

Володимир МОРОЗОВ,
orcid.org/0009-0002-2199-860X
аспірант кафедри дизайну

Київського національного університету культури і мистецтв
(Київ, Україна) xmarozx@gmail.com

ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ ПРОГРАМНИХ ПЛАТФОРМ ДЛЯ ГЕНЕРАТИВНОГО ДИЗАЙНУ

Стаття присвячена порівняльному аналізу програмних платформ генеративного дизайну, які активно використовуються у візуальному мистецтві, цифровому дизайні та архітектурі. Метою дослідження є виявлення ключових характеристик, алгоритмічних особливостей, можливості контролю промптів і адаптивність до дизайнерських завдань восьми платформ генеративного дизайну.

У дослідженні застосовано методи порівняльного аналізу, систематизації та експертного оцінювання функціоналу генеративних інструментів. Аналіз здійснювався на основі технічної документації, практичних кейсів та огляду користувацького досвіду з використанням платформ Midjourney, DALL·E(ChatGPT), Stable Diffusion, Gemini, Adobe Firefly, Flux1, Recraft, Claude. Для емпіричної перевірки можливостей усі платформи протестовано з єдиним тестовим запитом, що дозволило порівняти якість та відповідність задуму.

Уперше в межах вітчизняного наукового дискурсу здійснено комплексну класифікацію генеративних платформ за критеріями інтерфейсу, типу алгоритмів, інтеграційних можливостей та призначення. Особливу увагу приділено аналізу підходів до створення графічного контенту на основі промптів у поєднанні з алгоритмами глибокого навчання.

Отримані результати дозволяють зробити висновок, що вибір платформи залежить насамперед від типу дизайнерського завдання: генерація художніх зображень, 3D-моделювання або інтерфейсних рішень. Сучасні генеративні системи демонструють високу гнучкість, однак відрізняються за рівнем керованості результатом, потребами в технічних знаннях та адаптивністю до робочих процесів. Встановлено, що Midjourney та DALL·E (через ChatGPT) забезпечують високу якість і різноманітність зображень; Stable Diffusion і Flux1 дають розширений контроль над результатом ціною додаткового налаштування; Gemini і Adobe Firefly інтегровані в екосистеми; Recraft генерує векторну графіку; Claude варто використовувати для текстових ідей.

Ключові слова: штучний інтелект, Midjourney, DALL·E, Stable Diffusion, Gemini, Adobe Firefly, Flux1, Recraft, Claude.

Volodymyr MOROZOV,
orcid.org/0009-0002-2199-860X
PhD student at the Department of Design
Kyiv National University of Culture and Arts,
(Kyiv, Ukraine) xmarozx@gmail.com

COMPARATIVE ANALYSIS OF SOFTWARE PLATFORMS FOR GENERATIVE DESIGN

This article presents a comparative analysis of generative design software platforms actively used in visual arts, digital design, and architecture. The aim of the study is to identify the key characteristics, algorithmic features, prompt control capabilities, and adaptability to design tasks across eight generative design platforms.

The study employs methods of comparative analysis, systematization, and expert evaluation of the functionality of generative tools. The analysis is based on technical documentation, practical case studies, and user experience reviews involving the platforms Midjourney, DALL·E (via ChatGPT), Stable Diffusion, Gemini, Adobe Firefly, Flux1, Recraft, and Claude. To empirically verify their capabilities, all platforms were tested using a unified prompt, allowing for a comparative assessment of quality and fidelity to the intended design.

For the first time in the context of domestic scientific discourse, a comprehensive classification of generative platforms has been conducted according to interface type, algorithmic approach, integration capabilities, and intended use. Special attention is given to the analysis of approaches to graphic content generation based on prompts combined with deep learning algorithms.

