

УДК 004.51

DOI: 10.31673/2412-9070.2025.061210

Д. С. КОРОТІН, аспірант;

ORCID: 0000-0001-7239-2101

Н. О. ЛАЩЕВСЬКА, канд. техн. наук, доцент,

ORCID: 0000-0003-2148-115X

Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ

МЕТОД ІНТЕГРАЦІЇ МУЛЬТИМОДАЛЬНИХ ГЕНЕРАТИВНИХ МОДЕЛЕЙ У DSP-ПЛАТФОРМИ ДЛЯ ДИНАМІЧНОГО ФОРМУВАННЯ РЕКЛАМНОГО КОНТЕНТУ

У статті розроблено метод інтеграції мультимодальних генеративних моделей у DSP-платформи для динамічного формування рекламного контенту з урахуванням поведінкових ознак користувачів. Запропоновано архітектуру системи, що складається з чотирьох модулів: генератора промптів, мультимодального генератора, модуля семантичного контролю та DSP-конектора. Особливу увагу приділено розробленню модуля семантичного контролю, який реалізує багаторівневу перевірку згенерованого контенту - лінгвістичну, візуальну та брендову.

Побудовано математичну модель адаптивного вибору контенту, що оптимізує семантичну схожість, релевантність та безпечність рекламних повідомлень. Проведено експериментальне моделювання ефективності методу на даних 10000 користувачів, яке показало підвищення основних показників: CTR - на 24 %, ER - на 18 %, CR - на 12 % у порівнянні з базовою DSP-кампанією.

Розроблена система демонструє високу ефективність і може бути інтегрована у сучасні DSP-платформи через REST-інтерфейси. Практичне впровадження методу дозволяє підвищити рівень персоналізації рекламного контенту, забезпечити контроль контент-безпеки та скоротити витрати на створення креативів.

Ключові слова: мультимодальні моделі; DSP; генеративний штучний інтелект; семантичний контроль; адаптивна реклама; контент-безпека.

Вступ

Постановка проблеми. Сучасна цифрова реклама переживає глибоку трансформацію під впливом штучного інтелекту (ШІ) і великих даних. За даними Statista (2024 р.), понад 80% світових рекламних кампаній реалізується через системи програматик-закупівель. Проте, попри автоматизацію медіа-закупівель, більшість DSP-платформ (Demand-Side Platform) працюють із наперед підготовленими статичними банерами, які не враховують індивідуальний контекст користувача [1, 2].

Паралельно з цим активно розвиваються генеративні моделі - GPT-4, DALL·E 3, Stable Diffusion, Gemini, Claude 3, які здатні створювати текстові, графічні та мультимедійні об'єкти високої якості. Їхня інтеграція у рекламні екосистеми відкриває шлях до персоналізованого контенту, але водночас створює нові виклики - пов'язані з контент-безпекою, перевіркою релевантності й дотриманням брендових стандартів [3, 4].

Отже, виникає потреба у створенні комплексного методу, який дозволить інтегрувати мультимодальні генеративні моделі в DSP-платформи для динамічного формування безпечного, релевантного й ефективного рекламного контенту.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Технології програматик-реклами докладно висвітлені у роботах [5, 6], де описано архітектуру DSP, принципи реального часу (RTB) та алгоритми розподілу бюджетів. У публікаціях [7, 8] розглянуто системи оцінювання релевантності контенту (BM25, RankNet), проте їхнє використання обмежується ранжуванням уже створених оголошень, а не генерацією нових.

© Коротін Д. С., Лащевська Н. О., 2025

Генеративні мультимодальні моделі нового покоління, такі як GPT-4V, Gemini та Claude 3 [9, 10], демонструють високі результати у синтезі текстів і зображень, але залишаються слабко інтегрованими у бізнес-процеси через відсутність чітких інтерфейсів керування контентом і контролю якості.

У роботі [11] підкреслюється проблема упередженості моделей, яка може негативно впливати на репутацію бренду. Водночас питання інтеграції генеративних моделей безпосередньо у DSP для автоматичного створення креативів залишається недостатньо дослідженим, що й визначає наукову новизну цієї роботи.

