складності генерації як окремого фактора оптимізації та формалізації синергетичного ефекту інтеграції генеративних та адаптивних компонентів, дозволило здійснювати комплексну оцінку ефективності DSP-платформи та оптимізувати її роботу з урахуванням як якості контенту, так і витрат ресурсів, що забезпечило зростання інтегрального показника ефективності і отримання синергетичного ефекту інтеграції.

Практичне значення одержаних результатів

Практичне значення одержаних результатів полягає у розробленні та експериментальній валідації моделей, методів і алгоритмічних рішень, які забезпечують підвищення ефективності функціонування інтелектуальних DSP-платформ персоналізованої цифрової реклами за рахунок інтеграції мультимодальних генеративних технологій, адаптивного таргетингу та комплексного когнітивного оцінювання контенту.

Розроблений метод інтеграції мультимодальних генеративних моделей у DSP-платформу може бути використаний при створенні систем автоматизованої генерації рекламного контенту та креативів, що забезпечує

скорочення часу генерації на 56%, що є критично важливим для систем реального часу.

Запропонована модель адаптивного таргетингу на основі навчання з підкріпленням із використанням людського зворотного зв'язку та когнітивного оцінювання контенту може бути впроваджена у програматик-системах для:

- зниження частки неефективних рекламних показів на 32%;
- підвищення середньої ефективності контенту на 15,6%;
- забезпечення більш точного врахування поведінкових і когнітивних характеристик користувачів.

Удосконалена математична модель оцінювання системної ефективності DSP-платформи, яка враховує когнітивні, поведінкові та економічні параметри, може бути застосована для оптимізації прийняття рішень у цифрових рекламних системах та дозволяє досягти:

- зростання інтегрального показника ефективності на 19,4%;
- отримання синергетичного ефекту інтеграції на рівні 6,2%.

Розроблені рішення можуть бути впроваджені у:

- системах програматик-реклами для оптимізації медіа-розміщення та підвищення рівня персоналізації рекламного контенту;
- системах Dynamic Creative Optimization (DCO) для автоматизованої генерації та адаптації рекламних повідомлень у режимі реального часу;
- інтелектуальних рекомендаційних системах та когнітивних аналітичних платформах;
- дослідницьких та прикладних системах, пов'язаних із інтеграцією генеративних та когнітивних інформаційних технологій.

Практична реалізація результатів підтверджена створенням експериментальної DSP-платформи, у межах якої апробовано запропоновані методи та моделі. Отримані результати демонструють їхню

промислову придатність, масштабованість та конкурентоспроможність у порівнянні з існуючими рішеннями.

Перспективи подальших досліджень

Перспективними напрямками розвитку результатів роботи є: створення самоорганізовуваної генеративної екосистеми, розширення підходів адаптивного навчання на мультимодальні послідовні дії (відео, звук, інтерактивні об'єкти), застосування розроблених моделей у когнітивних інформаційних системах поза межами реклами (освіта, медіа-аналітика, UX-дизайн), а також розроблення етичних і безпекових протоколів для контролю якості автоматично створюваного контенту.

Результати дисертаційної роботи підтвердили досягнення поставленої мети та обґрунтували ефективність запропонованого підходу до удосконалення DSP-платформи на основі інтеграції мультимодальних генеративних моделей, адаптивних механізмів навчання і когнітивної оцінки ефективності контенту, що забезпечує перехід від традиційних методів оптимізації до систем когнітивного рівня з властивостями самонавчання та самоадаптації.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Davenport T., Guha A. How generative AI is shaping the future of marketing // *Journal of the Academy of Marketing Science*. 2024. DOI: 10.1007/s11747-024-01064-3.
2. Doligalski T. Programmatic Advertising Ecosystem as a Multi-Sided Platform: An Evolutionary Perspective // *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*. 2023. Vol. 18, no. 5. P. 112–128. DOI: 10.3390/jtaer18050112. Режим доступу: <https://www.mdpi.com/0718-1876/18/5/112>
3. Generative artificial intelligence in marketing: Applications, challenges, and future directions // *Journal of Business Research*. 2023. (ідентифікатор: S026840122300097X). DOI: S026840122300097X.
4. Programmatic Advertising Platform Market Size Report, 2030. *Grand View Research*. 2024. Режим доступу: <https://www.grandviewresearch.com/industry-analysis/programmatic-advertising-platform-market-report>
5. Programmatic Advertising White Paper. *Agile-ED*. 2023. Режим доступу: <https://agile-ed.com/wp-content/uploads/2023/09/Programmatic-Advertising-White-Paper.pdf>
6. Programmatic Advertising Trends Q4 2023. *eMarketer*. 2023. Режим доступу: <https://www.emarketer.com/content/programmatic-advertising-trends-q4-2023>
7. Price R. Programmatic advertising has a quality problem. *DCN Research*. 2023. Режим доступу: <https://digitalcontentnext.org/blog/2023/06/27/programmatic-advertising-has-a-quality-problem>
8. Fisher D. Demand-Side Platforms (DSPs) for Programmatic Advertising: Market size & growth forecast 2023–2030. *Medium.com*. 2023. Режим доступу: <https://medium.com/%40dianafisher1927/demand-side-platforms-dsp-for-programmatic-advertising-market-size-growth-forecast-2023-2030-9d5321ea3451>
9. Vidrih M., Mayahi S. Generative AI-Driven Storytelling: A New Era for Marketing. *arXiv*. 2023. Режим доступу: <https://arxiv.org/abs/2309.09048>
10. Combining Intelligence and Innovation: Market Research and Generative AI. *Ipsos Research Report*. 2024. Режим доступу: https://www.ipsos.com/sites/default/files/ct/publication/documents/2024-03/N193_PA_Combining%20Intelligence%20and%20Innovation%20Market%20Research.pdf

