

Владислав ВДОВИЧЕНКО, асп.

ORCID ID: 0009-0005-0231-2299

e-mail: vlad182ava@gmail.com

Київський національний університет
імені Тараса Шевченка, Київ, Україна

ТРАНСФОРМАЦІЯ СУЧАСНИХ ПАРАДИГМ 3D- МОДЕЛЮВАННЯ ЗА ДОПОМОГОЮ МЕТОДІВ 3D- ГАУССОВОГО СПЛЕТТИНГУ

У роботі досліджено 3D Gaussian Splatting (3D GS) — новий і високоефективний підхід до реконструкції та візуалізації тривимірних сцен у режимі реального часу. 3D GS запроваджує явне та диференційовне подання сцени, що складається з мільйонів навчальних тривимірних гаусових елементів. Описано процес роботи 3D GS – від ініціалізації на основі Structure-from-Motion до ітеративної оптимізації та рендерингу. Також висвітлено потенціал застосування 3D GS у різних доменах, зокрема в монокулярному SLAM, RGB-D-картуванні, семантичній реконструкції та моделюванні динамічних сцен. Порівняльний аналіз демонструє, що 3D GS забезпечує переконливий компроміс між візуальною якістю, часом навчання та швидкістю інференсу – перевершуючи як класичні фотографіметричні методи, так і попередні техніки нейронного рендерингу в низці бенчмарків. Отримані результати акцентують, що 3D Gaussian Splatting є трансформаційним інструментом для сучасних завдань 3D-моделювання, особливо в сценаріях, де потрібні швидкодія, редагованість і масштабованість.

Ключові слова: *реконструкція 3D-сцен, рендеринг у реальному часі, нейронний рендеринг, 3D Gaussian Splatting.*

Вступ

Суть моделювання 3D-сцени полягає в перетворенні набору зображень або відео, що фіксують цю сцену, на цифрову 3D-модель, яку можна обробляти та аналізувати. Вирішення цієї фундаментальної задачі може допомогти машинам краще розуміти складність реального світу, що може бути використано в анімації, навігації роботів, збереженні історичних пам'яток

(Scianna & La Guardia, 2019), доповненої та віртуальної реальності (Drofova et al., 2023) тощо.

Моделюванням 3D-сцен займалися ще задовго до появи глибокого навчання (deep learning). Перші методи моделювання були вибагливі до сцени та умов освітлення (Gortler et al., 1996). Поява методів на основі Structure-from-Motion (SfM) (Snavely et al., n.d.) та Multi-View Stereo (MVS), що використовуються і досі, (Goesele et al., 2010) забезпечили надійний фундамент для моделювання 3D-сцен на тривалий час. Але такі методи обмежували можливості створення нових ракурсів і допускали втрату текстур у певних ділянках.

Запропонований у 2020 році дослідниками з UC Berkeley, Google Research та UC San Diego метод Neural Radiance Fields (NeRF) запропонував новий спосіб відтворення 3D-сцен на основі навченої нейронної мережі. Цей алгоритм моделює 3D-сцену за допомогою повнозв'язної (неконволюційної) глибокої нейронної мережі, яка приймає на вхід неперервну 5D-координату. У певній точці просторового положення (x, y, z) та враховуючи напрям огляду (θ, ϕ) – повертається значення щільності об'єму та випромінювання, що залежить від кута зору (Mildenhall et al., 2020).

