

DOI: <https://doi.org/10.32347/2077-3455.2025.71.494-509>

УДК 69.07

Гетун Галина В'ячеславівна,

кандидат технічних наук, професор кафедри архітектурних конструкцій

Київського національного університету будівництва і архітектури

getun.gv@knuba.edu.ua

<http://orcid.org/0000-0002-3317-3456>

Іванченко Григорій Михайлович,

доктор технічних наук, професор кафедри будівельної механіки

Київського національного університету будівництва і архітектури

ivanchenko.gm@knuba.edu.ua

<https://orcid.org/0000-0003-1172-2845>

Склярів Ігор Олександрович,

кандидат технічних наук, доцент,

доцент кафедри металевих і дерев'яних конструкцій

Київського національного університету будівництва і архітектури

skliarov.io@knuba.edu.ua

<https://orcid.org/0000-0002-6150-5518>

Соломін Андрій Вячеславович,

кандидат фізико-математичних наук, доцент,

доцент кафедри біобезпеки і здоров'я людини

Національного технічного університету України

«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

a.solomin@kpi.ua

<http://orcid.org/0000-0002-5226-8813>

Гетун Сергій Юрійович,

аспірант кафедри будівельної механіки

Київського національного університету будівництва і архітектури

hetun_sy-2024@knuba.edu.ua

<https://orcid.org/0009-0001-2269-7035>

ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖ В АРХІТЕКТУРІ БУДІВЕЛЬ І ОПТИМІЗАЦІЯ ДЛЯ ЦЬОГО МОДЕЛЕЙ ПРИХОВАНОЇ ДИФУЗІЇ

Анотація: в статті розглядається використання спеціального типу нейромереж, а саме моделей прихованої дифузії, в задачах архітектури будівель.

Розглянуто також метод низькорангової адаптації для донавчання прихованих дифузійних моделей як розширення палітри інструментів швидкого автономного створення архітектурних візуалізацій за допомогою генеративних нейромереж.

Ключові слова: нейромережі; архітектура будівель; архітектурна візуалізація; моделі прихованої дифузії; метод низькорангової адаптації; *Stable Diffusion*; *LoRA*.

Постановка проблеми. Генеративні нейромережі прихованої дифузії (*Latent Diffusion Models*, або *LDM*), що стали проривною технологією останніх років у найрізноманітніших галузях, пов'язаних із створенням графічного контенту, мають значний потенціал для використання в архітектурі будівель. Вони можуть бути корисними в швидкому прототипуванні, коли архітектор має можливість швидко генерувати різноманітні варіанти дизайну, експериментуючи з різними стилями, формами та матеріалами, пропонувати нестандартні та креативні рішення, які важко уявити традиційними методами. *LDM* дають можливість створення низки методів для реалістичних архітектурних візуалізацій, вивчення різних варіантів дизайну, розробки опорядження фасадів, інтер'єрів та інших елементів будівлі. Окремими напрямками застосування *LDM* є планування та оптимізація об'ємно-планувальних рішень будівель, аналіз освітлення приміщень та вивчення акустики. Також згадані моделі можуть бути навчені на конкретних архітектурних стилях або напрямках, щоб створювати дизайн, який відповідає певним вимогам замовника. Актуальним є розгляд цих можливостей з метою розширення за їх допомогою набору класичних інструментів архітекторів та фахівців будівельних спеціальностей.

Аналіз останніх досліджень. Генеративні мережі як потужний інструмент штучного інтелекту переживають бурхливий розвиток. Найвідомішими моделями генеративних мереж є моделі *Stable Diffusion*, *Midjourney*, *DALL-E* та *Flux*, кожна з яких має свої сильні сторони. *Midjourney*, зокрема, виділяється своїм художнім стилем та здатністю генерувати особливо високоякісні та деталізовані зображення. *DALL-E* від *OpenAI* демонструє вражаючі результати в генерації реалістичних зображень, що добре слідує неадаптованим текстовим описам. *Flux*, незважаючи на свою новизну, вже встиг заявити про себе як про потужний інструмент генерації із інтуїтивно зрозумілим промптингом і вирішенням ряду притаманних попереднім генеративним моделям проблем (правильна кількість пальців на руках людей, вірна генерація текстів на зображеннях тощо). Проте найбільш корисними в будівництві та архітектурі наразі можуть бути моделі *Stable Diffusion*, оскільки вони дозволяють точніше контролювати процес генерації зображень та бути адаптованими до конкретних завдань за допомогою таких важливих компонентів, як *ControlNets* та *IPAdapters*.

Stable Diffusion представлена широким спектром моделей, які можна стисло описати за їх основними параметрами:

1) Покоління **1.x** (**1.1**, **1.2**, ... **1.5**), 2022 рік, роздільна здатність 512×512 точок, має 860 мільйонів параметрів, використовує нейромережу *Vit-L/CLIP* для співвідношення тексту і зображення. Генерує широкий діапазон об'єктів та стилів із порівняно низькими обчислювальними вимогами. Моделі мають вади у вигляді недосконалого розуміння комплексних текстових описів і тенденції до спотворення об'єктів. Зображенням бракує об'ємності та глибини кольорового діапазону. Проте, завдяки повністю відкритому коду, вади основних моделей компенсуються великою кількістю донавчених спільнотою моделей для генерації в специфічних стилях: фотореалізму, архітектурної візуалізації, креслення, ескізів тощо.