The results indicate that the choice of platform largely depends on the type of design task: artistic image generation, 3D modeling, or UI/UX solutions. Modern generative systems demonstrate high flexibility but differ in their controllability, technical knowledge requirements, and adaptability to workflows. It was found that Midjourney and DALL·E (via ChatGPT) provide high quality and diverse outputs; Stable Diffusion and Flux1 offer advanced control at the cost of additional setup; Gemini and Adobe Firefly are integrated within broader ecosystems; Recraft specializes in vector graphics; and Claude is best suited for generating textual ideas.

Key words: artificial intelligence, Midjourney, DALL·E, Stable Diffusion, Gemini, Adobe Firefly, Flux1, Recraft, Claude.

Постановка проблеми. За останнє десятиліття генеративні алгоритми – від GAN-мереж до дифузійних і трансформерних моделей – перетворилися з лабораторних експериментів на повноцінні цифрові інструменти, що формують нові стандарти проектування у графічному дизайні, архітектурі та промислового моделюванні. В звіті Grand View Research за 2024 р. світовий ринок генеративного ШІ оцінено в 16,9 млрд \$ із прогнозованим зростанням до понад 109 млрд \$ у 2030-му, що відповідає середньорічному темпу понад 30%.

Така динаміка пояснюється, зокрема, безпрецедентним поширенням програмних платформ, які поєднують потужні моделі зі зручними інтерфейсами промптингу та інтеграційними API.

Серед ключових гравців ринку – Midjourney, DALL·E 3, Stable Diffusion, Gemini, Adobe Firefly, Flux1, Recraft, Claude. Кожна з них демонструє швидку еволюцію функціоналу: наприклад, Autodesk Forma у квітні 2025 р. додала модуль Site Automation, що автоматично генерує та оцінює десятки варіантів генплану за заданими параметрами, а Runway у травні 2025 р. відкрила Gen-4 API з підтримкою мультимодальних запитів і контролю стилю відео.

Водночас Midjourney фокусується на поліпшенні консистентності персонажів і спрощенні керування стилем на рівні окремого проєкту.

Попри стрімкий прогрес, відсутність уніфікованих критеріїв оцінювання ускладнює вибір оптимального інструмента для конкретного завдання – будь то художня ілюстрація, параметричне 3D-моделювання чи автоматизоване генерування варіантів конструкцій. Саме тому актуальним постає порівняльний аналіз провідних платформ: вивчення їхніх алгоритмічних засад, інтерактивності, можливостей кастомізації, витрат обчислювальних ресурсів і бізнес-моделей ліцензування. Результати даного дослідження дозволять окреслити практичні рекомендації щодо вибору ПЗ та визначити напрями подальших наукових розробок у сфері генеративного дизайну.

Аналіз досліджень. Майк Хейлі (Haley, 2024) відзначає, що синергія генеративного дизайну й генеративного ШІ вже скорочує час від ідеї до виробництва та забезпечує ширший спектр ітерацій, що докорінно трансформує процес проектування у всіх галузях АЕС та PDM.

Грег Ліндсей та Ентоні Таунсенд (Lindsay, Townsend, 2024) у звіті Cornell Tech наголошують, що у сфері архітектури, інженерії та будівництва генеративний ШІ відкриває «трансформативні можливості», водночас висуваючи нові виклики щодо інтеграції й етики впровадження.

Проривною стала праця Робіна Ромбаха та ін. (Rombach, 2022), де вперше запропоновано Latent Diffusion Models: перенесення дифузійного процесу у стислий латентний простір зменшило обчислювальні витрати й відкрило шлях до високоякісного (4–8 К) текст-керованого синтезу зображень, який сьогодні лежить у основі Stable Diffusion XL.

Подальші дослідження показали, що фотореалізм тісно корелює з «мовною» місткістю. Так, система Imagen за авторством Чітван Сахарія (Saharia, 2022) досягла рекордного FID~7,3 на COCO(набір даних для перевірки), поєднавши великий трансформер-енкодер із дифузійним денойзером і продемонструвавши перевагу масштабних LLM у розумінні семантики промпту.

Робота Адітья Рамеш (Ramesh, 2022) запровадила дворівневу схему «CLIP-латент > зображення», що підвищила різноманітність та стала концептуальною основою DALL·E 3, де точність тексту зростає без втрати деталізації.