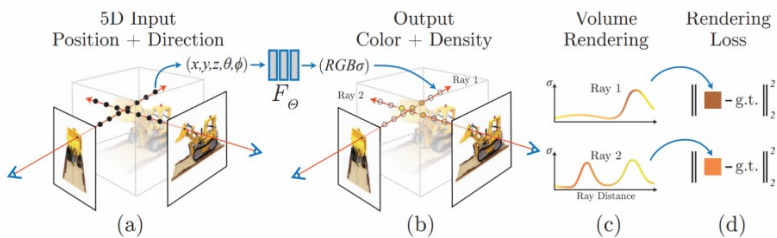


Рис. 1. Узагальнений принцип роботи алгоритму NeRF

На відміну від традиційних методів, NeRF не використовує явні геометричні представлення, а вивчає безперервне представлення сцени із зображень, що отримані з різних ракурсів. Завдяки високій якості реконструкції з мінімальним вхідним

набором даних NeRF швидко став поширеним у спільноті комп'ютерної графіки та 3D-моделювання (Tancik et al., 2023).

Однак методи на основі NeRF мали певні недоліки:

- необхідність мати значні обчислювальні ресурси для навчання та відтворення моделей, особливо для даних, що мають високу роздільну здатність;

- подальше редагування таких моделей є складним завданням, оскільки налаштування ваги нейронної мережі (neural network's weight) інтуїтивно не пов'язані зі змінами геометричних та візуальних властивостей сцени.

Метод 3D Gaussian Splatting (3D GS) спричинив революцію у світі 3D моделювання сцен. Цей метод суттєво відрізняється від попередніх підходів на основі нейронних представлень, зокрема NeRF, завдяки переходу від неявних функцій до експліцитного, диференційовного представлення сцени у вигляді набору тривимірних гаусових елементів. Кожен з них має параметри положення, орієнтації, анізотропного масштабу, кольору, прозорості та щільності – і може динамічно навчатися на основі зображень сцени (Bernhard Kerbl et al., 2023).

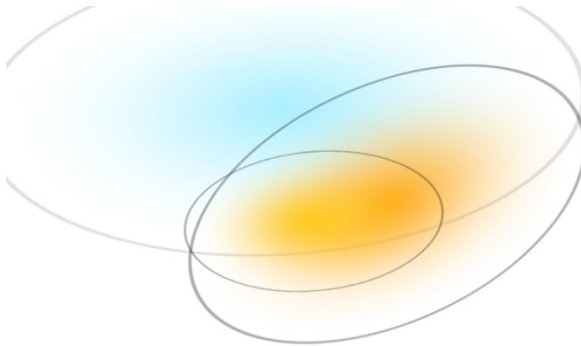


Рис. 2. Візуальне представлення трьох гаусових елементів

Серед основних переваг цього підходу – висока ефективність, можливість редагування сцен, що моделюються, а також природна здатність до диференціювання, яка робить метод придатним для інтеграції в більш складні оптимізаційні чи

навчальні системи. Крім того, 3D GS підтримує інкрементальне навчання, тобто можливість поступового додавання нових даних без необхідності повного перенавчання моделі (Fei et al., 2024).

Основна частина і результати

3D Gaussian Splatting функціонує в режимі реального часу. Для представлення сцени використовують класичний підхід на основі хмари точок (point cloud) (рис. 3). Цей метод відображення сцени було запропоновано ще в 1998 році (Desboeufs, n.d.). Але виникає задача заповнити простір між точками. Як правило, заповнюється геометричними примітивами більшого розміру (рис. 4).



Рис. 3. Рендеринг сцени, де 7 млн гаусових елементів

3D GS пропонує відмальовувати такі точки у вигляді сплету – фігури у вигляді круглого або еліптичного диску, еліпсоїду або серфелем. Як зазначено вище, таку фігуру називають гаусовим елементом. Кожен гаусовий елемент в такій моделі має чотири параметри (EBERT, 2023):

- три координати положення в просторі (x, y, z) ;

- для багатовимірного нормального (гаусівського) розподілення необхідна коваріаційна матриця розміром 3×3 , яка відобразить, наскільки витягнутим або сплюснутим є елемент;
- альфа канал, що відповідає за прозорість;
- колір, у RGB представленні.