2) **2.x** (**2.0**, **2.1**), 2022 рік, роздільна здатність 768×768 точок, має 860 мільйонів параметрів, використовує *Vit-H/14* для обробки тексту. Розмір генерацій більший за моделі **1.x**, а обробка промптів дозволяє оперувати складнішими та виразнішими текстовими описами. Моделі демонструють кращу продуктивність в генерації архітектури і пейзажів. Проте ці моделі стали базою для не надто великої кількості донавчань.

3) **SDXL 1.0**, 2023 рік, роздільна здатність 1024×1024 точок, має 3,5 мільярдів параметрів (6,6 мільярдів разом з допоміжними мережами), використовує *OpenCLIP-ViT/G* та *CLIP-ViT/L* для обробки тексту. Це моделі з найвищим розміром генерацій серед моделей *Stable Diffusion*, удосконаленою композицією, глибиною кольору і загальною якістю зображень, що краще розуміють складні текстові описи і концепції, проте вимагають значних обчислювальних ресурсів для локального використання.

4) **SDXL Turbo**, 2023 рік, дистильована версія **SDXL**, роздільна здатність 512×512 точок, як і **SDXL** має 3,5 мільярдів параметрів і використовує *Vit-H/14* для обробки тексту. Ця модель забезпечує надшвидку генерацію, практично в режимі реального часу.

5) **Stable Cascade**, 2024 рік, 1024×1024 -піксельна модель з оригінальною трикаскадною архітектурою, використовується здебільшого дослідниками.

6) **3.0**, 2024 рік, роздільна здатність 1024×1024 точок. На відміну від попередніх, ця модель наразі доступна лише віддалено через портал розробника.

Наразі зусилля дослідників, розробників і ентузіастів зосереджені здебільшого на екосистемах моделей **SD 1.5** і **SDXL**. На їх основі створено велику кількість донавчених моделей, для них натреновано багато моделей низькорангової адаптації (*Low-Rank Adaptation*, або *LoRA*), моделей контролю вихідних зображень (*ControlNets* та *IPAdapters*), що являє для нас особливий інтерес, оскільки розкриває потенціал цих моделей для використання в будівництві та архітектурі будівель.

Для локальної роботи з дифузійними моделями існує декілька інтерфейсів, найбільш розповсюдженими з яких є *Stable Diffusion WebUI*, *ComfyUI*, *Fooocus*, *VoltaML*, *SwarmUI*, *InvokeAI*.



Рис. 1. Приклади генерації: а – за текстовим описом; б, в – за додатковим ескізним зображенням з різною вагою застосування. (рисунки згенеровано Гетун С. Ю.)