Питання керованості генерації було вирішене в ControlNet за авторством Люмін Чжан, Ані Рао, Маніш Агравала (Zhang, Rao, Agrawala, 2023): архітектура з «zero conv» забезпечила додавання просторових умов (контури, поза, глибина) без руйнування базової моделі, що істотно розширило діапазон промислових кейсів.

Цзяо Сан та ін. (Sun, 2022) у дослідженні із 43 розробниками виявили, що для генеративних моделей коду найбільш затребуваними є сценарні пояснення та покрокові ламбарди помилок, запропонували чотиривимірну модель запитань-XAI для оцінки таких систем.

Огляд Ілін Є (Y. Ye, 2024) засвідчив, що, попри стрімке зростання можливостей, галузь візуалізації й далі відчуває брак еталонних наборів та єдиних метрик оцінки, що ускладнює порівняння систем між собою.

Водночас економічні дослідження Ерік Бріньйольфссон (Brynjolfsson, 2024) підтвердили 14-відсоткове зростання продуктивності завдяки генеративним AI-асистентам у реальних службах підтримки, акцентуючи практичну цінність таких технологій для творчих і сервісних галузей.

Звіт *Autodesk State of Design & Make 2024* (Autodesk, 2024) задокументував зміну ставлення індустрії до AI-помічників (76% професіоналів довіряють ШІ-інструментам) і слугував статистичною основою для обґрунтування ринкової динаміки.

Хоч академічних робіт, що безпосередньо порівнюють комерційні генеративні платформи, обмаль, релевантною стала низка узагальнених

оглядів AI-інструментів за авторством Аамо Іорліама та Джозефа Інгіо (Iorliam, Ingio, 2024).

Мета статті – заповнити прогалину у вітчизняній літературі, запропонувавши систематизований огляд і критичну оцінку найпоширеніших генеративних платформ, що задають тон цифровим креативним практикам у 2025 р.

Виклад основного матеріалу. Для відбору об'єктів дослідження було застосовано чотири взаємодоповнювальні критерії:

– **Рік релізу.** У вибірку ввійшли платформи, що з'явилися на ринку після стрімкого зростання популярності генеративного ШІ (2022–2025 рр.). Такий часовий зріз забезпечує актуальність даних і відображає швидку еволюцію алгоритмів.

– **Алгоритмічна основа.** Платформи мають репрезентувати різні підходи

– **Функціональна належність.** Кожен інструмент повинен бути повноцінною генеративною дизайнерською платформою, що створює новий контент з нульового стану, а не просто редагує готові дані.

– **Активне публічне використання.** Платформа має стабільну спільноту та відкритий спосіб доступу (free-tier, підписка чи академічна ліцензія), що дозволяє відтворити результати незалежними дослідниками.

Додатковий елемент методології – **стандартизоване тестове завдання.**

Для забезпечення відтворюваності та порівнянності результатів усім відібраним платформам було поставлено однакове експериментальне завдання:

Prompt (оригінальний текст англійською):
“Create a banner for summer sale of yellow ducks.”

Причини вибору завдання.

– **Крос-доменна складність.** Банер поєднує ілюстративні елементи (жовті качки), текст («summer sale») та композиційні вимоги (банерний формат).

– **Нейтральний стиль.** Тематика не містить культурно чутливих чи спеціалізованих термінів, що мінімізує упередженість моделей.

– **Висока перевірюваність.** Наявність конкретних візуальних атрибутів дає змогу об'єктивно виміряти відповідність результату (наявність качок жовтого кольору, літній настрій, рекламна структура).

Відповідно до критеріїв було відібрано дев'ять найбільш уживаних платформ: Midjourney, DALL·E(ChatGPT), Stable Diffusion, Gemini, Adobe Firefly, Flux1, Recraft, Claude.