Рис. 4. Та сама сцена за умови, що всі гаусові елементи є непрозорими
Алгоритм моделювання

1. Створюється тривимірна хмара точок (point cloud) з набору фотографій або кадрів з відео. Для створення хмари використовується класичний метод Structure-from-Motion (SfM) (рис. 5).

2. Здійснюють конвертацію кожної точки в гаусовий елемент. Для перетворення векторного зображення в растрове цього вже достатньо. Але дані, які утворюються внаслідок роботи SfM мають лише інформацію про положення та колір. Для забезпечення коректного представлення необхідно виконати навчання.



Рис. 5. Хмара точок для вищезгаданої сцени

3. Оптимізація виконується методом стохастичного градієнтного спуску. Відбувається рендеринг зображення на основі гаусових елементів, що порівнюється з початковими даними. Відбувається корекція, ущільнення та обрізка. Цей процес повторюється тисячі разів

3.1 У ході виправлення помилок гаусовий елемент може бути клоновано (якщо він відносно малий за розміром) або розбито на два (якщо його розмір є відносно великим). Нові гаусові елементи з'являються в місцях, де інших мало (*under-reconstruction*), також і в місцях, що покриваються одним великим гаусовим елементом (*over-reconstruction*) (рис. 6).

3.2 Якщо значення альфа-каналу вийшло занадто низьким, то такий гаусовий елемент буде видалено.

Для оптимізації процесу, навчання моделі проводиться на зображеннях, що менші за початкові в чотири рази по кожній зі сторін. Після 250 ітерацій подається зображення в два рази менше за оригінал. Після 500 ітерацій – оригінал.

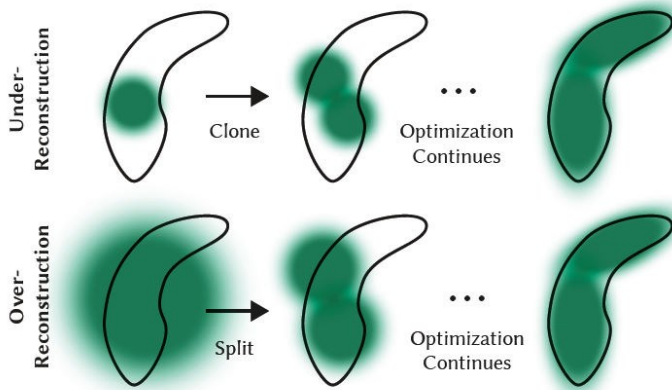


Рис. 6. Вибір між клонуванням і розбиттям

Переваги та показники

Методи традиційної фотограмметрії (Structure-from-Motion і Multi-View Stereo) формують 3D-модель сцени у вигляді полігональної сітки на основі густої хмари точок, отриманої з перекритих фотографій. Сильними сторонами такого підходу є висока метрична точність відновленої геометрії та текстур, а також вихід у форматі сітки, що легко інтегрується в наявні робочі процеси (ігрові рушії, САПР тощо).

3D Gaussian Splatting генерує розподілену за обсягами модель – хмару гаусових елементів, яка прямо використовується для рендерингу. 3D GS не потребує етапу побудови полігональної поверхні: поверхня імпліцитно формується накладанням мільйонів дрібних еліпсоїдальних елементів. Завдяки цьому 3D GS надає можливість представляти сцени, де класичній фотограмметрії бракує даних – наприклад, однорідні або прозорі ділянки не містять чітких особливостей для стерео-відновлення, тож фотограмметрія там дає пробіли, тоді як метод на основі інтенсивності пікселів (GS або NeRF) може відтворити ці області із врахуванням щільності/прозорості (рис. 7).



Рис. 7. Модель, згенерована 3D GS

Оскільки 3D GS належить до класу нейронного рендерингу, то цілком доцільно порівнювати його з іншими методами в цьому класі. Neural radiance fields (NeRF) використовує глибоке навчання для перетворення двовимірних зображень об'єктів або сцен у 3D-представлення (Mildenhall et al., 2020). Модель передбачає інтенсивність світла та кольору в будь-якій точці двовимірних представлень тривимірного простору, щоб створити нові ракурси сцени.