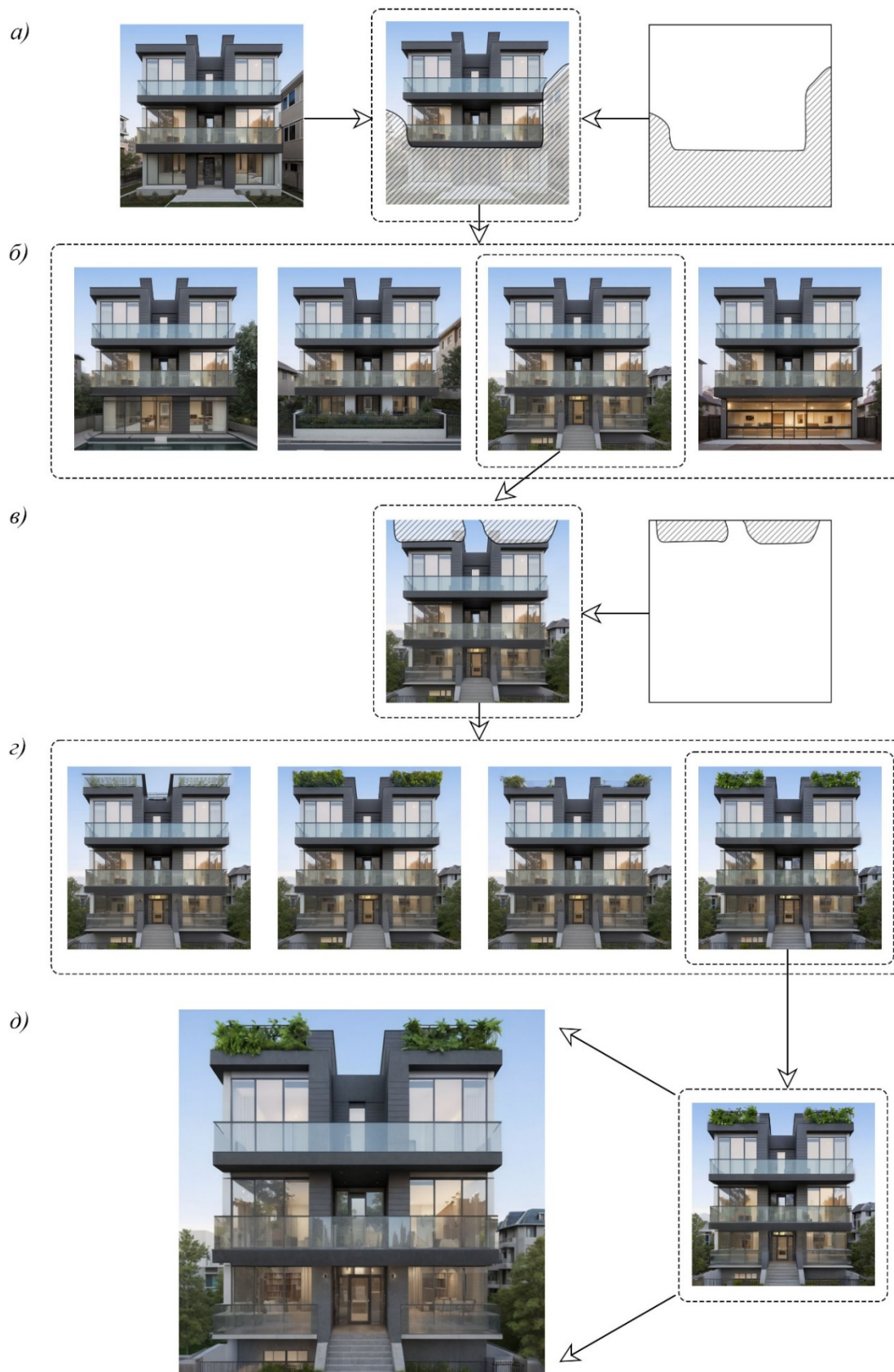


Рис. 2. Приклад послідовності генерацій з використанням маскування для підбору бажаного вигляду будівлі та збільшення зображення (рисунки згенеровано Гетун С. Ю.)

Огляд можливостей методу

Підхід пропонує інструментарій для генерації архітектурних візуалізацій [1 - 3] на основі текстових описів та додаткових зображень будівель і конструкцій [4 - 6]. Наприклад, на рис. 1, б наведено результати методу генерації за ескізом і текстовим описом. Інші методи дозволяють маніпулювати стилем зображень будівель, інтегрувати нові архітектурно-конструктивні елементи без втрати цілісності композиції (рис. 3), а також масштабувати зображення з підвищенням рівня деталізації (рис. 3, д). Слід зазначити, що методи демонструють високу ефективність, створюючи реалістичні візуалізації за лічені секунди, на відміну від класичних методів роботи із зображеннями і 3d-графікою [7, 8].

Реалізація

Як було зазначено, в основі методу лежать моделі глибокого навчання для отримання реалістичних зображень, а саме моделі прихованої дифузії (*LDM*) [10 - 14]. Це ланцюги Маркова [9], навчені за допомогою варіаційного висновку.

Уявімо процес дифузії, коли початкове зображення поступово зашумлюється, перетворюючись на випадковий шум. Цей процес може бути представлений як марковський процес, де на кожному кроці додається певний рівень шуму. Нейронна мережа навчається зворотному процесу, тобто видаляти шум із зашумленого зображення. Мережа отримує зашумлене зображення і рівень шуму як вхідні дані та прогнозує вигляд зображення на попередньому кроці, тобто з меншим рівнем шуму.

Навчена модель, щоб згенерувати зображення, починає з чистого шуму. Процес денойзингу застосовується ітеративно, поступово відновлюючи деталі зображення.

Покроково рухаючись таким чином в тензорному просторі всіх можливих зображень до локального мінімуму оціночної функції, що є мірою близькості до бажаних властивостей зображення, кінцевим результатом стає реалістичне зображення з бажаними властивостями. Різні початкові точки (зображення різного шуму) призводять до різних фінальних результатів, кожне з яких взагалі кажучи відповідає бажаним властивостям.

Термін «*прихована*» обумовлений тим, що з огляду на оптимізацію обчислень, у випадку *LDM* описані дії відбуваються не в самому тензорному просторі всіх можливих *RGB*-зображень x розміром $H \times W$ пікселів, а з його представленням в прихованому тензорному просторі меншої розмірності, куди зображення $x \in \mathbb{R}^{H \times W \times 3}$ переводиться спеціальним попередньо натренованим згортковим енкoderом E (див. рис. 5), а після отримання результату в прихованому просторі, проєктується в простір всіх зображень зворотнім декодером D .