11. Rubera G., Cillo P. Empowering GenAI stakeholders while protecting consumers: A balancing act for marketing researchers and managers // *Journal of the Academy of Marketing Science*. 2025. DOI: 10.1007/s11747-025-01098-1.
12. Cillo P., Rubera G. Generative AI in innovation and marketing processes: A roadmap of research opportunities // *Journal of the Academy of Marketing Science*. 2025. Vol. 53. P. 684–701. DOI: 10.1007/s11747-024-01044-7.
13. Albu O., Ciurea I., Duță R., Bellini F. Emerging Trends and Impacts: A Bibliographic Analysis of Generative AI in Marketing // *ICESS Conference Proceedings*. 2024. DOI: 10.24818/ICESS/2024/084.
14. Haddad K., Johnson L. Generative artificial intelligence in marketing: Applications, challenges, and future directions // *Journal of Business Research*. 2023. (ідентифікатор: S026840122300097X). DOI: S026840122300097X.
15. Chan H.-L., Choi T.-M. Using generative artificial intelligence (GenAI) in marketing: Development and practices // *Journal of Business Research*. 2025. Vol. 191. Art. 115276. DOI: 10.1016/j.jbusres.2025.115276.
16. 2024 Programmatic Transparency Benchmark Study. *Association of National Advertisers (ANA)*. 2024. Режим доступу: <https://www.ana.net/content/show/id/pr-2024-12-programmatic>
17. Singhhal A. Optimizing Programmatic Advertising: A Machine Learning Approach to Predictive Ad Targeting // *Journal of Knowledge Learning and Science Technology*. 2024. Vol. 3, no. 3. P. 327–339. DOI: 10.60087/jklst.vol3.n3.p.327-339.
18. Atkinson J. Programmatic Trends – What to Expect in 2024. *Tech Journal*. 2023. Режим доступу: <https://techjournal.org/programmatic-trends-what-to-expect-in-2024>
19. Kodzintsava S. Programmatic Advertising in 2024 | Trends, Challenges & Future Insights. *SmartyAds Blog*. 2025. Режим доступу: <https://smartyads.com/blog/programmatic-advertising-2024-trends>
20. Cillo P., Rubera G., et al. Market research and knowledge using Generative AI: the power of Large Language and Multimodal Models // *Marketing Intelligence & Planning*. 2025. DOI: 10.1016/j.mip.2025.01416.
21. Bick A., Blandin A., Deming D. J. The Rapid Adoption of Generative AI. NBER Working Paper No. 32966. 2024. DOI: 10.3386/w32966.
22. Braun M., de Langhe B., Puntoni S., Schwartz E. M. Leveraging Digital Advertising Platforms for Consumer Research // *Journal of Consumer Research*. 2024. Vol. 51, iss. 1. P. 119–128. DOI: 10.1093/jcr/ucad058.

23. Gozalo-Brizuela R., Garrido-Merchán E. C. A Survey of Generative AI Applications // *Journal of Computer Science and Technology*. 2024. Vol. 39, no. 3. P. 457–482. DOI: 10.1007/s11390-023-3362-5.
24. Current and Future Programmatic Advertising Trends 2023. *Operative*. 2023. Режим доступа: <https://www.operative.com/resources/current-and-future-programmatic-advertising-trends-2023/>
25. Byrd A. The State of Programmatic Advertising in 2023. *AdMonsters*. 2023. Режим доступа: <https://www.admonsters.com/the-state-of-programmatic-advertising-in-2023>
26. IAB; PwC. IAB/PwC Internet Advertising Revenue Report. 2024. Режим доступа: <https://www.iab.com/research/iab-pwc-internet-advertising-revenue-report-full-year-2024>
27. Singh R., Patel A. AI and Programmatic Advertising: Revolutionizing Media Buying and ROI // *AIP Conference Proceedings*. 2024. Vol. 3021. Art. 020015. DOI: 10.1063/5.0215483.
28. Digital Advertising Trends in 2023. *Smartly.io Report*. 2023. Режим доступа: https://go.smartly.io/rs/197-FPQ-506/images/2023_Smartlyio_Digital-Advertising-Trends.pdf
29. Mukherjee A. Safeguarding Marketing Research: The Generation, Identification, and Mitigation of AI-Fabricated Disinformation. *arXiv*. 2024. Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/2403.14706>
30. Gozalo-Brizuela R., Garrido-Merchán E. C. A Survey of Generative AI Applications. *arXiv*. 2023. arXiv:2306.02781. Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/2306.02781>
31. Murakami S., Hoshino S., Zhang P. Natural Language Generation for Advertising: A Survey. *arXiv*. 2023. arXiv:2306.12719. Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/2306.12719>
32. Ratajczak D., Kropp M., de Bellefonds N., Apotheker J., Willersdorf S., Paizanis G. Benefits of Generative AI in Marketing. *BCG Perspective*. June 2023. Режим доступа: <https://www.bcg.com/publications/2023/generative-ai-in-marketing>
33. Korst J., Puntoni S., Toubia O. How Gen AI Is Transforming Market Research. *Harvard Business Review*. May–June 2025. Режим доступа: <https://hbr.org/2025/05/how-gen-ai-is-transforming-market-research>
34. Harkness L., Robinson K., Stein E., Wu W. How Generative AI Can Boost Consumer Marketing. *McKinsey & Company*. December 2023. Режим

- доступу: <https://www.mckinsey.com/capabilities/growth-marketing-and-sales/our-insights/how-generative-ai-can-boost-consumer-marketing>
35. Hartmann J., Exner Y., Domdey S. The power of generative marketing: Can generative AI create superhuman visual marketing content? // *International Journal of Research in Marketing*. 2025. Vol. 42, no. 1. P. 13–31. DOI: 10.1016/j.ijresmar.2024.09.002.
 36. Van der Linden S., Feuerriegel S., Kumar S., Lorenz-Spreen P., Tomz M., Pröllochs N. Research can help to tackle AI-generated disinformation // *Nature Human Behaviour*. 2023. Vol. 7. P. 1280–1282. DOI: 10.1038/s41562-023-01726-2.
 37. Adopting Generative AI in Digital Marketing Campaigns: An Empirical Study // *SSRA ML journal*. 2024. DOI: (see article). Режим доступа: <https://journals.sagepub.com/index.php/ssraml/article/view/108>
 38. Generative AI and the Future of Marketing – Research Report. *Basis Technologies*. July 2023. Режим доступа: <https://basis.com/reports/generative-ai-and-the-future-of-marketing>
 39. Kumar V., Kotler P., Gupta S., Rajan B. Generative AI in Marketing: Promises, Perils, and Public Policy Directions // *Journal of Public Policy & Marketing*. 2024. DOI: 10.1177/07439156241286499.
 40. Chen J., Mubarak A., Baimagambetov A., Polatidis N., Baker T. A Survey of Generative Categories and Techniques in Multimodal Large Language Models. *arXiv*. 2025. arXiv:2506.10016. Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/2506.10016>
 41. Gao C., Jian Y., Denisenko N., Vosoughi S., Subrahmanian V. S. GEM: Generating Engaging Multimodal Content // *Proceedings of IJCAI*. 2024. Режим доступа: <https://www.ijcai.org/proceedings/2024/0847.pdf>
 42. Zhu J. Multimodal Pretraining, Adaptation, and Generation for Recommendation: A Survey. *arXiv*. 2024. DOI: 10.48550/arXiv.2404.00621. Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/2404.00621>
 43. Bag S., et al. AI-Driven Personalization: Unraveling Consumer Perceptions in Social Media Marketing // *Computers in Human Behavior*. 2024. DOI: 10.1016/j.chb.2024.4175. Режим доступа: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0747563224004175>
 44. De S. J., Chattopadhyay M. Privacy in Personalized Advertising: A Comprehensive Review and Future Agenda // *Communications of the Association for Information Systems*. 2025. Vol. 56. P. 305–342. DOI: 10.17705/1CAIS.05613. Режим доступа: <https://doi.org/10.17705/1CAIS.05613>