З боку якості зображення, класичний NeRF дозволяє моделювати складні явища – поглинання та випромінювання світла вздовж променя, відблиски, тіні, – оскільки мережа може навчитися довільній функції залежності кольору від напрямку (view-dependent effects). У початковій реалізації 3D Gaussian Splatting також передбачено врахування напрямку огляду (через сферичні гармоніки для кольору), що дозволило досягти якості зображення на рівні кращих NeRF-моделей того часу (Kerbl et al., 2023).

Головна перевага 3D GS – це швидкодія рендерингу. Навіть оптимізовані варіанти NeRF (Instant-NGP, TensoRF) досягали інтерактивних частот кадрів лише при зниженні роздільної здатності або використанні спеціалізованого апаратного забезпечення. 3D Gaussian Splatting принципово швидший: після навчання сцени рендеринг нових ракурсів можливий в реальному часі і навіть швидше (100+ FPS на сучасному GPU для сцен 1080p) (Kerbl et al., 2023). Деякі дослідження повідомляють про

досягнення ~900 FPS у подальшій оптимізації GS-рендерера (Niemeier et al., 2024), що відкриває шлях до використання технології у VR/AR з повною динамікою руху.

Порівняльний аналіз якості та ефективності трьох різних методів 3D-реконструкції (Instant-NGP, MipNeRF360), а також двох варіантів реалізації 3D GS (Ours7K та Ours30K, відповідно 7 000 і 30 000 ітерацій на модель) на основі різної кількості кадрів, показано на рис. 8.

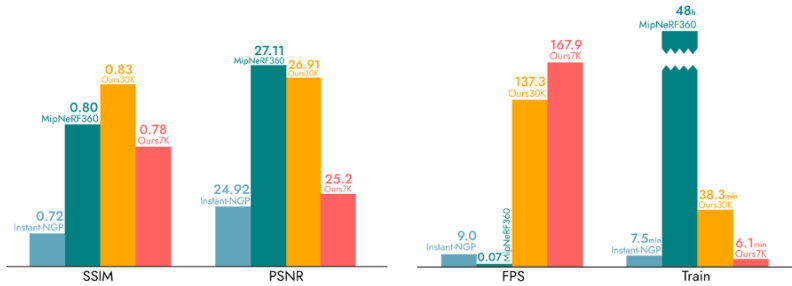


Рис. 8. Показники SSIM (Structure Similarity, індекс структурної подібності), PSNR (Peak Signal-to-Noise ratio, пікове співвідношення сигналу до шуму), FPS (кількість кадрів за секунду) та часу, витраченого на тренування

SSIM (Structural Similarity Index) – метрика, що оцінює схожість між двома зображеннями з урахуванням освітлення, контрасту та структури. Вища оцінка SSIM свідчить про кращу візуальну якість реконструкції. Найвищу якість (0.83) показує Ours30K, тоді як найнижчу – Instant-NGP (0.72).

PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio) – вимірює ступінь спотворення між згенерованим та еталонним зображенням. Вища оцінка означає меншу втрату якості. Найвищий показник знову ж у MipNeRF360 (27.11), з невеликим відставанням у Ours30K (26.91).

FPS (Frames Per Second) — критично важливий показник продуктивності, що відображає швидкість рендерингу. Тут найкращий результат демонструє Ours7K (167.9 кадрів/с), тоді як MipNeRF360 видає лише 0.07 кадрів/с, що свідчить про суттєве гальмування.

Час тренування – один із визначальних параметрів для прикладного використання. Моделі Ours потребують усього кілька хвилин тренування (6.1 та 38.3 хв відповідно), на противагу MipNeRF360, що потребує 48 год.