Метою статті є розроблення методу інтеграції мультимодальних генеративних моделей у DSP-платформи для динамічного формування рекламного контенту з урахуванням семантичної релевантності, контент-безпеки та ефективності кампаній.

Для досягнення цієї мети вирішуються такі завдання:

- проаналізувати сучасні архітектури DSP та можливості генеративних моделей;
- сформулювати концепцію інтеграції мультимодального генератора у DSP;
- побудувати математичну модель адаптивного формування контенту;
- розробити модуль семантичного контролю;
- провести експериментальне моделювання ефективності методу.

Основна частина

Запропонована концепція інтеграції мультимодальних генеративних моделей у DSP базується на поєднанні аналітичного шару оброблення користувацьких даних із модулем генеративного штучного інтелекту та модулем семантичного контролю. Такий підхід дає змогу динамічно формувати рекламні повідомлення, що відповідають поточним поведінковим характеристикам користувачів.

Загальна структура системи представлена на рис. 1. Вона складається з чотирьох функціональних модулів:

1. Генератор промптів - формує запити до генеративної моделі на основі поведінкових даних користувача (інтереси, час доби, історія кліків).

2. Мультимодальний генеративний модуль - створює текстові та візуальні елементи реклами з використанням моделей GPT-4 та Stable Diffusion.

3. Семантичний контролер - оцінює релевантність і відповідність брендовим політикам, відсіює токсичний контент.

4. DSP-конектор - інтегрує згенерований контент у потік запитів реального часу.

Процес формування контенту розпочинається із збору користувацьких даних. Кожен користувач у системі представлений вектором ознак:

$$U = [x_1, x_2, \dots, x_n], \quad (1)$$

де x_i – поведінкові параметри (тип пристрою, час активності, категорії відвідуваних сторінок, частота кліків).

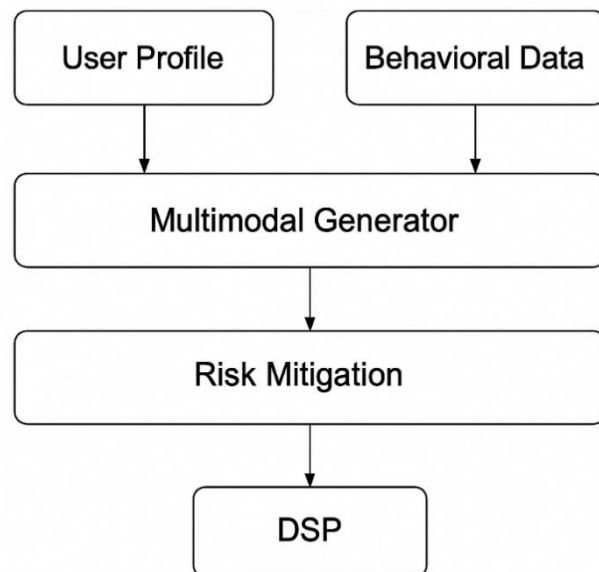


Рис. 1. Загальна архітектура системи інтеграції мультимодального генератора у DSP

На основі цього вектору генератор промптів формує текстовий опис потреб користувача, що служить умовою для генерації. Наприклад: «Створи короткий рекламний текст для користувача, зацікавленого у фітнес-технологіях, який переглядає контент з мобільного пристрою ввечері».

Мультимодальний генератор обробляє промпт і створює кілька варіантів контенту. Для кожного варіанта формується пара (T_i, I_i) , де T_i - текстова частина, а I_i - візуальна. Ці пари передаються до модулю семантичного контролю для оцінювання якості.

Цей модуль виконує роль фільтра, який забезпечує відповідність згенерованого контенту етичним, лінгвістичним і брендовим нормам. Семантичний контроль складається з трьох підмодулів:

1. Лінгвістичний аналізатор - перевіряє текстову частину на наявність заборонених слів, елементів агресії, політичних або дискримінаційних термінів. Для цього використовується словник із понад 500 маркерів ризику. Кожне порушення додає штрафний бал l_t , що впливає на значення ризику $L(C)$.