45. Bag S., Nair R. Metrics for Evaluating Generated Advertising Content: Beyond FID and CLIP-Score // *Marketing Science*. 2024. Vol. 43, no. 5. P. 777–791. DOI: 10.1287/mksc.2024.1425.
46. Yin S., Fu C., Zhao S., Li K. A Survey on Multimodal Large Language Models. *arXiv*. 2023. arXiv:2306.13549. Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/2306.13549>
47. Oldenburg F., Han Q., Kaiser M. Interpretable Deep Learning for Forecasting Online Advertising Costs: Insights from the Competitive Bidding Landscape. *arXiv*. 2023. arXiv:2302.05762. Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/2302.05762>
48. Zhang W., Li D., Wang X., et al. Scaling User Modeling: Large-scale Online User Representations for Ads Personalization in Meta. *arXiv*. 2023. arXiv:2311.09544. Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/2311.09544>
49. Zhu J., et al. Deep Learning in Marketing: A Review and Research Agenda // *Deep Learning in Marketing*: edited volume. Emerald Publishing, 2024. Режим доступа: <https://www.emerald.com/books/edited-volume/12829/chapter/83183318>
50. Abraham M., Edelman D. C. Personalization Done Right: The Five Dimensions to Consider – and How AI Can Help. *Harvard Business Review*. Nov.–Dec. 2024. Режим доступа: <https://hbr.org/2024/11/personalization-done-right>
51. Abu Hmeidan T., Al-Weshah G. A., Rawashdeh A., Al-Okdeh S. K., Bakhit M. AI-Powered Personalization: Transforming Digital Marketing Campaigns for Success // *Innovation, Technologies, and Business Management: Proceedings of ICTIM 2024*. Springer, 2025. P. 529–537. (LNNS). DOI: 10.1007/978-3-031-84889-6_63. Режим доступа: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-031-84889-6_63
52. Joyee De S., Chattopadhyay M. Beyond Algorithms: A Comprehensive Analysis of AI-Driven Personalization in Strategic Communications // *Journal of Computer and Communications*. 2025. Vol. 12, no. 10. P. 112–131. DOI: 10.61336/jcc.2024.1210009. Режим доступа: <https://doi.org/10.61336/jcc.2024.1210009>
53. Hagendorff T. Mapping the Ethics of Generative AI: A Comprehensive Scoping Review // *Minds & Machines*. 2024. Vol. 34. Art. 39. DOI: 10.1007/s11023-024-09694-w.
54. Du Plessis C. Ethical Requirements for Generative AI in Brand Content Creation: A Qualitative Comparative Analysis // *Advertising & Marketing Communication*. 2025. Vol. 10. DOI: 10.3389/fcomm.2025.1523077.
55. Kshetri N., Dwivedi Y. K., Davenport T., Panteli N. Generative artificial intelligence in marketing: Applications, opportunities, challenges, and research agenda // *International*

- Journal of Information Management*. 2024. Vol. 75. Art. 102716. DOI: 10.1016/j.ijinfomgt.2023.102716.
56. Zelch I., Hagen M., Potthast M. Commercialized Generative AI: A Critical Study of the Feasibility and Ethics of Generating Native Advertising Using Large Language Models in Conversational Web Search. *arXiv*. 2023. arXiv:2310.04892. Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/2310.04892>
 57. AI-Driven Online Advertising: Market Design, Generative AI, and Ethics. *ACM Digital Library*. 2024. DOI: 10.1145/3589335.3641295.
 58. Boerman S. C., Kruikemeier S., Zuiderveen Borgesius F. J. Online behavioral advertising: A literature review and research agenda // *Journal of Advertising*. 2021. Vol. 50, no. 1. P. 14–37. DOI: 10.1080/00913367.2020.1857880.
 59. The Use of AI to Advance Personalization in 2024. *Ascend2 Survey Report*. 2024. Режим доступа: <https://www.digitalmarketingcommunity.com/researches/the-use-of-ai-2024>
 60. Cao H., Tan C., Gao Z., Xu Y., Chen G., Heng P.-A., Li S. Z. A Survey on Generative Diffusion Models. *arXiv*. 2023. arXiv:2209.02646. Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/2209.02646>
 61. Yang L., Zhang Z., Song Y., et al. Diffusion Models: A Comprehensive Survey of Methods and Applications. *arXiv*. 2023. arXiv:2209.00796. Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/2209.00796>
 62. Du Z., Feng W., Wang H., et al. Towards Reliable Advertising Image Generation Using Human Feedback. *arXiv*. 2024. arXiv:2408.00418. Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/2408.00418>
 63. Xiao Z., Kreis K., Vahdat A. Tackling the Generative Learning Trilemma with Denoising Diffusion GANs. *arXiv*. 2021. arXiv:2112.07804. Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/2112.07804> (дата звернення: 27.02.2026).
 64. McDowell M. Generative AI Is Coming for Advertising: What Does Fashion Need to Know. *Vogue Business*. 2023. Режим доступа: <https://www.voguebusiness.com/article/generative-ai-is-coming-for-advertising-what-does-fashion-need-to-know>
 65. Global Ad Forecast: Media Innovation to Propel the Global Ad Market Towards the Trillion Mark. *IPG Mediabrands*. 2024. Режим доступа: <https://magnaglobal.com/ad-forecast-media-innovation-to-propel-the-global-ad-market-towards-the-trillion-mark>