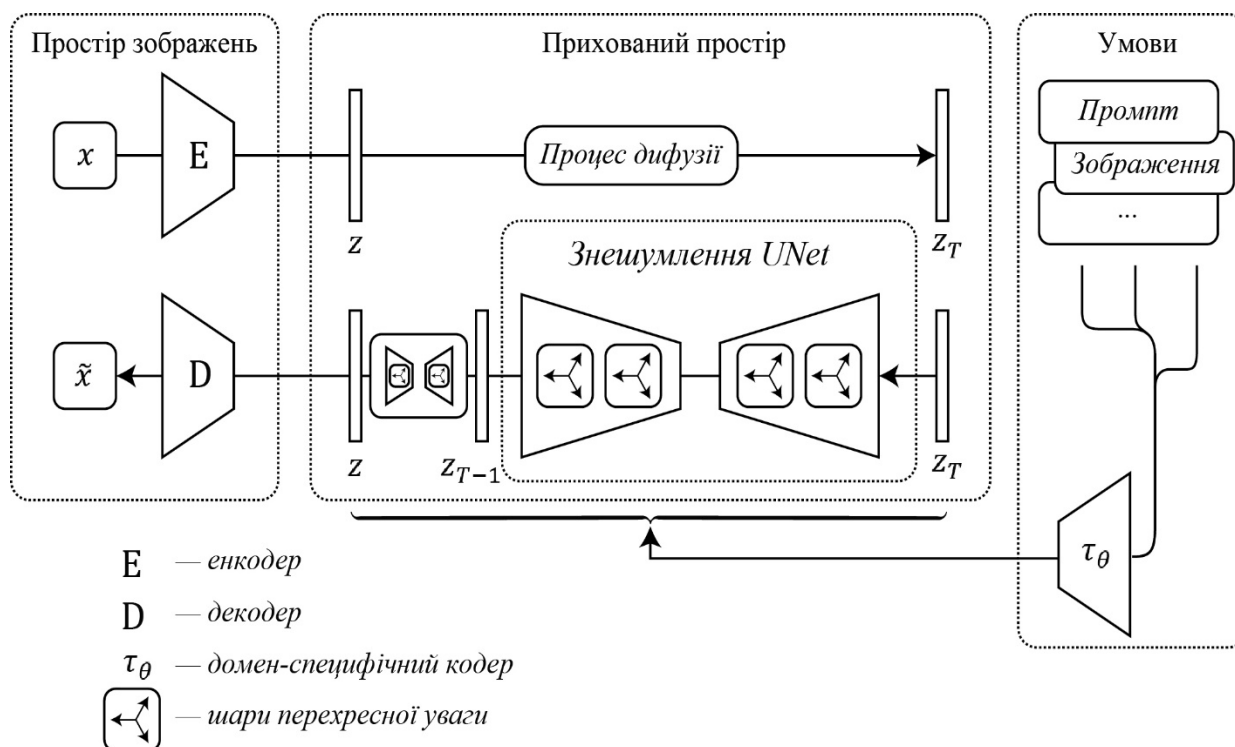


Рис. 3. Архітектура неймережі, що лежить в основі моделі прихованої дифузії (автор Гетун С.Ю., [14])

У цьому ж прихованому просторі на кожному кроці параметри наступного «стрибка» скеровується, за допомогою доданих до шарів денойзингу *UNet* так званих шарів перехресної уваги. Вони здійснюють мультимодальне керування напрямком пошуку потрібного локального мінімуму, тобто образу зображення в прихованому просторі. Під модальностями маються на увазі різні принципи опису простору зображень, наприклад, текстовий опис і співпадіння за композицією.

Приклади застосування

Розглянемо типові сценарії роботи з генеративними неймережами.

1. Генерація зображень в базовому сценарії відбувається за допомогою лише текстового опису. Модель намагається згенерувати зображення, що разом з текстовим описом сформують пару, яка органічно могла б доповнити датасет, за яким модель навчена. Формат текстового опису є суттєвим. Він має використовувати знайомі моделі поняття. Прикладом текстового опису може бути: «*Architecture: Front view of a contemporary 3-story building with interspersed glass balconies*». Цей базовий метод очікувано дає широкий спектр композиційних і стилістичних варіацій (рис. 1, а).

2. Існує набір інструментів для більш точного контролю композиції. Наприклад, генерація зображень може слідувати композиції наданого зразка. Для цього використовуються моделі, навчені на спеціальних датасетах рисунків з ліній, карт глибини тощо. Надані зображення, що контролюють генерацію,

перетворюються на референсне зображення типу, на якому навчалась контролююча модель, щоб сконфігурована система генерувала зображення з таким самим референсним зображенням. Приклади генерацій з текстовим описом з попереднього пункту і додатковим контролюючим зображенням наведено на рис. 1, б. Вагу слідування наданому зразку можна змінювати. Це дозволить моделі імпровізувати. На рис. 1, в зображено варіанти генерації із зменшеною вагою слідування ескізу.

3. На рис. 2 наведено зразок використання допоміжних інструментів роботи з моделлю. Уявімо, що автору сподобалось в цілому одне із згенерованих моделлю зображень, які були подані на рис. 1, а. Проте він хотів би розглянути інші варіанти фасадної групи першого поверху будівлі. Для цього він маскує відповідну частину зображення (рис. 2, а) і розглядає запропоновані моделлю генерації (рис. 2, б). Обравши один з варіантів, він вирішує також змінити покриття, зробивши його експлуатованим із «зеленою» покрівлею. Для цього він маскує відповідну зону зображення (рис. 2, в) і текстовим описом добивається від моделі відповідних генерацій (рис. 2, г). Обравши задовільний варіант, він генерує на його основі зображення більшого розміру з додатковою деталізацією (рис. 2, д).

4. Для керування стилем зображення, освітленням, оточенням, порою року тощо може використовуватись відповідний розширений текстовий опис, але для цього існують більш продуктивні методи.

Один з таких методів використовує моделі адаптації низького рангу, навчені на відносно невеликих наборах стилістично споріднених зображень, наприклад, лише будівель деякого конкретного архітектурного стилю чи зображень лише будівель взимку. Застосування в методі такої моделі адаптації низького рангу дозволяє отримувати генерації в стилі, що є навченим узагальненням відповідного датасету.

Іншим ефективним способом контролю стилю зображення, що генерується, є використання так званих зображення-текстових адаптерів. Це моделі нейромереж, які навчені для виокремлення із зображення властивостей, що формулюються як допоміжний текстовий опис, і використовуються під час генерації разом з основним текстовим описом. Такий опис може включати розпізнані моделлю поняття, що описують стиль, композицію, або кольорову палітру. Застосування зображення-текстових адаптерів є мультимодальними, тобто можуть бути використані одночасно декілька конкретних потрібних властивостей наданих зображень. На рис. 3 надано приклади генерацій із застосування одночасно текстового опису, ескізу і контролю стиля за двома наданими зразками.