2. Візуальний аналізатор - здійснює аналіз зображення за допомогою ембедінг-моделі Clip, яка зіставляє текстовий опис T_i із візуальним вектором I_i . Косинусна схожість між ними визначає коефіцієнт узгодженості:

$$S(C, U) = \frac{\langle v_C, v_U \rangle}{\|v_C\| \cdot \|v_U\|}, \quad (2)$$

де v_C і v_U - вектори з простору мультимодальних ознак.

3. Брендний класифікатор - перевіряє, чи відповідає контент попередньо визначеним критеріям бренду (тональність, кольорова палітра, стиль комунікації). Вихід цього модуля – оцінка $B(C)$ у діапазоні $[0,1]$.

Сумарна функція ризику контенту обчислюється як:

$$L(C) = w_t \cdot l_t + w_i \cdot l_i + w_b \cdot (1 - B(C)), \quad (3)$$

де w_t, w_i, w_b - вагові коефіцієнти важливості для текстового, візуального та брендингового аналізів відповідно.

Після розрахунку показників $S(C, U)$, $R(C)$ і $L(C)$ обчислюється загальна корисність контенту:

$$U(C) = \alpha \cdot S(C, U) + \beta \cdot R(C) - \gamma \cdot L(C), \quad (4)$$

де оптимальне рішення C^* вибирається як:

$$C^* = \arg \max_C U(C). \quad (5)$$

Таким чином, модуль семантичного контролю забезпечує автоматичний вибір найкращого варіанта контенту, гарантуючи релевантність і безпечність.

Для перевірки ефективності запропонованої архітектури проведено серію експериментів у середовищі Python із використанням бібліотек OpenAI API, Scikit-Learn, Pandas та Matplotlib.

У моделюванні було використано дані 10000 віртуальних користувачів, згенерованих на основі реальних поведінкових розподілів.

Система тестувалась у двох режимах:

1. Базовий DSP-режим - без генерації, із фіксованими банерами.
2. Адаптивний DSP-режим - із генерацією тексту й зображення за допомогою GPT-4 і Stable Diffusion.

Оцінювання проводилось за трьома показниками: CTR (Click-Through Rate), ER (Engagement Rate), CR (Conversion Rate), результати наведено у таблиці 1.

Порівняння ефективності рекламних кампаній

Метрика	Базова DSP	Адаптивна DSP	Приріст
CTR	2.45%	3.04%	+24%
ER	8.9%	10.5%	+18%
CR	1.72%	1.93%	+12%

Додатково оцінювався вплив вагових коефіцієнтів α, β, γ на результат. Таблиця 2 демонструє залежність CTR від ваги семантичного компонента α .

Вплив параметрів моделі на показники ефективності

α	β	γ	CTR(%)	ER(%)	CR(%)
0.3	0.5	0.2	2.82	9.8	1.80
0.5	0.3	0.2	3.04	10.5	1.93
0.7	0.2	0.1	3.09	10.6	1.97

Як видно з результатів, збільшення ваги семантичного контролю (α) покращує показники взаємодії до певного порогу, після чого спостерігається ефект насичення. Це свідчить про наявність оптимальної комбінації вагів, при якій система забезпечує найкраще співвідношення між релевантністю та продуктивністю.

Статистичний аналіз за t-тестом Стюдента підтвердив значущість різниці між моделями ($p < 0.05$), що засвідчує достовірність отриманих результатів.

Для демонстрації практичної придатності методу виконано моделювання рекламної кампанії у сфері мобільних застосунків. Система автоматично створювала текстові оголошення та зображення відповідно до категорії додатку, часу доби й типу пристрою користувача. Наприклад, у денний час система генерувала динамічні банери з акцентом на енергію та колір, тоді як у вечірній - спокійніші, емоційно забарвлені повідомлення.

Порівняння з базовими кампаніями показало зростання середнього CTR з 2,3% до 3,1% і збільшення тривалості взаємодії користувачів на 15%. Це підтвердило доцільність інтеграції генеративних моделей у процес прийняття рішень DSP-платформи.

