

АЛГОРИТМИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ У 3D МОДЕЛЮВАННІ

Христенко А.В.

Київський столичний університет імені Бориса Грінченка, м. Київ

ВСТУП

Актуальність дослідження - зумовлена стрімким розвитком технологій штучного інтелекту та їх активним впровадженням у сферу комп'ютерної графіки, зокрема у 3D моделювання. Сучасні інструменти, що базуються на глибокому навчанні, дозволяють автоматизувати окремі етапи створення тривимірних об'єктів, однак повноцінна інтеграція таких рішень у робочий процес користувача залишається обмеженою. При цьому процес 3D моделювання все ще характеризується високою трудомісткістю, значними часовими витратами та потребою у професійних навичках, що створює бар'єр для початківців та знижує ефективність роботи навіть досвідчених користувачів [1; 2].

Метою даного дослідження є аналіз сучасних алгоритмів штучного інтелекту у 3D моделюванні, дослідження їх ефективності на практиці та розробка концепції інтелектуального асистента, здатного підвищити продуктивність користувача шляхом інтеграції у середовище 3D редактора.

Незважаючи на значний прогрес у розвитку генеративних моделей, питання інтеграції штучного інтелекту у вигляді активного помічника користувача, який працює у реальному часі та адаптується до його дій, залишається недостатньо дослідженим. Це визначає доцільність подальшого дослідження та розробки відповідних рішень [2; 3].

Короткий опис дослідження, його методів і засобів

Дослідження застосування алгоритмів штучного інтелекту у 3D моделюванні проводилось із використанням комплексного підходу, що поєднує аналіз сучасних наукових публікацій, експериментальне моделювання та порівняльну оцінку ефективності різних програмних рішень. Основна увага приділялась генеративним та реконструкційним моделям, які на сьогодні є базою для створення тривимірного контенту.

У якості теоретичної основи було розглянуто підходи, що базуються на генеративно-змагальних мережах (GAN), дифузійних моделях та нейронних полях випромінювання. Зокрема, архітектура GET3D використовує GAN для генерації полігональних сіток, що дозволяє створювати 3D об'єкти у вигляді геометрії [3], тоді як метод NeRF забезпечує реконструкцію тривимірних сцен із високим рівнем реалістичності [4]. Також враховано сучасні підходи текстово-орієнтованої генерації, зокрема у системах типу Meshy AI, де застосовується поєднання дифузійних моделей і нейронних декодерів [5].

Експериментальна частина передбачала виконання типових задач 3D моделювання з використанням різних інструментів, зокрема Meshy AI, Kaedim, Luma AI, NVIDIA GET3D та Blender із AI-доповненнями [5–8], що дозволило здійснити їх порівняння в однакових умовах.

Окремо було змодельовано підхід до інтеграції штучного інтелекту у вигляді інтелектуального асистента, який аналізує дії користувача у реальному часі та формує рекомендації на основі попередньо навчених моделей. Необхідність такого підходу обумовлена тим, що існуючі рішення не забезпечують достатнього рівня адаптації та інтерактивності [2; 7].

РЕЗУЛЬТАТИ ДОС

Отримані результати дозволили виявити суттєві відмінності між інструментами як за швидкістю роботи, так і за якістю отриманих моделей. Зокрема, системи, що використовують генеративні підходи, такі як Meshy AI та Kaedim, забезпечують швидке створення базової геометрії, однак отримані моделі часто характеризуються спрощеною топологією та потребують додаткового редагування. У той же час використання підходу NeRF у середовищі Luma AI дозволяє досягти високого рівня реалістичності, проте потребує якісних вхідних даних та додаткової обробки результатів [4–6].

Узагальнені результати порівняльного аналізу досліджуваних інструментів наведено у таблиці 1.

Таблиця 1

Порівняльний аналіз AI-інструментів у 3D моделюванні

Назва інструменту	Основний підхід	Переваги	Обмеження
Meshy AI	Diffusion / Text-to-3D	Висока швидкість генерації	Низька деталізація
Kaedim	Image-to-3D	Простота використання	Неточність геометрії
Luma AI	NeRF	Висока реалістичність	Залежність від вхідних даних
NVIDIA GET3D	GAN	Генерація полігональних сіток	Високі обчислювальні витрати
Blender (AI tools)	Інтегровані методи	Гнучкість використання	Обмежена автоматизація

Для кількісної оцінки ефективності було проведено вимірювання часу створення моделей різної складності. Результати експерименту наведено у таблиці 2.