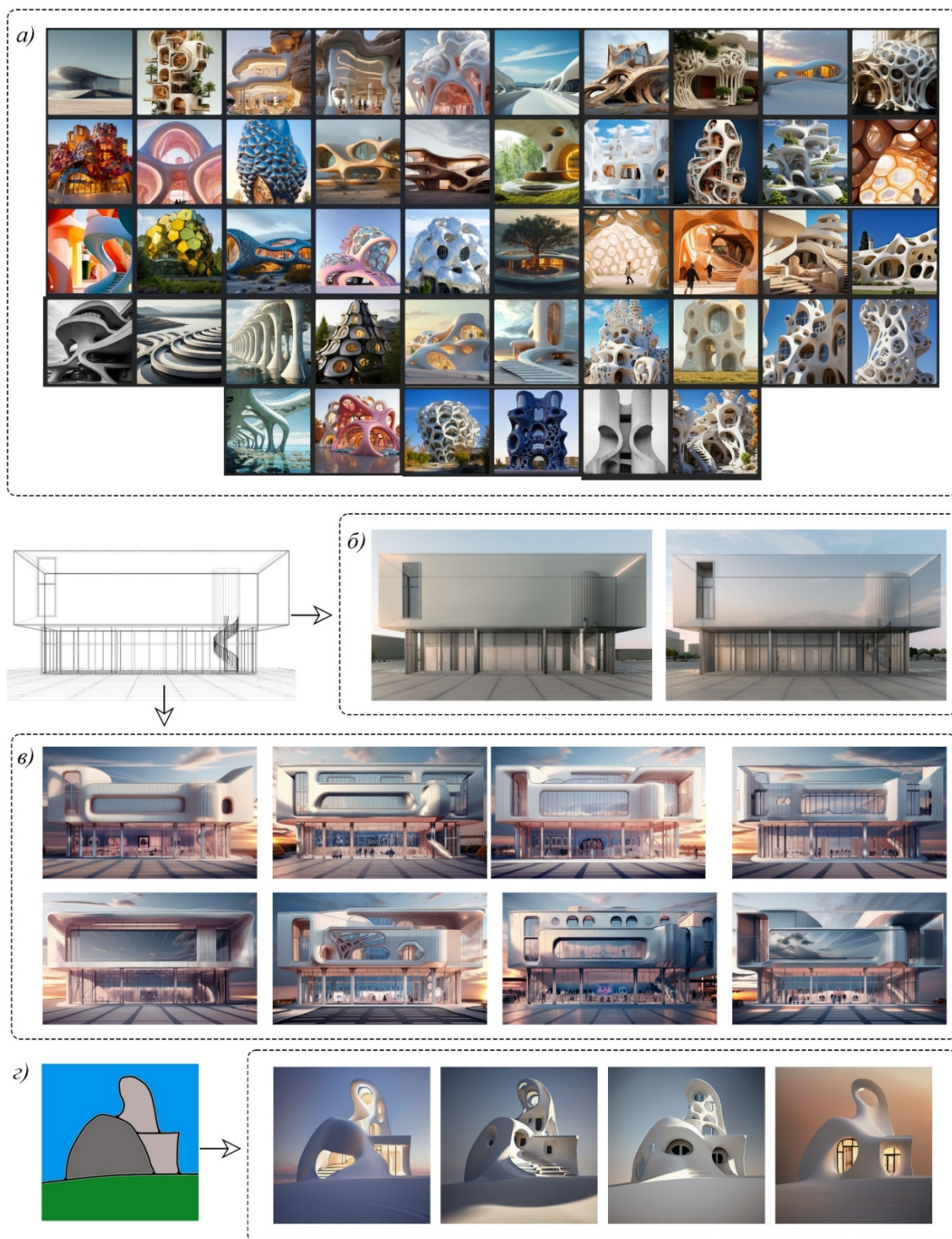


Рис. 4. Приклади: *а* – датасету для донавчання базової моделі певного стилю; *б* – ескіз базової моделі; *в* – застосування отриманої *LoRA* для генерацій за ескізом у порівнянні з генераціями базовою моделлю; *г* – генерація із застосуванням донавченої моделі за абстрактною формою (рисунки згенеровано Гетун С. Ю.)