Загалом, представлена діаграма ілюструє компроміс між візуальною якістю, швидкістю рендерингу та обчислювальними витратами. Хоча такі методи як MipNeRF360 демонструють найвищу якість, їх практичне використання обмежене через надмірний час навчання й повільну генерацію кадрів. Натомість оптимізовані версії (Ours7K/30K) забезпечують баланс між швидкістю, якістю та ресурсами.

Застосування

Однією з перспективних галузей застосування 3D Gaussian Splatting є SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) — задача одночасного визначення положення камери (локалізації) та побудови карти сцени. Підходи з 3D GS дозволяють зберігати високоякісне представлення сцени, придатне для рендерингу нових ракурсів, водночас виконуючи картографування та оновлення карти в режимі реального часу (рис. 9).

Наприклад, метод Gaussian Splatting SLAM представлено як підхід, який використовує лише гаусові елементи як внутрішнє представлення сцени в monocular SLAM, об'єднуючи трасування камери, побудову карти й високоякісний рендеринг у єдиному конвеєрі. Система працює в режимі реального часу (~3 кадри/с) і допускає розширення до RGB-D SLAM, коли доступні глибинні дані (Matsuki et al., 2025).

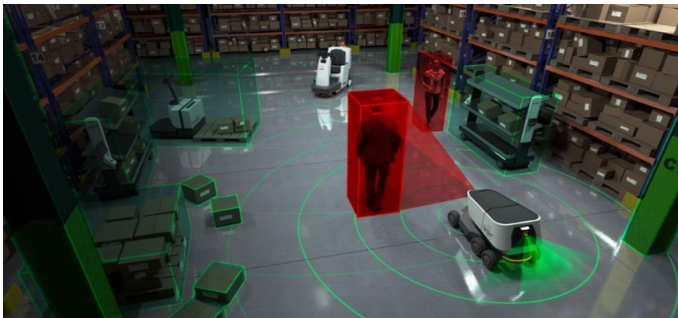


Рис. 9. Візуалізація задачі SLAM

Подальші розробки доводять масштабність і гнучкість GS-SLAM. Наприклад, Online Dense Monocular SLAM with 3D Gaussian Splatting інтегрує щільне картографування з GS, прагнучи досягти високої деталізації сцени в режимі наближеному до реального часу (Hu et al., 2025). Інший приклад – Stereo 3D Gaussian Splatting SLAM for Outdoor Urban (BGS-SLAM), який розширює підхід на двокамерові системи для зовнішніх умов, де сцена велика та освітлення складне – це демонструє, що 3D GS піддається масштабуванню на великі локації (Arxiv.org., 2024).

Крім локалізації та карти, 3DGS активно розвивається у семантичному SLAM. Наприклад, NEDS-SLAM – система, яка об'єднує 3D Gaussian Splatting з семантичними ознаками, створюючи щільну 3D семантичну карту. Вона вводить механізм ф'южн семантичних ознак із об'єктів та компресію цих ознак в компактне Gaussian-представлення, що зменшує обсяг пам'яті та підвищує продуктивність (Ji et al., 2024). Ще один експеримент – Hier-SLAM++, який пропонує ієрархічно категорійне представлення в GS – поєднання семантики і геометрії у Gaussian-структурі, що дозволяє проводити одночасне позиціонування і глобальне семантичне картографування (Li et al., 2025).

У контексті динамічних сцен (рухомі об'єкти, зміни у часі), GS також має потенціал. Наприклад, EGS-SLAM розроблений під RGB-D систему з підтримкою подій (event camera) і моделюванням руху під час експозиції – це покращує стійкість до розмиття та підтримує реконструкцію 3DGS у середовищах з інтенсивним рухом (Chen et al., 2025).