Midjourney



Рис. 1–2. Результат роботи Midjourney за базовим запитом



Рис. 3–4. Результат роботи Midjourney за базовим запитом

Midjourney продемонструвала високий рівень естетичної та семантичної відповідності при генерації базової ілюстративної частини банера (рис. 1–4). Всі варіанти забезпечують чітку ідентифікацію об'єкта та сезонного контексту, що підтверджує ефективність латентно-дифузійної моделі в завданнях з помірною концептуальною складністю.

Основний недолік – відсутність текстових елементів, притаманний більшості diffusion-рушіїв у режимі «raw prompt». Для доведення до стану друкованого або цифрового рекламного матеріалу потрібен додатковий типографічний шар. Проте наявність великої пустої зони у верхній частині зображень свідчить про певний «дизайнерський інстинкт» моделі, що спрощує подальший графічний монтаж.

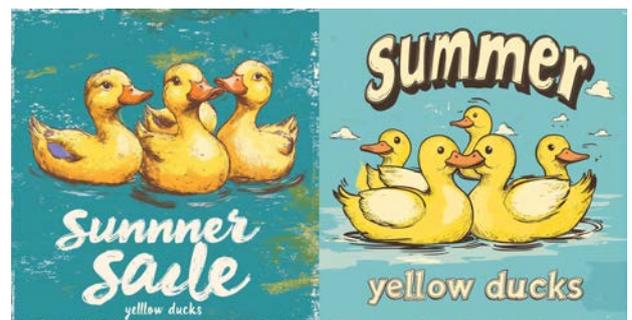


Рис. 5–6. Результат роботи Midjourney з поправкою



Рис. 7–8. Результат роботи Midjourney з поправкою

При змінненні запиту с додаванням до базового промту поправки – *add text "Summer Sale" and smaller text "yellow ducks"*

Модель починає генерувати текстові елементи, але з помилками (рис. 5–8).

DALL·E 3



Рис. 9. Результат роботи DALL·E 3 за базовим запитом

DALL·E 3 демонструє максимальний «ready-to-publish» результат серед протестованих платформ завдяки грамотному автоматичному розширенню промту й інтегрованому модулю текстової верстки (рис. 9). Отриманий банер відповідає всім вимогам бенчмарку: коректно інтегровані рекламні меседжі, достовірна семантика та відсутність артефактів. Висока типографічна точність підтверджує перевагу трансформерно-дифузійної архітектури DALL·E 3 у задачах, де текст і зображення мусять співіснувати в одному кадрі.

Єдиним суттєвим технічним обмеженням залишається фіксована вихідна роздільна здатність, через що для великоформатного друку потрібна додаткова обробка. Проте для більшості цифрових каналів (соцмережі, дисплейна реклама) одержаний матеріал може використовуватися без постобробки, що відображає високу практичну придатність платформи.



Рис. 10. Результат роботи DALL·E 3 за модифікованим запитом

Також при запиті зміни стилю на більш «фото-реалістичний» модель так само відпрацювала чудово (рис. 10).

Stable Diffusion



Рис. 11. Результат роботи Stable Diffusion за базовим запитом

З базовими налаштуваннями Stable Diffusion SDXL демонструє середню «готовність до публікації» у порівнянні з DALL·E 3 (рис. 11). Візуальна частина реалізована коректно, однак модель не інтегрувала повний рекламний текстовий блок, що вказує на обмежену здатність LDM без додаткових контролерів (ControlNet | LoRA Text Adapter) точно розміщувати типографіку.

Композиційні похибки (обрізані об'єкти по краю кадру) підтверджують вищий процент браку порівняно з дифузійними моделями більших масштабів. Попри це, відкритий код і можливість локального тюнінгу залишають SDXL конкурентоспроможним для користувачів, які готові інвестувати час у *prompt engineering* та постобробку.

При спробі виправити базовий промт для виправлення відсутнього блоку тексту, модель завдання провалила (рис. 12).