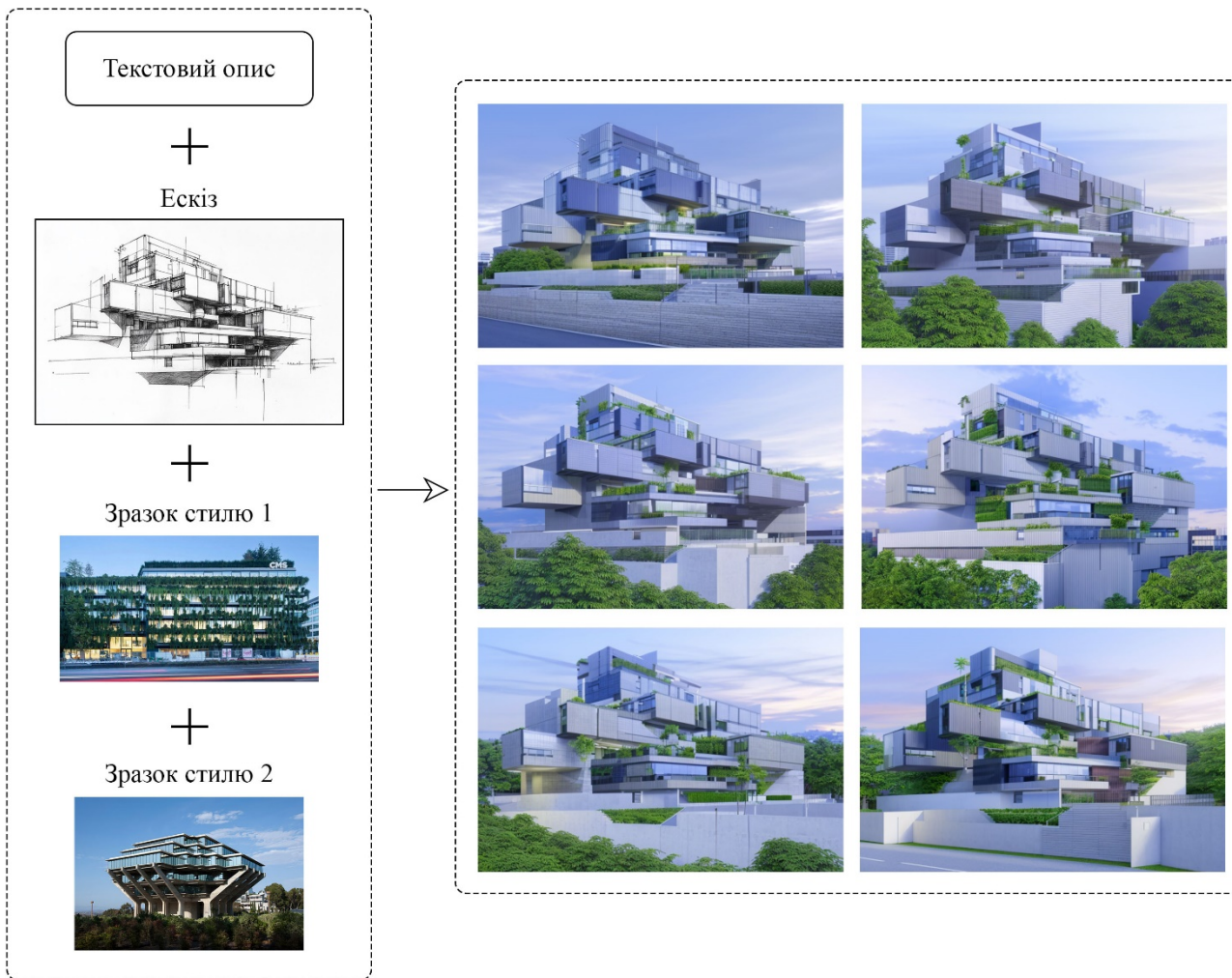


Рис. 5. Приклад генерації за текстовим описом, ескізом, а також двома референсними зображеннями для використання елементів стилю з них за допомогою *IP-adapter* (рисунок згенеровано Гетун С. Ю.)

Концепція донавчання неймережі та метод низькорангової адаптації

Сучасні моделі навчені на датасетах з мільярдів зображень. Проте серед цієї вражаючої кількості візуальної інформації цілком очікувано могло не бути достатньої кількості зображень якогось конкретного типу, або ж вони були недостатньо добре анотовані. Наслідком цього є те, що модель добре генеруватиме, наприклад, Ейфелеву вежу, вікторіанські особняки або архітектуру мінімалізму та пов'язані поняття, але не реагуватиме на спроби відтворити якусь іншу споруду або стиль.

Ефективною стратегією адаптації моделей до специфічних завдань є донавчання. На відміну від початкового навчання, яке передбачає створення моделі «з нуля», донавчання дозволяє використовувати вже набуті знання та скоригувати модель під нові дані. Цей підхід значно скорочує час та обчислювальні ресурси, необхідні для навчання. Механізм донавчання можна

порівняти з процесом спеціалізації. Якщо початкове навчання – це здобуття базових знань, то донавчання є поглибленням цих знань у конкретній галузі.

Ключовою перевагою донавчання є можливість повторного використання вже натренованих шарів мережі. Це дозволяє моделі швидко адаптуватися до нових даних, оскільки їй не потрібно заново вивчати базові ознаки.

В ілюстративних цілях автори виконали донавчання базової моделі **SD 1.5** за допомогою анотованого набору із 46 зображень (див. рис. 4, *a*). Ці зображення архітектурних об'єктів моделі було запропоновано сприймати як зображення в стилі *ArchOrganic*.

Донавчання проводилось із застосуванням методу низькорангової адаптації. На рис. 4, *b* і 4, *в* можна порівняти результати генерацій базової та донавченої моделі за ескізом і текстовим описом «*x-ray of modern shop building, stunning, sky background, high quality*». На рис. 4, *г* наведено генерації донавченої моделі за геть абстрактним ескізом і текстовим описом «*photo of townhouse*».

Висновки

Застосування моделей прихованої дифузії в архітектурі будівель відкриває нові можливості для творчості та інновацій. Вони дозволяють архітекторам швидше і ефективніше створювати унікальні та індивідуальні проєкти, які відповідають сучасним вимогам. Однак, ефективність їх застосування залежить від якості та різноманітності навчальних даних. Майбутні дослідження повинні бути спрямовані на розробку моделей, здатних генерувати більш деталізовані та реалістичні проєкти, а також інтегрувати їх з іншими інструментами цифрового проєктування. Незважаючи на обмеження, дифузійні моделі вже сьогодні пропонують архітекторам потужний інструмент для дослідження нових форм та концепцій, сприяючи розвитку інноваційних архітектурних рішень.

Існуючі інтерфейси дають змогу використовувати більшість можливостей генеративних мереж, не заглиблюючись в їхню технічну реалізацію і математичний апарат, що лежить в їх основі.

Генеративні нейромережі не здатні замінити архітектора, але здатні удосконалити, збагатити і урізноманітнити його діяльність. При цьому важливо підкреслити, що остаточне рішення завжди залишається за архітектором.