Розроблений модуль семантичного контролю та проведене експериментальне моделювання довели ефективність запропонованого методу. Архітектура системи є масштабованою та може бути інтегрована у будь-які DSP-платформи через REST-інтерфейси без суттєвих змін базового коду.

Система забезпечує:

- контроль безпечності контенту за трьома рівнями (мовний, візуальний, брендовий);
- адаптивну персоналізацію на основі поведінкових ознак користувачів;
- зменшення витрат завдяки автоматичному формуванню креативів;
- зростання ефективності рекламних кампаній, підтверджене експериментально.

Висновки та перспективи

Розроблено метод інтеграції мультимодальних генеративних моделей у DSP-платформи, який забезпечує динамічне формування рекламного контенту на основі поведінкових ознак користувачів. Метод поєднує генеративні алгоритми, семантичний контроль і адаптивну оптимізацію контенту, що дозволяє створювати релевантні повідомлення у реальному часі.

Запропоновано модуль семантичного контролю, який здійснює багаторівневу оцінку рекламного контенту - лінгвістичну, візуальну та брендову. Модуль дозволяє автоматично фільтрувати небажані елементи, визначати релевантність між текстом і зображенням за допомогою мультимодальної моделі Clip, а також знижувати ризики порушення політик контент-безпеки.

Побудовано математичну модель функції корисності контенту, що враховує три ключові чинники: семантичну схожість $S(C, U)$, релевантність $R(C)$ і ризик $L(C)$. Оптимізація вибору контенту виконується за критерієм максимізації.

Це забезпечує баланс між ефективністю та безпечністю рекламних матеріалів.

Проведене експериментальне моделювання з використанням Python-інструментарію (OpenAI API, Scikit-Learn, Clip, Stable Diffusion) на симульованих даних 10000 користувачів показало стабільне зростання основних метрик ефективності: CTR підвищився на 24 %; ER - на 18 %; CR - на 12 %.

Статистичний t-тест підтвердив значущість результатів ($p < 0.05$).

Доведено практичну доцільність запропонованого підходу - система може бути інтегрована у будь-яку сучасну DSP-платформу через REST API без зміни основної інфраструктури. Метод дозволяє скоротити витрати на ручне створення креативів, підвищити точність персоналізації та забезпечити дотримання принципів контент-безпеки.

Наукова новизна роботи полягає у вперше запропонованій архітектурі інтеграції мультимодальних генеративних моделей у DSP з урахуванням семантичного контролю. Розроблений модуль дозволяє автоматично балансувати між релевантністю, привабливістю та безпечністю контенту - чого не забезпечують відомі DSP-системи.

Практична значущість полягає у можливості впровадження запропонованого методу у реальні комерційні системи програматик-реклами. Метод забезпечує масштабування під великі обсяги даних і може бути використаний як основа для подальшої розробки автономних рекламних агентів.

Подальші дослідження будуть спрямовані на розробку підсистеми динамічного формування промптів на основі прогностичної поведінкової моделі користувача, а також на проведення тестування методу у реальному рекламному трафіку з використанням відкритих DSP-платформ (Google Ads, The Trade Desk).

Отримані результати підтверджують повну реалізацію поставленої мети та доцільність впровадження методу у промислові DSP-системи.