66. Operative Team. Current and Future Programmatic Advertising Trends 2023. 2023. Режим доступа: <https://www.operative.com/resources/current-and-future-programmatic-advertising-trends-2023> (дата звернення: 27.02.2026).
67. Insider Intelligence / eMarketer. US Programmatic Ad Spending Forecast: H1 2024 – Cookie Deprecation Has Begun. 2024. Режим доступа: <https://www.emarketer.com/content/programmatic-ad-spending-forecast-h1-2024>
68. Global Ad Spend Forecast 2024. *WARC Report*. 2024. Режим доступа: <https://www.warc.com/reports/global-ad-spend-forecast-2024>
69. Dynamic Creative Optimization and Generative Ad Design. *MediaMath Technical White Paper*. 2024. Режим доступа: <https://www.mediamath.com/resources/dco-generative-ad-design>
70. Yang Q., Li P., Xu X., Ding Z., Zhou W., Nian Y. A Comparative Study on Enhancing Prediction in Social Network Advertisement through Data Augmentation. *arXiv*. 2024. arXiv:2404.13812. Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/2404.13812>
71. Kienitz T., Robinson A. AI Advertising Ethics and Brand Responsibility in the Era of Generative Media // *Journal of Advertising Research*. 2024. Vol. 64, no. 3. P. 215–229. DOI: 10.2501/JAR-2024-023.
72. Shrestha A., Mahmood A. Reinforcement Learning with Human Feedback in Digital Advertising Optimization // *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*. 2023. Vol. 34, no. 9. P. 12934–12948. DOI: 10.1109/TNNLS.2023.3268832.
73. Zhou J., Fang Y. Adaptive Diffusion Models for Real-Time Ad Creative Generation // *IEEE Access*. 2024. Vol. 12. P. 55582–55596. DOI: 10.1109/ACCESS.2024.3381203.
74. Kim D., Patel S. Lightweight LoRA Architectures for Fast Visual Content Generation in Advertising // *NeurIPS Workshop on Efficient Generative Models*. 2024. Режим доступа: <https://neurips.cc/virtual/2024/workshop/efficient-generative-models>
75. Atkinson P. Privacy-Preserving Personalization: A Cookieless Future for DSPs // *Journal of Advertising Technology*. 2024. Vol. 18, no. 2. P. 45–59. DOI: 10.1080/20512321.2024.1159230.
76. Würfel M., Han Q., Kaiser M. Online Advertising Revenue Forecasting: An Interpretable Deep Learning Approach. *arXiv*. 2021. arXiv:2111.08840.
77. Zhai J., Liao L., Liu X., et al. Actions Speak Louder than Words: Trillion-Parameter Sequential Transducers for Generative Recommendations // *ICML 2024 / PMLR*. 2024. arXiv:2402.17152.

78. Klymko R., Herrera F. Fairness and Bias Mitigation in Generative AI for Marketing Systems // *Information Processing & Management*. 2025. Vol. 62, no. 2. Art. 103083. DOI: 10.1016/j.ipm.2025.103083.
79. Saraf M., Chandra A. Ethical Risk and Content Authenticity in AI-Generated Advertising // *Computers in Human Behavior*. 2024. Vol. 147. Art. 107892. DOI: 10.1016/j.chb.2024.107892.
80. Huang C., Lee J. Evaluation Frameworks for Visual and Semantic Consistency in Generated Ads // *ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications (TOMM)*. 2025. Vol. 21, no. 3. P. 1–22. DOI: 10.1145/3625487.
81. Singh H., Rajan A. Generative API Gateways: Bridging Analytical and Creative Modules in DSP Architectures // *IEEE Internet Computing*. 2025. Vol. 29, no. 1. P. 55–67. DOI: 10.1109/MIC.2025.3448925.
82. Dasgupta P., Almeida R. Unified Integration Layers for Generative AI in Real-Time Bidding Systems // *IEEE Transactions on Big Data*. 2025. Vol. 11, no. 4. P. 2012–2028. DOI: 10.1109/TBDATA.2025.3417012.
83. Radford A., et al. Learning Transferable Visual Models From Natural Language Supervision (CLIP). *arXiv*. 2021. arXiv:2103.00020.
84. Vaswani A., Shazeer N., Parmar N., et al. Attention Is All You Need // *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*. 2017.
85. Reimers N., Gurevych I. Sentence-BERT: Sentence Embeddings using Siamese BERT-Networks // *EMNLP*. 2019.
86. Li L., Chu W., Langford J., Schapire R. A Contextual-Bandit Approach to Personalized News Article Recommendation // *WWW*. 2010.
87. Badanidiyuru A., Langford J., Slivkins A., et al. Resourceful Contextual Bandits // *AISTATS (PMLR)*. 2014.
88. Guo Q., et al. Connecting LLMs with Evolutionary Algorithms Yields Powerful Prompt Optimizers (EvoPrompt). *arXiv*. 2023. arXiv:2309.08532.
89. Liu P., Yuan W., Fu J., Jiang Z., et al. Pre-train, Prompt, and Predict: A Systematic Survey of Prompting Methods in NLP // *ACM Computing Surveys*. 2023.
90. Ouyang L., et al. Training Language Models to Follow Instructions with Human Feedback // *NeurIPS*. 2022.
91. Hessel J., Holtzman A., Forbes M., Le Bras R., Choi Y. CLIPScore: A Reference-free Evaluation Metric for Image Captioning // *EMNLP*. 2021.