Таблиця 2

Порівняння часу створення 3D моделей

Метод	Проста модель	Складна модель
Традиційне моделювання	60–120 хв	5–10 год
AI-підхід	5–15 хв	30–90 хв
Комбінований підхід	20–40 хв	2–5 год

Оцінювання якості отриманих моделей дозволило встановити, що генеративні підходи поступаються традиційному моделюванню за точністю геометрії та рівнем деталізації. Узагальнені результати наведено у таблиці 3.

Таблиця 3

Порівняння якості 3D моделей

Метод	Точність	Деталізація	Необхідність доопрацювання
Традиційний	Висока	Висока	Низька
AI	Середня	Низька	Висока
Комбінований	Висока	Висока	Середня

Виявлені обмеження існуючих підходів до генерації 3D моделей, зокрема недостатній рівень точності та відсутність адаптації до дій користувача, стали підґрунтям для формування власного підходу до інтеграції штучного інтелекту у процес моделювання. У межах дослідження було запропоновано модель інтелектуального асистента, який функціонує як проміжний рівень між користувачем та середовищем 3D-редактора.

У базовій версії асистента його робота ґрунтується на послідовному аналізі дій користувача та генерації рекомендацій у режимі реального часу. Функціонування системи починається з фіксації дій користувача у середовищі моделювання, включаючи вибір інструментів, параметри операцій та послідовність виконання дій. Зібрані дані передаються до модуля попередньої обробки, де здійснюється їх нормалізація та приведення до формату, придатного для подальшого аналізу.

На наступному етапі активується модуль аналізу контексту, який використовує навченої моделі машинного навчання для визначення поточної задачі користувача. На основі отриманих даних система формує припущення щодо типу виконуваної операції, наприклад створення базової геометрії або оптимізація полігональної сітки. Після цього здійснюється генерація рекомендацій із використанням бази знань та попередньо сформованих сценаріїв роботи, що дозволяє запропонувати найбільш ефективні інструменти або послідовності дій. Завершальним етапом є передача рекомендацій користувачу, після чого система фіксує результат

взаємодії, що забезпечує можливість подальшого вдосконалення алгоритму [2; 3].

Схематичне представлення базового алгоритму роботи інтелектуального асистента наведено на рисунку 1.

Подальший розвиток даного підходу привів до формування розширеної моделі асистента, яка передбачає часткову автономність та здатність виконувати окремі операції без прямого втручання користувача. На відміну від базової версії, у розширеній реалізації враховується не лише поточний контекст, але й історія попередніх дій користувача, що дозволяє формувати персоналізовану модель поведінки.

Після етапу аналізу контексту система виконує оцінку рівня впевненості у визначенні задачі. У випадку високої впевненості можливе автоматичне виконання окремих операцій, таких як оптимізація сітки або застосування матеріалів. Якщо рівень впевненості є недостатнім, користувачу пропонується декілька альтернативних варіантів рішень, що дозволяє зберегти контроль над процесом моделювання.

Додатково реалізовано механізм зворотного зв'язку, який дозволяє оцінювати результати виконаних дій. Отримана інформація використовується для оновлення моделі та адаптації системи до індивідуального стилю роботи користувача. Це забезпечує поступове підвищення точності рекомендацій та ефективності роботи асистента у довгостроковій перспективі [1; 4].

Схематичне представлення розширеного алгоритму роботи системи наведено на рисунку 1.