Дискусія і висновки

У роботі розглянуто сучасний підхід до 3D моделювання – метод 3D Gaussian Splatting (3D GS). На відміну від неявних моделей, як-от NeRF, підхід 3D GS базується на експліцитному представленні сцени як набору гаусових елементів, що дозволяє досягати високої швидкодії, деталізації та реалістичного рендерингу в режимі реального часу. Доведено, що 3D GS є ефективним інструментом для вирішення широкого спектра прикладних задач, зокрема в SLAM, семантичному моделюванні,

реконструкції динамічних сцен та AR/VR середовищах. Порівняно з класичними методами фотограмметрії та нейронного рендерингу 3D Gaussian Splatting забезпечує оптимальний баланс між точністю, швидкістю та ресурсозатратністю. Зважаючи на виявлені переваги, метод 3D GS має значний потенціал до інтеграції в мобільні платформи, роботизовані системи, онлайн-картографування, візуальну навігацію та автоматизований аналіз середовища. Подальші дослідження спрямовуються на оптимізацію обчислювальної ефективності, інкрементальне навчання моделей, об'єднання з нейросимволічними підходами до семантичної обробки 3D-сцен.

Список використаних джерел

- Arxiv.org. (2024). Stereo 3D Gaussian Splatting SLAM for Outdoor Urban Scenes. Отримано 29 вересня 2025 з <https://arxiv.org/html/2507.23677v1>.
- Bernhard Kerbl, Kopanas, G., Leimkühler, T. and Drettakis, G. (2023). 3D Gaussian Splatting for Real-Time Radiance Field Rendering. *ACM Transactions on Graphics*, 42(4), pp.1–14. <https://doi.org/10.1145/3592433>.
- Chen, S., Yuan, S., Nguyen, T.-M., Huang, Z., Shi, C., Jing, J. and Xie, L. (2025). EGS-SLAM: RGB-D Gaussian Splatting SLAM with Events. *arXiv.org*. Отримано 29 вересня 2025 з <https://arxiv.org/abs/2508.07003>.
- Desboeufs, A. (н.д.). Point Sample Rendering. Отримано 29 вересня 2025 з https://cgl.ethz.ch/Downloads/Seminar_Arbeiten/1999/adesboeufs.pdf.
- Drofova, I., Guo, W., Wang, H. and Adamek, M. (2023). Use of scanning devices for object 3D reconstruction by photogrammetry and visualization in virtual reality. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 12(2), pp.868–881. <https://doi.org/10.11591/eei.v12i2.4584>.
- Ebert, D. (2023). Introduction to 3D Gaussian Splatting. *huggingface.co*. Отримано 29 вересня 2025 з <https://huggingface.co/blog/gaussian-splatting>.
- Fei, B., Xu, J., Zhang, R., Zhou, Q., Yang, W. and He, Y. (2024). 3D Gaussian Splatting as New Era: A Survey. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, pp.1–20. <https://doi.org/10.1109/tvcg.2024.3397828>.
- Goesele, M., Ackermann, J., Fuhrmann, S., Klowsky, R., Langguth, F., Mücke, P. and Ritz, M. (2010). Scene Reconstruction from Community Photo Collections. *Computer*, 43(6), pp.48–53. <https://doi.org/10.1109/mc.2010.176>.
- Gortler, S.J., Grzeszczuk, R., Szeliski, R. and Cohen, M.F. (1996). The lumigraph. *Proceedings of the 23rd Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques – SIGGRAPH '96*. <https://doi.org/10.1145/237170.237200>.
- Hu, Y., Liu, R., Chen, M., Beerel, P. and Feng, A. (2025). SplatMAP: Online Dense Monocular SLAM with 3D Gaussian Splatting. *Proceedings of the ACM on Computer Graphics and Interactive Techniques*, 8(1), pp.1–18. <https://doi.org/10.1145/3728310>.

Ji, Y., Liu, Y., Xie, G., Ma, B., Xie, Z. and Liu, H. (2024). NEDS-SLAM: A Neural Explicit Dense Semantic SLAM Framework using 3D Gaussian Splatting. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 9(10), pp.8778–8785. <https://doi.org/10.1109/lra.2024.3451390>.