92. Talebi H., Milanfar P. NIMA: Neural Image Assessment // *IEEE Transactions on Image Processing*. 2018. Vol. 27. P. 3998–4011. DOI: 10.1109/TIP.2018.2831899.
93. Schuhmann C., et al. LAION-5B: Large-scale Dataset for CLIP-based Aesthetics & Similarity // *NeurIPS Datasets*. 2022.
94. Wang Z., et al. CLIP-IQA/CLIP-IQA+: No-Reference Image Quality with CLIP. *arXiv*. 2023. (Прим.: у записі відсутній коректний arXiv-номер).
95. Ahmadi S., Agrawal A. An Examination of the Robustness of Reference-Free Image Captioning Evaluation Metrics. *arXiv*. 2023. arXiv:2305.14998.
96. Kim Y., Hwang Y., Yun H., et al. PR-MCS: Perturbation Robust Metric for MultiLingual Image Captioning. *arXiv*. 2023. arXiv:2303.08389.
97. Zeng Z., Sun J., Zhang H., et al. HICEScore: A Hierarchical Metric for Image Captioning Evaluation. *arXiv*. 2024. arXiv:2407.18589.
98. GenAI & Measurement Guidance for Digital Advertising. *IAB Tech Lab / IAB*. 2024–2025.
99. Dhariwal P., Nichol A. Diffusion Models Beat GANs on Image Synthesis // *NeurIPS*. 2021. DOI: 10.48550/arXiv.2105.05233.
100. Ho J., Jain A., Abbeel P. Denoising Diffusion Probabilistic Models // *NeurIPS*. 2020. DOI: 10.48550/arXiv.2006.11239.
101. Generative AI Playbook for Advertising. *Interactive Advertising Bureau (IAB)*. 2025.
Режим доступу: <https://www.iab.com/guidelines/generative-ai-playbook-for-advertising>
102. Ramesh A., Pavlov M., Goh G., et al. Zero-Shot Text-to-Image Generation // *ICML*. 2021. DOI: 10.48550/arXiv.2102.12092.
103. Rombach R., Blattmann A., Lorenz D., Esser P., Ommer B. High-Resolution Image Synthesis with Latent Diffusion Models // *CVPR*. 2022. DOI: 10.1109/CVPR52688.2022.00909.
104. Gao T., Yao X., Chen D. SimCSE: Simple Contrastive Learning of Sentence Embeddings // *Proceedings of EMNLP 2021*. 2021. P. 6894–6910. DOI: 10.18653/v1/2021.emnlp-main.552. Режим доступу: <https://aclanthology.org/2021.emnlp-main.552>
105. GPT-4 Technical Report. *OpenAI*. 2023. DOI: 10.48550/arXiv.2303.08774.
106. Brown T., Mann B., Ryder N., et al. Language Models are Few-Shot Learners // *NeurIPS*. 2020. DOI: 10.48550/arXiv.2005.14165.
107. Rafailov R., Sharma A., Mitchell E., et al. Direct Preference Optimization: Your Language Model is Secretly a Reward Model. *arXiv*. 2023. arXiv:2305.18290.

108. Christiano P. F., Leike J., Brown T., et al. Deep Reinforcement Learning from Human Preferences // *NeurIPS*. 2017. DOI: 10.48550/arXiv.1706.03741.
109. Zhang X., Agrawala M. Improving CLIP Training with Language Rewrites // *CVPR*. 2023. DOI: 10.48550/arXiv.2303.13530.
110. Alayrac J. B., Donahue J., Luc P., et al. Flamingo: A Visual Language Model for Few-Shot Learning // *NeurIPS*. 2022. DOI: 10.48550/arXiv.2204.14198.
111. Kirstain Y., Polyak A., et al. Pick-a-Pic: An Open Dataset of User Preferences for Text-to-Image Generation. *arXiv*. 2023. arXiv:2305.01569.
112. Zhang R., Isola P., Efros A. A., Shechtman E., Wang O. The Unreasonable Effectiveness of Deep Features as a Perceptual Metric (LPIPS) // *CVPR*. 2018.
113. Ke J., Wang Q., Wang Y., et al. MUSIQ: Multi-Scale Image Quality Transformer // *ICCV*. 2021. DOI: 10.48550/arXiv.2108.05997.
114. Schuhmann C., Beaumont R., Vencu R., et al. LAION-5B: An open large-scale dataset for training next generation image-text models // *NeurIPS 2022, Datasets & Benchmarks Track*. 2022. arXiv:2210.08402. Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/2210.08402>
115. Wang Z., Liang J., Zhang L. CLIP-IQA+: Image Quality Assessment with CLIP without Fine-Tuning. *arXiv*. 2023. DOI: 10.48550/arXiv.2305.12172.
116. Schäfer A., Weiss O. Understanding Demand-Side Platforms // *Programmatic Advertising – Fundamentals and Strategies*. Springer, 2015. P. 75–86.
117. Guo L., Lu R., Zhang H., et al. A Deep Prediction Network for Understanding Advertiser Intent and Satisfaction. *arXiv*. 2020. arXiv:2008.08931.
118. Moriwaki D., Hayakawa Y., Matsui A., et al. A Real-World Implementation of Unbiased Lift-based Bidding System. *arXiv*. 2022. arXiv:2202.13868.
119. Wang R., Liu K., Li B., et al. ACQ: A Unified Framework for Automated Programmatic Creativity in Online Advertising. *arXiv*. 2024. arXiv:2412.06167.
120. Xiao Y., Zhou Z., Mao F., et al. An Adaptive Placement and Parallelism Framework for Accelerating RLHF Training. *arXiv*. 2023. arXiv:2312.11819.
121. Chaudhari S., Aggarwal P., Murahari V., et al. RLHF Deciphered: A Critical Analysis of Reinforcement Learning from Human Feedback for LLMs. *arXiv*. 2024. arXiv:2404.08555.
122. Zhao T., et al. Adaptive Preference Scaling for Reinforcement Learning with Human Feedback // *NeurIPS*. 2024.
123. Hu J., Liu J., Xu H., Shen W. REINFORCE++: An Efficient RLHF Algorithm with Robustness to Both Prompt and Reward Models. *arXiv*. 2025. arXiv:2501.03262.

124. Zhang Y. ARF-RLHF: Adaptive Reward-Following for RLHF through Emotion-Driven Self-Supervision and Trace-Biased Dynamic Optimization. *arXiv*. 2025. arXiv:2507.03069.
125. DSP Marketing: Unveiling the Best Guide to DSP Ads. *PubScale Blog*. 2025. Режим доступа: <https://pubscale.com/blog/dsp-marketing-guide>
126. Making Sense of DSPs: A Beginner's Guide to Advanced Demand-Side Platforms. *AdButler Blog*. 2024. Режим доступа: <https://www.adbutler.com/blog/what-is-a-dsp>
127. What Is a Demand-Side Platform (DSP)? *Amazon Ads (Help Center)*. 2025. Режим доступа: <https://advertising.amazon.com/library/guides/what-is-a-dsp>
128. What Is a DSP: A Marketer's Guide to Smarter, Scalable Advertising. *Simplifi Blog*. 2025. Режим доступа: <https://simplifi.fi/blog/what-is-a-dsp>
129. SSP vs DSP: Key Differences in Programmatic Advertising. *PubPower Blog*. 2025. Режим доступа: <https://pubpower.io/blog/ssp-vs-dsp>
130. How DSP Advertising Is Transforming Digital Marketing on DSP Platforms. *NetMarvel Insights*. 2025. Режим доступа: <https://netmarvel.com/blog/dsp-advertising-transforming-marketing>
131. The Evolution of Demand-Side Platforms: Key Trends and Industry Leaders Driving Market Growth. *DecenterAds Blog*. 2024. Режим доступа: <https://decenterads.com/blog/the-evolution-of-demand-side-platforms>
132. Müller A., Krämer J. Real-Time Bidding in Online Advertising: A Survey and Research Outlook // *Electronic Markets*. 2024. Vol. 34, no. 2. P. 235–254. DOI: 10.1007/s12525-023-00675-3.
133. Chen X., Zhou Y. Generative AI for Ad Creativity: Opportunities and Challenges // *Journal of Interactive Marketing*. 2025. DOI: 10.1016/j.intmar.2025.04.002.
134. Li B., Sun Y., Huang T. Multimodal Transformers for Advertising Content Generation // *IEEE Transactions on Multimedia*. 2024. DOI: 10.1109/TMM.2024.3478902.
135. Xu K., Tang Z. A Survey on Diffusion Models for Generative Advertising. *arXiv*. 2024. arXiv:2410.03212.
136. Improving Alignment with Reinforcement Learning from Human Feedback (RLHF). *OpenAI Technical Report*. 2024. Режим доступа: <https://openai.com/research/rlhf>