Рис. 12. Результат роботи Stable Diffusion за модифікованим запитом

Gemini 2.0



Рис. 13. Результат роботи Gemini за базовим запитом

Згенерований Veo-образ, ініційований LLM-компонентом Gemini, демонструє високу інтегрованість текстових і графічних елементів – сильний бік мультимодальної «Mixture-of-Experts» архітектури (рис. 13). У порівнянні з результатами DALL·E 3 та Midjourney, рішення Gemini посідає проміжну позицію: естетика та читабельність майже на рівні DALL·E, але бракує комерційного «call-to-action», що знижує метрику готовності.

Композиційна модель «обрамлення об'єктами» вказує на здатність генератора утримувати контекстно-орієнтоване компонування, однак поодинокі перекриття (лист – качка) свідчать про ще неповну learned-spacing оптимізацію. Загалом, у межах тестового бенчмарку Gemini підтвердив свою ефективність для рекламного контенту, особливо коли потрібна узгоджена верстка великого тексту й багатого візуального оточення.



Рис. 14. Результат роботи Gemini при зміні стилю

Варіативність та стабільність також на високому рівні, при запиті зміни стилю отриманий результат також відповідає заданому рівню моделі (рис. 4.14).

Adobe Firefly



Рис. 15–16. Результат роботи Adobe Firefly за базовим запитом



Рис. 17–18. Результат роботи Adobe Firefly за базовим запитом

Наведений екземпляр демонструє високу фото-реалістичність Adobe Firefly у режимі «Image 4», проте недостатню контекстну орієнтованість (контекстно-орієнтоване компонування) щодо рекламних атрибутів (рис. 15–18). Відсутність тексту та цілісного фокусу знижує «ready-to-publish» результат.

Таким чином, хоча модель демонструє сильний фото-синтетичний потенціал, її рекламна придатність без додаткового людського втручання залишається обмеженою.

Flux 1



Рис. 19. Результат роботи Flux 1 за базовим запитом

Flux 1 підтверджує гіпотезу про високу деталізаційну здатність гібридних diffusion + transformer-моделей: артефакти майже відсутні, а композиція демонструє явний «дизайн-aware» розподіл об'єктів навколо інформаційного ядра (рис. 19). Порівняно з Midjourney та DALL·E 3 Flux1 займає міцну середню позицію – кращий баланс між естетикою і текстовою інтеграцією, але потребує мінімальної доправки. Схильність до підвищеної насиченості кольору залишається характерною й може коригуватися LAB-балансуванням.

Recraft V3



Рис. 20. Результат роботи Recraft V3 за базовим запитом

Recraft V3 підтверджує сильні сторони дизайн-орієнтованої дифузійної платформи: векторний рендер із чистими контурами та контрольованими шрифтами (рис. 20). На відміну від raster-результатів Midjourney чи SDXL, банер Recraft потребує мінімум пост-обробки з позиції препресу. Водночас лексична помилка «Dellow» засвідчує обмеження мовного модуля Recraft щодо англійської орфографії та підкреслює необхідність людського втручання для верифікації тексту. За метрикою «ready-to-publish» модель посідає проміжну позицію між SDXL і Flux 1 : високий графічний потенціал пом'якшується текстовими неточностями та браком «call-to-action»-блоку.



Рис. 21. Результат роботи Recraft V3 з вказівкою на помилку

При спробі вказати моделі на орфографію, результат не покращився (рис. 21).

Claude 3



Рис. 22. Результат роботи Claude 3 за базовим запитом

Банер, згенерований через сценарій Claude 3 (текстове проектування → SVG), демонструє, що LLM може коректно структурувати контент ієрархічно (заголовок → знижка → СТА); проте брак навчання на візуальних правилах сучасної реклами проявляється в недостатній увазі до полів безпеки, контрастності та крайових артефактів (рис. 22). У порівнянні з DALL·E 3 та Flux 1 результат Claude оцінюється як функціонально повний, але технічно «сирий» й потребує серйозної ручної доводки – що підтверджує роль Claude насамперед як «prompt-engine» і генератора прототипів, а не фінальних креативів.