Li, B., Hao, V.C., Stuckey, P.J., Reid, I. and Rezatofghi, H. (2025). Hier-SLAM++: Neuro-Symbolic Semantic SLAM with a Hierarchically Categorical Gaussian Splatting. *arXiv.org*. Отримано 29 вересня 2025 з <https://arxiv.org/abs/2502.14931>.

Matsuki, H., Murai, R., Paul, K. and Davison, A.J. (2025). Gaussian Splatting SLAM. *arXiv.org*. Отримано 29 вересня 2025 з <https://arxiv.org/abs/2312.06741>

Mildenhall, B., Srinivasan, P., Tancik, M., Barron, J., Ramamoorthi, R. and Ng, R. (2020). NeRF: Representing Scenes as Neural Radiance Fields for View Synthesis. Отримано 29 вересня 2025 з <https://arxiv.org/pdf/2003.08934>.

Niemeyer, M., Manhardt, F., Rakotosaona, M.-J., Oechsle, M., Duckworth, D., Gosula, R., Tateno, K., Bates, J., Kaeser, D. and Tombari, F. (2024). RadSplat: Radiance Field-Informed Gaussian Splatting for Robust Real-Time Rendering with 900+ FPS. *arXiv.org*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2403.13806>.

Scianna, A. and La Guardia, M. (2019). Survey and Photogrammetric Restitution of Monumental Complexes: Issues and Solutions—The Case of the Manfredonic Castle of Mussomeli. *Heritage*, 2(1), pp.774–786. <https://doi.org/10.3390/heritage2010050>.

Snavely, N., Seitz, S. and Szeliski, R. (н.д.). Photo Tourism: Exploring Photo Collections in 3D. Отримано 29 вересня 2025 з https://phototour.cs.washington.edu/Photo_Tourism.pdf.

Tancik, M., Weber, E., Ng, E., Li, R., Yi, B., Kerr, J., Wang, T., Kristoffersen, A., Austin, J., Salahi, K., Ahuja, A., McAllister, D. and Kanazawa, A. (2023). Nerfstudio: A Modular Framework for Neural Radiance Field Development. *arXiv (Cornell University)*. <https://doi.org/10.1145/3588432.3591516>.

References

Arxiv.org. (2024). *Stereo 3D Gaussian Splatting SLAM for Outdoor Urban Scenes*. Retrieved September 29, 2025 from <https://arxiv.org/html/2507.23677v1>

Bernhard Kerbl, Kopanas, G., Leimkühler, T., & Drettakis, G. (2023). 3D Gaussian Splatting for real-time radiance field rendering. *ACM Transactions on Graphics*, 42(4), 1–14. <https://doi.org/10.1145/3592433>.

Chen, S., Yuan, S., Nguyen, T.-M., Huang, Z., Shi, C., Jing, J., & Xie, L. (2025). EGS-SLAM: RGB-D Gaussian Splatting SLAM with events. *arXiv.org*. Retrieved September 29, 2025 from <https://arxiv.org/abs/2508.07003>.

Desboeufs, A. (n.d.). *Point sample rendering*. Retrieved September 29, 2025 from https://cgl.ethz.ch/Downloads/Seminar_Arbeiten/1999/adesboeufs.pdf.

Drofova, I., Guo, W., Wang, H., & Adamek, M. (2023). Use of scanning devices for object 3D reconstruction by photogrammetry and visualization in virtual reality. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 12(2), 868–881. <https://doi.org/10.11591/eei.v12i2.4584>.

Ebert, D. (2023). *Introduction to 3D Gaussian Splatting*. huggingface.co. . Retrieved September 29, 2025 from <https://huggingface.co/blog/gaussian-splatting>

Fei, B., Xu, J., Zhang, R., Zhou, Q., Yang, W., & He, Y. (2024). 3D Gaussian Splatting as new era: A survey. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 1–20. <https://doi.org/10.1109/tvcg.2024.3397828>.