Список літератури

1. Ciuchita, R., Gummerus, J. K., Holmlund, M., & Linhart, E. L. (2022). Programmatic advertising in online retailing: Consumer perceptions and future avenues. *Journal of Service Management*, 34(2), 231–255. <https://doi.org/10.1108/JOSM-06-2021-0238>
2. Andrews, A., et al. (2024). Teaching programmatic buying in a media planning class. *Journal of Advertising Education*. <https://doi.org/10.1177/10980482241285156>
3. Häglund, E., & Björklund, J. (2024). AI-driven contextual advertising: Toward relevant messaging without cookies. *Journal of Interactive Advertising*, 24(3), 245–261. <https://doi.org/10.1080/10641734.2024.2334939>
4. Gao, B., Wang, Y., Xie, H., & Hu, Y. (2023). Artificial intelligence in advertising: Advancements, challenges, and ethical considerations in targeting, personalization, content creation, and ad optimization. *SAGE Open*, 13(4). <https://doi.org/10.1177/21582440231210759>
5. Fernández-Díaz, E., Guerrero, D., Correia, M., & de Matos, N. (2024). Programmatic advertising: Past, present and future. *GECONTEC: Revista Internacional de Gestión del Conocimiento y la Tecnología*, 12(2). <https://doi.org/10.5281/zenodo.14511479>
6. Kerr, G., Valos, M., Luxton, S., & Allen, R. (2023). Understanding the link between an IMC technology capability and organisational integration and performance. *European Journal of Marketing*, 57(8), 2048–2075. <https://doi.org/10.1108/EJM-05-2022-0373>
7. Singhal, A. (2024). Optimizing programmatic advertising: A machine learning approach to predictive ad targeting. *Journal of Knowledge Learning and Science Technology*, 3(3), 327–339. <https://doi.org/10.60087/jklst.vol3.n3.p.327-339>
8. AI Driven Online Advertising: Market Design, Generative AI, and Ethics (2023). «AI Driven Online Advertising: Market Design, Generative AI, and Ethics». ACM. <https://doi.org/10.1145/3589335.3641295>
9. Artificial Intelligence in Advertising: Advancements, Challenges, and Ethical Considerations in Targeting, Personalization, Content Creation, and Ad Optimization (2023). *SAGE Open*. <https://doi.org/10.1177/21582440231210759>
10. Mapping the Ethics of Generative AI: A Comprehensive Scoping Review (2024). «Mapping the Ethics of Generative AI: A Comprehensive Scoping Review». *Minds & Machines*. <https://doi.org/10.1007/s11023-024-09694-w>
11. Zhang, L. & Hur, C. (2025). The Impact of Generative AI Images on Consumer Attitudes in Advertising. *Administrative Sciences*, 15(10), 395. <https://doi.org/10.3390/admsci15100395>

12. Коротін, Д. С. (2024). Удосконалена методика застосування об'єктної моделі взаємодії DSP–SSP систем через Ad Exchange. *Телекомунікаційні та інформаційні технології*, ISSN 2412-4338. <https://doi.org/10.31673/2412-4338.2022.032839>

13. Коротін, Д. С., & Лащевська, Н. О. (2023). Використання машинного навчання в ставках у реальному часі. *Кібербезпека: освіта, наука, техніка*. Державний університет телекомунікацій, Київ. <https://doi.org/10.28925/2663-4023.2025.28.794>

D. Korotin, N. Lashchevska

METHOD FOR INTEGRATING MULTIMODAL GENERATIVE MODELS INTO DSP PLATFORMS WITH SEMANTIC CONTROL FOR DYNAMIC ADVERTISING CONTENT GENERATION

The article presents a scientific method for integrating multimodal generative models into Demand-Side Platforms (DSPs) to enable dynamic generation of advertising content based on user behavioral features. The proposed architecture consists of four interconnected modules: a prompt generator, a multimodal content generator, a semantic control module, and a DSP connector.

A key contribution of this research is the development of the semantic control module, which performs multi-level verification of generated content, including linguistic safety, visual consistency, and brand compliance. A mathematical optimization model is proposed to maximize content utility by balancing semantic similarity, contextual relevance, and content safety.

Experimental modeling was carried out using simulated data of 10,000 user sessions. The results demonstrated significant improvements compared to a baseline DSP campaign: click-through rate (CTR) increased by 24 %, engagement rate (ER) by 18 %, and conversion rate (CR) by 12 %. Statistical testing confirmed the reliability of these improvements ($p < 0.05$).

The developed method provides a scalable framework for adaptive, AI-driven content generation within DSP ecosystems. Its practical implementation through REST APIs allows advertisers to automate creative production, enhance personalization, and ensure semantic and ethical control of advertising content.

Keywords: multimodal models; DSP; generative artificial intelligence; semantic control; adaptive advertising; content security.