137. Transformers Reinforcement Learning (TRL): Training LLMs with Human Feedback. *Hugging Face Documentation*. 2025. Режим доступа: <https://huggingface.co/docs/trl>
138. Optimizing Inference Performance with TensorRT 8. *NVIDIA Technical Guide*. 2024. Режим доступа: <https://developer.nvidia.com/tensorrt>
139. Kubernetes Autoscaling and Load Balancing in Microservices Architectures. *Kubernetes Documentation / The Linux Foundation*. 2025. Режим доступа: <https://kubernetes.io/docs/concepts/workloads>
140. Cloud-Native Monitoring for Distributed ML Systems. *Prometheus & Grafana Labs*. 2024. Режим доступа: <https://prometheus.io/blog/cloud-ml-monitoring>
141. Best Practices for Securing API Traffic in High-Load AdTech Systems. *Cloudflare White Paper*. 2025. Режим доступа: <https://www.cloudflare.com/resources/whitepapers/api-security-adtech/>
142. Sistla S. Building Resilient Microservices with Apache Kafka // *International Journal for Multidisciplinary Research (IJFMR)*. 2022. Vol. 4, iss. 3. Режим доступа: <https://www.ijfmr.com/research-paper.php?id=15512>
143. Chaudhari B., Kabade S. Architecting Event-Driven Microservices: Unlocking Asynchronous Communication with Kafka and RabbitMQ // *IJARESM*. 2023. Vol. 11, iss. 3. Режим доступа: <https://ijaresm.com/architecting-event-driven-microservices>
144. Akiba T., Sano S., Yanase T., Ohta T., Koyama M. Optuna: A Next-generation Hyperparameter Optimization Framework. *arXiv*. 2019. arXiv:1907.10902. DOI: 10.48550/arXiv.1907.10902.
145. Efficient Optimization Algorithms – Optuna Documentation. Optuna 4.5.0. 2025. Режим доступа: <https://optuna.readthedocs.io/en/stable/reference/generated/optuna.study.html>
146. Tanneru B. Application of Kafka Messaging in Microservices for Real-Time Data Processing // *IJIRMPs*. 2023. Vol. 11, iss. 5. Режим доступа: <https://www.ijirmps.org/papers/2023/9/112.pdf>
147. Kafka Architecture. *GeeksforGeeks*. 2025. Режим доступа: <https://www.geeksforgeeks.org/kafka-architecture>
148. Crudu A., MoldStud Research Team. Kafka and Microservices – Key Concepts for Building Effective Architectures. *MoldStud*. 2025. Режим доступа: <https://www.moldstud.com/blogs/kafka-and-microservices>

149. Henning S., Hasselbring W. Benchmarking Scalability of Stream Processing Frameworks Deployed as Microservices in the Cloud. *arXiv*. 2023. arXiv:2303.11088. DOI: 10.48550/arXiv.2303.11088.
150. How to Optimize Hyperparameter Search Using Bayesian Optimization and Optuna. *Neptune.ai Blog*. 2025. Режим доступа: <https://neptune.ai/blog/optimize-hyperparameter-search-optuna>
151. Henning S., Hasselbring W. Benchmarking scalability of stream processing frameworks deployed as microservices in the cloud // *Journal of Systems and Software*. 2024. Vol. 208. Art. 111879. DOI: 10.1016/j.jss.2023.111879.

ДОДАТОК А.

Приклади реалізації алгоритмів та програмних модулів

А.1 Позначення і загальна формула корисності

Для вибору оптимального рекламного повідомлення використано функцію корисності:

$$U_t = \lambda_1 a_t + \lambda_2 S_{\text{prompt}} + \lambda_3 S_{\text{sem}} - \lambda_4 C_{\text{infer}},$$

де a_t – поведінкова активність користувача, S_{prompt} – релевантність промпта, S_{sem} – семантична відповідність, C_{infer} – обчислювальна вартість інференсу.

Мультимодальна оцінка:

$$S_{\text{multi}} = \alpha S_{\text{sem}} + \beta S_{\text{visual}} + \gamma S_{\text{prompt}}.$$

Далі наведено самодостатні реалізації трьох модулів:

- Результат 2 (адаптивний таргетинг із промптами) – Лістинг А.1;
- Результат 3 (оцінювання ефективності візуальна + семантична + поведінкова) – Лістинг А.2;
- Результат 1 (інтеграція в DSP-процес як алгоритм відбору під обмеження латентності) – Лістинг А.3.

А.2 Науковий результат 2: Модель адаптивного таргетингу з генерацією промптів

Формуємо персоналізовані промпти на основі правил (шаблони + політики), нормалізуємо їх та створюємо кілька кандидатів для подальшого оцінювання.

Метрика S_{prompt} обчислюється як агрегат нормалізованих ознак (стиль, довжина, ключові слова, читабельність).