Висновки. Проведене порівняльне дослідження засвідчило, що жодна з досліджуваних платформ – Midjourney, DALL·E (через ChatGPT), Stable Diffusion, Gemini, Adobe Firefly, Flux1, Recraft і Claude – не є універсальним розв'язанням для всіх сценаріїв генеративного дизайну. Їхня ефективність детермінується поєднанням алгоритмічної парадигми, способу взаємодії з користувачем та постпроцесних можливостей.

Дифузійні рушії великого масштабу (Midjourney, Firefly, Flux1) забезпечують найвищу естетичну цілісність і низький reject-rate без спеціального тюнінгу, але залишають користувача

залежним від зовнішніх інструментів типографіки або ручного доопрацювання. DALL·E, поєднуючи трансформерний перепис промптів із дифузійним денойзером, досягає найкращого балансу між точністю тексту й візуальною якістю, однак обмежується фіксованою роздільною здатністю. Відкритий стек Stable Diffusion надає найширший контроль (LoRA, ControlNet), проте вимагав найбільших ресурсних і часових затрат для налаштування та мав найвищий відсоток відбракування без доопрацювань.

Recraft підтвердив перевагу векторного виходу для брендингових завдань, водночас виявивши лінгвістичні похибки, що потребують перевірки людиною. Gemini та Claude продемонстрували роль великих LLM як промпт-оркестраторів і

генераторів прототипів: вони покращують семантичну відповідність, але потребують зовнішніх візуальних рушіїв для фінального рендеру.

Отже, вибір платформи слід здійснювати з урахуванням конкретного типу задачі: швидке створення концептуальних ілюстрацій – Midjourney чи Firefly; банери зі змістовним текстом – DALL·E; керована генерація з просторовими обмеженнями – Stable Diffusion + ControlNet; векторні логотипи й постери – Recraft; автоматизоване сценарне генерування серій – Claude або Gemini у зв'язці з дифузійною моделлю. Запропонована класифікація та методика бенчмаркування створюють основу для подальшого дослідження продуктивності та енергоефективності генеративних систем у професійному дизайні.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Autodesk. State of Design & Make Report 2024. URL: <https://www.autodesk.com/design-make/research/state-of-design-and-make> (дата звернення: 22.12.2025).
2. Brynjolfsson E., Li D., Raymond L. Generative AI at work. URL: <https://arxiv.org/pdf/2304.11771> (дата звернення: 22.12.2025).
3. Grand View Research. Global generative AI market size & outlook, 2024–2030. *Grand View Horizon*: веб-сайт. 1 лют. 2024 URL: <https://www.grandviewresearch.com/horizon/outlook/generative-ai-market-size/global> (дата звернення: 22.12.2025).
4. Haley M. The future of making will be powered by generative design and generative AI. *Autodesk Design & Make*: веб-сайт. 1 лют. 2024. URL: <https://www.autodesk.com/design-make/articles/generative-design-and-generative-ai> (дата звернення: 22.12.2025).
5. Iorliam A., Ingio J. A. A comparative analysis of generative artificial intelligence tools for natural language processing. *Journal of Computing Theories and Applications*, 2024. Vol. 2, № 1. P. 92–104. DOI: 10.62411/jcta.9447.
6. Lindsay G., Townsend A. The future of generative AI in architecture, design, and engineering: white paper. URL: <https://bpb-us-w2.wpmucdn.com/sites.coecis.cornell.edu/dist/4/371/files/2024/01/The-Future-of-Generative-AI-in-ADE-1adc26e1ff18b24c.pdf> (дата звернення: 22.12.2025).
7. Ramesh A., та ін. Hierarchical text-conditional image generation with CLIP latents. URL: <https://arxiv.org/pdf/2204.06125> (дата звернення: 22.12.2025).
8. Rombach R., та ін. High-resolution image synthesis with latent diffusion models. URL: https://openaccess.thecvf.com/content/CVPR2022/papers/Rombach_High-Resolution_Image_Synthesis_With_Latent_Diffusion_Models_CVPR_2022_paper.pdf (дата звернення: 22.12.2025).
9. Saharia C. та ін. Photorealistic text-to-image diffusion models with deep language understanding. URL: <https://arxiv.org/pdf/2205.11487> (дата звернення: 22.12.2025).
10. Storey B. How to use generative design, AI, and 3D modeling for improved site planning. *Autodesk Forma Blog*: веб-сайт. 24 квіт. 2025. URL: <https://blogs.autodesk.com/forma/2025/04/24/how-to-use-generative-design-ai-and-3d-modeling-for-improved-site-planning/> (дата звернення: 22.12.2025).
11. Sun J. та ін. Investigating explainability of generative AI for code through scenario-based design. URL: <https://arxiv.org/pdf/2202.04903> (дата звернення: 22.12.2025).
12. Ye Y. та ін. Generative AI for visualization: State of the art and future directions. URL: <https://arxiv.org/pdf/2404.18144> (дата звернення: 22.12.2025).
13. Zhang L., Rao A., Agrawala M. Adding conditional control to text-to-image diffusion models. URL: <https://arxiv.org/pdf/2302.05543> (дата звернення: 22.12.2025).