Список літератури:

1. Гетун Г. В. Архітектура будівель та споруд. Кн. 1: Основи проектування: підручник для вищих навчальних закладів / Г. В. Гетун. 2-ге вид., переробл. і допов. Київ: Кондор-Видавництво, 2012. 380 с.: іл.
2. Плоский В. О., Гетун Г. В. Архітектура будівель та споруд. Книга 2. Житлові будинки : підручник для вищих навчальних закладів / В. О. Плоский, Г. В. Гетун. Вид. 3-тє, переробл. і допов. Кам'янець-Подільський: Рута, 2017. 736 с.: іл.
3. Плоский В. О., Гетун Г. В., Віроцький В. Д. Архітектура будівель та споруд. Книга 3. Історія архітектури та будівництва: підручник для вищих навчальних закладів / В. О. Плоский, Г. В. Гетун, В. Д. Віроцький. Вид. 2-ге, переробл. і допов. Київ: Ліра-К, 2016. 816 с.
4. Куліков П. М., Плоский В. О., Гетун Г. В. Архітектура будівель та споруд. Книга 5. Промислові будівлі : підручник для вищих навчальних закладів / П. М. Куліков, В. О. Плоский, Г. В. Гетун. Кам'янець-Подільський: Рута, 2020. 820 с.: іл.
5. Куліков П. М., Плоский В. О., Гетун Г. В. Конструкції будівель і споруд. Книга 1: підручник для вищих навчальних закладів / П. М. Куліков, В. О. Плоский, Г. В. Гетун. Київ: Ліра-К, 2021. 820 с.: іл.
6. Гетун Г. В., Куліков П. М., Плоский В. О., Чернишев Д. О. Конструкції будівель і споруд. Книга 2. Нежитлові будівлі : підручник для вищих навчальних закладів / Г. В. Гетун, П. М. Куліков, В. О. Плоский, Д. О. Чернишев. Кам'янець-Подільський: Рута, 2023. 900 с.: іл.
7. Botvinovska S., Getun G., Zolotova A., Korbut I., Nikolayenko T., Parnenko V., Rodin R. General procedure for determining the geometric parameters of tools in the technological systems involving machining by cutting // Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. 2021. Vol. 1, No. 1(109). P. 6–12. DOI: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2021.224897> (англійською).
8. Іванченко Г., Гетун Г., Безклубенко І., Соломін А., Гетун С. Математична модель напружено-деформованого стану багатошарових конструкцій з різними пружними властивостями. *Onip матеріалів та теорія споруд*. 2024. № 113. С. 131–138. DOI: <https://doi.org/10.32347/2410-2547.2024.113.131-138>
9. Getun G. V., Balina O. I., Butsenko Y. P., Labzhynsky V. A., Bezklubenko I. S., Solomin A.V. Situation forecasting and decision-making optimization based on using markov finite chains for areas with industrial pollutions. *Onip матеріалів і теорія споруд = Strength of Materials and Theory of Structures*. 2020. № 104. P. 164–174. DOI: <https://doi.org/10.32347/2410-2547.2020.104.164-174> (англійською).

10. Liao W., Lu X., Fei Y., Gu Y., Huang Y. Generative AI design for building structures // *Automation in Construction*. 2024. Vol. 157. Article number: 105187. ISSN 0926-5805. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2023.105187> Амстердам: Elsevier B.V. (англійською)
11. Zhou Y., Leng H., Meng S., Wu H., Zhang Z. StructDiffusion: End-to-end intelligent shear wall structure layout generation and analysis using diffusion model // *Engineering Structures*. 2024. Vol. 309. Article 118068. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2024.118068> (англійською)
12. Leng H., Gao Y., Zhou Y. ArchiDiffusion: A novel diffusion model connecting architectural layout generation from sketches to shear wall design // *Journal of Building Engineering*. 2024. Vol. 98. Article 111373. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jobbe.2024.111373> (англійською)
13. Tan Z., Qin S., Hu K., Liao W., Gao Y., Lu X. Intelligent generation and optimization method for the retrofit design of RC frame structures using buckling-restrained braces // *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*. 2024. DOI: <https://doi.org/10.1002/eqe.4268> (англійською)
14. Rombach R., Blattmann A., Lorenz D., Esser P., Ommer B. High-resolution image synthesis with latent diffusion models // *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. – New Orleans, LA, USA: IEEE, 2022. P.10674–10685. DOI: <https://doi.org/10.1109/CVPR52688.2022.01042> (англійською)

References

1. Hetun, H. V. (2012). *Arkhitektura budivel' ta sporud. Knyha 1: Osnovy proektuvannia* [Architecture of buildings and structures. Book 1: Fundamentals of design] (2nd ed., revised and expanded). Kyiv: Kondor-Vydavnytstvo. (in Ukrainian)
2. Ploskyi, V. O., & Hetun, H. V. (2017). *Arkhitektura budivel' ta sporud. Knyha 2: Zhytlovi budynky* [Architecture of buildings and structures. Book 2: Residential buildings] (3rd ed., revised and expanded). Kamianets-Podilskyi: Ruta Publishing. (in Ukrainian)
3. Ploskyi, V. O., Hetun, H. V., & Virotskyi, V. D. (2016). *Arkhitektura budivel ta sporud. Knyha 3. Istoriia arkhitektury ta budivnytstva* [Architecture of buildings and structures. Book 3. History of architecture and construction] (2nd ed., rev. and enl.). Kyiv: Lira-K. (in Ukrainian)
4. Kulykov, P. M., Ploskyi, V. O., & Hetun, H. V. (2020). *Arkhitektura budivel ta sporud. Knyha 5. Promyslovi budivli* [Architecture of buildings and structures. Book 5. Industrial buildings]. Kamianets-Podilskyi: Ruta. (in Ukrainian)