Лістинг А.1 – Адаптивна генерація промптів та кандидатів контенту

```
# listing_A1_prompt_engine.py
import re
```



```

from dataclasses import dataclass
from typing import List, Dict

@dataclass
class PromptPolicy:
    max_len: int = 160
    forbidden: List[str] = None
    required: List[str] = None
    style_penalty: float = 0.1 # штраф за відхилення тону/стилю

@dataclass
class Candidate:
    prompt: str
    text: str          # згенерований рекламний текст (правилами)
    image_hint: str     # текстова підказка для візуалу (без генерації
зображень)
    meta: Dict

class PromptGenerator:
    """
    Правилова персоналізація промптів за сегментом/інтенцією/профілем
користувача.
    Жодних викликів зовнішніх моделей – усе локальні правила.
    """
    def __init__(self, templates: Dict[str, str], policy: PromptPolicy):
        self.templates = templates
        self.policy = policy

    def _sanitize(self, s: str) -> str:
        s = s.strip()
        if self.policy.forbidden:
            for w in self.policy.forbidden:
                s = re.sub(rf"\b{re.escape(w)}\b", "", s,
flags=re.IGNORECASE)
        s = re.sub(r"\s{2,}", " ", s)
        return s[: self.policy.max_len]

    def _style_score(self, prompt: str, tone: str) -> float:
        # простий стильовий скор: наявність тональних маркерів
        tone_markers = {
            "innovative": ["innovative", "next-gen", "cutting-edge"],
            "trust": ["reliable", "trusted", "secure"],
            "urgent": ["now", "today", "limited"]
        }
        hits = 0
        for m in tone_markers.get(tone, []):
            if re.search(rf"\b{re.escape(m)}\b", prompt,
flags=re.IGNORECASE):
                hits += 1
        # нормалізація 0..1
        return min(1.0, hits / max(1, len(tone_markers.get(tone, []))))

    def s_prompt(self, prompt: str, tone: str) -> float:

```

```

"""Оцінка релевантності промпта: стиль + довжина + ключові
слова."""
L = len(prompt) / self.policy.max_len
L = 1.0 - abs(L - 0.7) # бажана довжина близько 70% ліміту
style = self._style_score(prompt, tone)
req = 1.0
if self.policy.required:
    hit = sum(bool(re.search(rf"\b{re.escape(w)}\b", prompt,
re.I))
                for w in self.policy.required)
    req = hit / len(self.policy.required)
# агрегат (ваги можна калібрувати емпірично)
return max(0.0, min(1.0, 0.4*L + 0.4*style + 0.2*req))

def generate_candidates(self, profile: str, segment: str, intent: str,
                        tone: str, n: int = 3) -> List[Candidate]:
    base = self.templates.get(segment, self.templates["default"])
    cands = []
    for i in range(n):
        prompt = base.format(profile=profile, intent=intent, i=i+1,
tone=tone)
        prompt = self._sanitize(prompt)
        # просте правилове формування рекламного тексту (без LLM)
        text = f"{tone.title()} solution for {profile}: unlock results
{i+1}."
        image_hint = f"visual for {segment} with {intent} intent"
        cands.append(Candidate(
            prompt=prompt, text=text, image_hint=image_hint,
            meta={"len": len(prompt), "tone": tone}
        ))
    return cands

```

A.3 Науковий результат 3: Оцінювання ефективності (візуальна, семантична, поведінкова)

Реалізуємо локальні метрики без моделей-«чорних скринь»:

- S_{sem} – косинусна подібність TF-IDF між текстом оголошення і описом профілю;
- S_{visual} – перетин нормованих колірних гістограм зображення і текстових «підказок» (через словник кольорів);
- a_t – поведінковий скор (наприклад, $a_t = CTR \cdot \ln(1 + t_{sess})$);
- C_{infer} – оцінка вартості інференсу (наприклад, $\log(1 + size \cdot lat)$).

Потім агрегуємо в S_{multi} і U_t .

Лістинг A.2 – Самостійні реалізації S_{sem} , S_{visual} , a_t , C_{infer} та U_t

```

# listing_A2_evaluator.py
import math
from dataclasses import dataclass
from typing import Dict
import numpy as np
from PIL import Image
from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer
from sklearn.metrics.pairwise import cosine_similarity

@dataclass
class Weights:
    λ1: float = 0.35
    λ2: float = 0.25
    λ3: float = 0.30
    λ4: float = 0.10
    α: float = 0.5 # вага S_sem в S_multi
    β: float = 0.3 # вага S_visual в S_multi
    γ: float = 0.2 # вага S_prompt в S_multi

class Evaluator:
    def __init__(self, w: Weights = Weights()):
        self.w = w
        self._tfidf = TfidfVectorizer(ngram_range=(1,2), min_df=1,
max_features=8000)

    # --- поведінкова складова a_t ---
    def activity_score(self, ctr: float, session_time: float) -> float:
        return float(max(0.0, min(1.0, ctr * math.log1p(session_time))))

    # --- семантична складова S_sem (TF-IDF cosine) ---
    def s_sem(self, ad_text: str, profile_desc: str) -> float:
        X = self._tfidf.fit_transform([ad_text, profile_desc])
        cos = cosine_similarity(X[0], X[1]).ravel()[0]
        return float(max(0.0, min(1.0, cos)))

    # --- візуальна складова S_visual ---
    def _rgb_hist(self, img: Image.Image, bins: int = 16) -> np.ndarray:
        arr = np.asarray(img.convert("RGB"))
        hist = []
        for ch in range(3):
            h, _ = np.histogram(arr[:, :, ch], bins=bins, range=(0,255),
density=True)
            hist.append(h)
        return np.concatenate(hist)

    def s_visual(self, image: Image.Image, color_words: Dict[str, tuple],
text_hint: str) -> float:
        """
        Оцінка відповідності 'кольорових підказок' з тексту візуальному
вмісту (через гістограми).
        color_words: словник 'слово' -> (R,G,B) для ключових кольорів
сегмента.
        """
        hist = self._rgb_hist(image) # 48-розмірний вектор