REFERENCES

1. Autodesk. (2024) State of Design & Make Report 2024. URL: <https://www.autodesk.com/design-make/research/state-of-design-and-make>
2. Brynjolfsson E., Li D., & Raymond L. (2024) Generative AI at work. arXiv preprint arXiv:2304.11771. URL: <https://arxiv.org/pdf/2304.11771>
3. Grand View Research. (2024) Global generative AI market size & outlook, 2024–2030. Grand View Research Horizon. URL: <https://www.grandviewresearch.com/horizon/outlook/generative-ai-market-size/global>
4. Haley M. (2024) The future of making will be powered by generative design and generative AI. Autodesk Design & Make. URL: <https://www.autodesk.com/design-make/articles/generative-design-and-generative-ai>
5. Iorliam A., & Ingio J. A. (2024) A comparative analysis of generative artificial intelligence tools for natural language processing. *Journal of Computing Theories and Applications*, 2(1), 92–104. DOI: 10.62411/jcta.9447.

6. Lindsay G., & Townsend A. (2024) The future of generative AI in architecture, design, and engineering: white paper. URL: <https://bpb-us-w2.wpmucdn.com/sites.coecis.cornell.edu/dist/4/371/files/2024/01/The-Future-of-Generative-AI-in-ADE-1adc26e1ff18b24c.pdf>
7. Ramesh A., et al. (2022) Hierarchical text-conditional image generation with CLIP latents. URL: <https://arxiv.org/pdf/2204.06125>
8. Rombach R., et al. (2022) High-resolution image synthesis with latent diffusion models. URL: https://openaccess.thecvf.com/content/CVPR2022/papers/Rombach_High-Resolution_Image_Synthesis_With_Latent_Diffusion_Models_CVPR_2022_paper.pdf
9. Saharia C., et al. (2022) Photorealistic text-to-image diffusion models with deep language understanding. URL: <https://arxiv.org/pdf/2205.11487>
10. Storey B. (2025) How to use generative design, AI, and 3D modeling for improved site planning. Autodesk Forma Blog. URL: <https://blogs.autodesk.com/forma/2025/04/24/how-to-use-generative-design-ai-and-3d-modeling-for-improved-site-planning/>
11. Sun J., et al. (2022) Investigating explainability of generative AI for code through scenario-based design. URL: <https://arxiv.org/pdf/2202.04903>
12. Ye Y., et al. (2024) Generative AI for visualization: State of the art and future directions. URL: <https://arxiv.org/pdf/2404.18144>
13. Zhang L., Rao A., & Agrawala M. (2023) Adding conditional control to text-to-image diffusion models. URL: <https://arxiv.org/pdf/2302.05543>

Дата першого надходження рукопису до видання: 19.11.2025

Дата прийнятого до друку рукопису після рецензування: 19.12.2025

Дата публікації: 31.12.2025