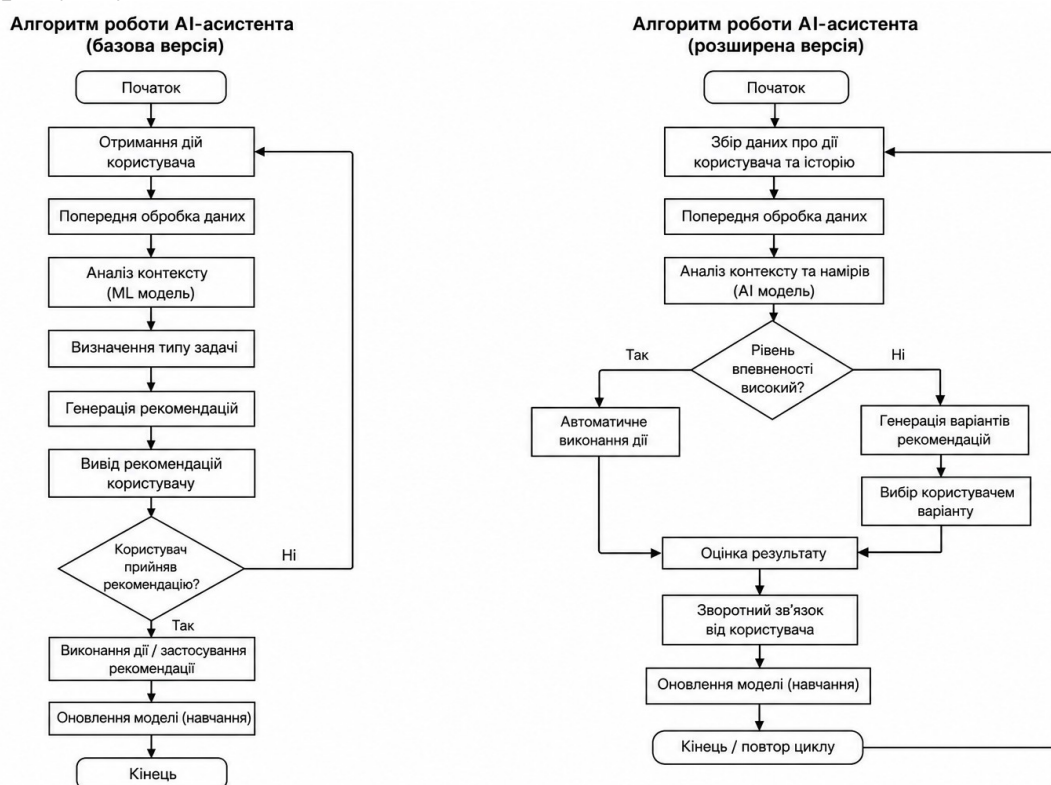


Рис1. Алгоритм AI асистента (базова і розширена версії)

ВИСНОВКИ

У ході виконання дослідження було застосовано комплекс аналітичних та експериментальних підходів для порівняння сучасних рішень у сфері використання алгоритмів штучного інтелекту в 3D моделюванні; аналіз проводився з урахуванням як функціональних можливостей інструментів, так і практичних результатів їх застосування, зокрема з акцентом на моделі генеративних змагальних мереж (GAN), нейронні поля випромінювання (NeRF) та дифузійні моделі, що використовуються для синтезу й реконструкції тривимірних об'єктів; у межах експериментальної частини було змодельовано типові сценарії створення 3D-об'єктів, включаючи формування базової геометрії (зокрема із застосуванням підходів типу GET3D), текстурування, оптимізацію полігональної структури та підготовку моделей до використання у сценах реального часу, а також реконструкцію об'єктів із зображень; за результатами дослідження обґрунтовано доцільність розробки власного інтелектуального асистента, орієнтованого на аналіз дій користувача, генерацію рекомендацій та часткову автоматизацію процесів моделювання, а оцінювання ефективності здійснювалось за показниками часових витрат, точності геометрії, рівня деталізації, наявності артефактів і обсягу необхідного ручного доопрацювання.

ДЖЕРЕЛА

1. Goodfellow I., Pouget-Abadie J., Mirza M. et al. Generative Adversarial Nets // *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2014. URL: <https://arxiv.org/abs/1406.2661>
2. Tancik M., Srinivasan P., Mildenhall B. et al. Neural Radiance Fields for View Synthesis // *Communications of the ACM*. 2022. URL: <https://arxiv.org/abs/2003.08934>
3. Chan E. R., Monteiro M., Kellnhofer P. et al. GET3D: A Generative Model of High Quality 3D Textured Shapes // *Proceedings of CVPR*. 2022. URL: <https://arxiv.org/abs/2209.11163>
4. Poole B., Jain A., Barron J. T., Mildenhall B. DreamFusion: Text-to-3D using 2D Diffusion // *arXiv preprint*. 2022. URL: <https://arxiv.org/abs/2209.14988>
5. Mescheder L., Oechsle M., Niemeyer M. et al. Occupancy Networks: Learning 3D Reconstruction in Function Space // *Proceedings of CVPR*. 2019. URL: <https://arxiv.org/abs/1812.03828>
6. Park J. J., Florence P., Straub J. et al. DeepSDF: Learning Continuous Signed Distance Functions for Shape Representation // *Proceedings of CVPR*. 2019. URL: <https://arxiv.org/abs/1901.05103>
7. Nichol A., Dhariwal P. Improved Denoising Diffusion Probabilistic Models // *International Conference on Machine Learning (ICML)*. 2021. URL: <https://arxiv.org/abs/2102.09672>