5. Kulykov, P. M., Ploskyi, V. O., & Hetun, H. V. (2021). *Konstruktsii budivel i sporud. Knyha 1* [Structures of buildings and constructions. Book 1]. Kyiv: Lira-K. (in Ukrainian)
6. Hetun, H. V., Kulykov, P. M., Ploskyi, V. O., & Chernyshov, D. O. (2023). *Konstruktsii budivel i sporud. Knyha 2. Nezhytlovi budivli* [Structures of buildings and constructions. Book 2. Non-residential buildings]. Kamianets-Podilskyi: Ruta. (in Ukrainian)
7. Botvinovska, S., Getun, G., Zolotova, A., Korbut, I., Nikolayenko, T., Parnenko, V., & Rodin, R. (2021). General procedure for determining the geometric parameters of tools in the technological systems involving machining by cutting. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 1(1 (109), 6–12. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2021.224897> (in English)
8. Ivanchenko, G., Getun, G., Bezklubenko, I., Solomin, A., & Getun, S. (2024). Mathematical model of the stress-strain state of multilayered structures with different elastic properties. *Strength of Materials and Theory of Structures*, (113), 131–138. <https://doi.org/10.32347/2410-2547.2024.113.131-138> (in Ukrainian)
9. Getun, G. V., Balina, O. I., Butsenko, Y. P., Labzhynsky, V. A., Bezklubenko, I. S., & Solomin, A. V. (2020). Situation forecasting and decision-making optimization based on using Markov finite chains for areas with industrial pollutions. *Strength of Materials and Theory of Structures*, (104), 164–174. <https://doi.org/10.32347/2410-2547.2020.104.164-174> (in English)
10. Liao, W., Lu, X., Fei, Y., Gu, Y., & Huang, Y. (2024). Generative AI design for building structures. *Automation in Construction*, 157, 105187. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2023.105187> (in English)
11. Zhou, Y., Leng, H., Meng, S., Wu, H., & Zhang, Z. (2024). StructDiffusion: End-to-end intelligent shear wall structure layout generation and analysis using diffusion model. *Engineering Structures*, 309, 118068. <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2024.118068> (in English)
12. Leng, H., Gao, Y., & Zhou, Y. (2024). ArchiDiffusion: A novel diffusion model connecting architectural layout generation from sketches to shear wall design. *Journal of Building Engineering*, 98, 111373. <https://doi.org/10.1016/j.jobbe.2024.111373> (in English)
13. Tan, Z., Qin, S., Hu, K., Liao, W., Gao, Y., & Lu, X. (2024). Intelligent generation and optimization method for the retrofit design of RC frame structures using buckling-restrained braces. *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*. <https://doi.org/10.1002/eqe.4268> (in English)
14. Rombach, R., Blattmann, A., Lorenz, D., Esser, P., & Ommer, B. (2022). High-resolution image synthesis with latent diffusion models. In *Proceedings of*

the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) (pp. 10674–10685). IEEE. <https://doi.org/10.1109/CVPR52688.2022.01042> (in English)

Abstract

Galyna Getun, Ph.D., Professor, Department of Architectural Structures, Kyiv National University of Construction and Architecture

Hryhoriy Ivanchenko, Dr. Sc. (Tech.), Professor, Department of Building Mechanics, Kyiv National University of Construction and Architecture

Igor Sklyarov, Ph.D., Associate Professor, Department of Metal and Wooden Structures, Kyiv National University of Construction and Architecture

Andriy Solomin, Ph.D. (Physics and Mathematics), Associate Professor, Department of Biosafety and Human Health, National Technical University of Ukraine “Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”

Serhiy Getun, PhD Student, Department of Building Mechanics, Kyiv National University of Construction and Architecture

Application of Neural Networks in Building Architecture and Optimization of Latent Diffusion Models for This Purpose

This article explores the application of an innovative neural network-based approach, namely latent diffusion models, in the field of architectural design and visualization. Traditional methods of creating architectural visualizations are often labor-intensive, while AI-powered automated assistants enable the optimization of their creation process, focusing human attention on creativity and innovation. In this regard, the use of generative neural networks, particularly latent diffusion models, opens new perspectives for the rapid and efficient creation of diverse architectural visualizations.

Latent diffusion models allow achieving high-quality generation of images with complex structures, which is crucial for architectural visualizations characterized by a large number of details and variations. The article describes the operating mechanism of latent diffusion models, as well as the specifics of their application for generating architectural objects, especially for prototyping purposes.

Furthermore, the article considers the Low-Rank Adaptation (LoRA) method for fine-tuning pre-trained latent diffusion models. The LoRA method allows efficiently adapting large models to specific tasks with minimal computational costs. In the context of architectural design, this means the

possibility of quickly adjusting a general model to generate buildings of a specific style or type, such as modern skyscrapers or historical buildings. The use of the Low-Rank Adaptation method significantly expands the possibilities of rapid autonomous creation of architectural visualizations, allowing architects and designers to quickly generate and explore various project options.

The article includes examples of the successful application of latent diffusion models using the LoRA method for generating architectural visualizations, demonstrating the high quality and diversity of the results obtained. The research results demonstrate the significant potential of using latent diffusion models for application in the field of architectural design, providing a new level of automation and creativity.

Keywords: neural networks; building architecture; architectural visualization; latent diffusion models; low-rank adaptation; Stable Diffusion; LoRA.