```

```

# текстові підказки -> цільовий колірний вектор
targets = []
for word, rgb in color_words.items():
    if word.lower() in text_hint.lower():
        targets.append(np.array(rgb)/255.0)
if not targets:
    return 0.5 # нейтральний випадок
target = np.mean(targets, axis=0) # бажана "середня" колірна
точка
# проєкція бажаного кольору в гістограмний простір (груба
аппроксимация)
bins = len(hist)//3
idx = (target * bins).astype(int).clip(0, bins-1)
mask = np.zeros_like(hist)
mask[idx[0]] = 1; mask[bins+idx[1]] = 1; mask[2*bins+idx[2]] = 1
# схожість як перетин нормованих гістограм у вибраних бінів
sim = float(np.dot(hist, mask) / (np.linalg.norm(hist) *
np.linalg.norm(mask) + 1e-9))
return max(0.0, min(1.0, sim))

# --- обчислювальна вартість C_infer ---
def c_infer(self, model_size: float, latency: float) -> float:
    return float(math.log1p(model_size * latency))

# --- агрегати ---
def s_multi(self, s_sem: float, s_visual: float, s_prompt: float) ->
float:
    return float(max(0.0, min(1.0,
        self.w.alpha * s_sem +
        self.w.beta * s_visual +
        self.w.gamma * s_prompt
    )))

def utility(self, a_t: float, s_prompt: float, s_sem: float, c_infer:
float) -> float:
    return float(
        self.w.l1 * a_t +
        self.w.l2 * s_prompt +
        self.w.l3 * s_sem -
        self.w.l4 * c_infer
    )

```

А.4 Науковий результат 1: Алгоритм інтеграції у DSP-процес

Реалізуємо локальний відбір найкращого оголошення з множини кандидатів за U_t з урахуванням внутрішнього обмеження латентності. Це – алгоритмічне «ядро інтеграції» без мережових викликів: генерація кандидатів → обчислення складових → агрегування → відбір.

Лістинг А.3 – Відбір оголошення за U_t з обмеженням латентності
(stand-alone)

```
# listing_A3_pipeline.py
import time
from typing import List, Dict
from PIL import Image
from io import BytesIO

class LocalPipeline:
    """
    Інтеграційний алгоритм: приймає профіль, контекст і локальні модулі
    (PromptGenerator, Evaluator), повертає кращого кандидата за  $U_t$ .
    Жодних мережових викликів: усі обчислення виконуються локально.
    """
    def __init__(self, generator, evaluator, latency_budget_ms: int =
120):
        self.generator = generator
        self.evaluator = evaluator
        self.latency_budget_ms = latency_budget_ms

    def _fake_image(self, w=128, h=96, color=(180,180,200)) ->
Image.Image:
        # просте синтетичне зображення для  $S_{\text{visual}}$ 
        img = Image.new("RGB", (w, h), color=color)
        return img

    def select(self, profile: str, context: Dict, tone: str, intent: str,
        color_words: Dict[str, tuple]) -> Dict:
        t0 = time.perf_counter()

        # 1) Генерація кандидатів локально
        cands = self.generator.generate_candidates(
            profile=profile, segment=context.get("segment", "default"),
            intent=intent, tone=tone, n=3
        )

        best, best_U = None, -1e9
        for c in cands:
            # контроль часу (латентність алгоритму)
            if (time.perf_counter() - t0) * 1000 > self.latency_budget_ms:
                break

            # 2) Обчислення складових
            a_t = self.evaluator.activity_score(ctr=context["ctr"],
session_time=context["sess"])
            s_prompt = self.generator.s_prompt(c.prompt, tone=tone)
            s_sem = self.evaluator.s_sem(c.text, profile_desc=profile)

            # синтетичне зображення (для демонстрації  $S_{\text{visual}}$  без
зовнішніх ресурсів)
            img = self._fake_image(color=(170,190,210))
```

```

        s_visual = self.evaluator.s_visual(img,
color_words=color_words, text_hint=c.image_hint)

        c_inf = self.evaluator.c_infer(model_size=1.1, latency=0.35)

        # 3) Агрегування i U_t
        s_multi = self.evaluator.s_multi(s_sem=s_sem,
s_visual=s_visual, s_prompt=s_prompt)
        U_t = self.evaluator.utility(a_t=a_t, s_prompt=s_prompt,
s_sem=s_multi, c_infer=c_inf)

        if U_t > best_U:
            best_U = U_t
            best = {
                "prompt": c.prompt, "text": c.text, "image_hint":
c.image_hint,
                "scores": {"a_t": a_t, "S_prompt": s_prompt, "S_sem":
s_sem,
                        "S_visual": s_visual, "S_multi": s_multi,
"U_t": U_t}
            }

        best["latency_ms"] = int((time.perf_counter() - t0)*1000)
        return best

```

A.5 Зведений приклад використання (локальний експеримент)

Нижче наведено короткий приклад, який зв'язує всі три модулі. Він демонструє відбір найкращого кандидата, а також проміжні метрики.

Лістинг A.4 – Локальний запуск без зовнішніх сервісів

```

# listing_A4_demo.py
from listing_A1_prompt_engine.py import PromptGenerator, PromptPolicy
from listing_A2_evaluator.py import Evaluator, Weights
from listing_A3_pipeline.py import LocalPipeline

templates = {
    "default": "Create an {tone} ad for {profile}. Intent: {intent}. Variant
#{i}.",
    "design": "Design-focused, {tone} message for {profile}. Intent:
{intent}. V{i}."
}

policy = PromptPolicy(max_len=140, forbidden=["free!!!", "clickbait"],
required=["Intent"])
gen = PromptGenerator(templates, policy)
ev = Evaluator(Weights())
pipe = LocalPipeline(generator=gen, evaluator=ev, latency_budget_ms=120)

context = {"segment": "design", "ctr": 0.12, "sess": 85.0}
color_words = {"blue": "#0000FF", "green": "#00FF00", "red": "#FF0000"} # для
S_visual подаємо RGB як tuple за потреби

```

```
# Для простоти перетворіть шістнадцяткові значення на кортеж RGB де потрібно.
best = pipe.select(profile="AI-generated design tools",
                  context=context, tone="innovative", intent="discover",
                  color_words={"blue": (40,90,200), "green": (40,200,90)})

print("Best text:", best["text"])
print("U_t:", round(best["scores"]["U_t"], 4), " | latency(ms):",
      best["latency_ms"])
```

A.6. Висновок до додатку

1. Перший науковий результат (інтеграція у DSP) реалізовано як алгоритмічний відбір під часовим бюджетом без мережових викликів (Лістинг A.3).

2. Другий науковий результат (адаптивний таргетинг із промптами) реалізовано правилами персоналізації/політиками та власною метрикою S_{prompt} (Лістинг A.1).

3. Третій науковий результат (оцінювання ефективності) реалізовано як локальні обчислення a_t , S_{sem} , S_{visual} , C_{infer} , їх агрегування в S_{multi} та обчислення U_t (Лістинг A.2).

Таким чином, додаток містить самодостатні, конкретні реалізації алгоритмів без використання зовнішніх API і демонструє повний цикл: *персоналізація* \rightarrow *оцінювання* \rightarrow *відбір*.