Goesele, M., Ackermann, J., Fuhrmann, S., Klowinsky, R., Langguth, F., Mücke, P., & Ritz, M. (2010). Scene reconstruction from community photo collections. *Computer*, 43(6), 48–53. <https://doi.org/10.1109/mc.2010.176>.

Gortler, S. J., Grzeszczuk, R., Szeliski, R., & Cohen, M. F. (1996). The lumigraph. *Proceedings of the 23rd Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques – SIGGRAPH '96*. <https://doi.org/10.1145/237170.237200>.

Hu, Y., Liu, R., Chen, M., Beerel, P., & Feng, A. (2025). SplatMAP: Online dense monocular SLAM with 3D Gaussian Splatting. *Proceedings of the ACM on Computer Graphics and Interactive Techniques*, 8(1), 1–18. <https://doi.org/10.1145/3728310>

Ji, Y., Liu, Y., Xie, G., Ma, B., Xie, Z., & Liu, H. (2024). NEDS-SLAM: A neural explicit dense semantic SLAM framework using 3D Gaussian Splatting. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 9(10), 8778–8785. <https://doi.org/10.1109/ra.2024.3451390>.

Li, B., Hao, V. C., Stuckey, P. J., Reid, I., & Rezatofighi, H. (2025). Hier-SLAM++: Neuro-symbolic semantic SLAM with a hierarchically categorical Gaussian Splatting. *arXiv.org*. Retrieved September 29, 2025 from <https://arxiv.org/abs/2502.14931>.

Matsuki, H., Murai, R., Paul, K., & Davison, A. J. (2025). Gaussian Splatting SLAM. *arXiv.org*. Retrieved September 29, 2025 from <https://arxiv.org/abs/2312.06741>.

Mildenhall, B., Srinivasan, P., Tancik, M., Barron, J., Ramamoorthi, R., & Ng, R. (2020). NeRF: Representing scenes as neural radiance fields for view synthesis. Retrieved September 29, 2025 from <https://arxiv.org/pdf/2003.08934>.

Niemeyer, M., Manhardt, F., Rakotosaona, M.-J., Oechsle, M., Duckworth, D., Gosula, R., Tateno, K., Bates, J., Kaeser, D., & Tombari, F. (2024). RadSplat: Radiance field-informed Gaussian Splatting for robust real-time rendering with 900+ FPS. *arXiv.org*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2403.13806>.

Scianna, A., & La Guardia, M. (2019). Survey and photogrammetric restitution of monumental complexes: Issues and solutions—The case of the Manfredonic Castle of Mussomeli. *Heritage*, 2(1), 774–786. <https://doi.org/10.3390/heritage2010050>.

Snavely, N., Seitz, S., & Szeliski, R. (n.d.). *Photo tourism: Exploring photo collections in 3D*. Retrieved September 29, 2025 from https://phototour.cs.washington.edu/Photo_Tourism.pdf.

Tancik, M., Weber, E., Ng, E., Li, R., Yi, B., Kerr, J., Wang, T., Kristoffersen, A., Austin, J., Salahi, K., Ahuja, A., McAllister, D., & Kanazawa, A. (2023). Nerfstudio: A modular framework for neural radiance field development. *arXiv (Cornell University)*. <https://doi.org/10.1145/3588432.3591516>.

Отримано редакцією журналу / Received: 28.09.25

Прорецензовано / Revised: 30.09.25

Схвалено до друку / Accepted: 01.10.25

Vladyslav VDOVYCHEKO, PhD Student
ORCID ID: 0009-0005-0231-2299
e-mail: vlad182ava@gmail.com
Taras Shevchenko National University of Kyiv, Kyiv, Ukraine

TRANSFORMING MODERN PARADIGMS OF 3D MODELING USING 3D GAUSSIAN SPLATTING METHODS

This article examines 3D Gaussian Splatting (3D GS)—a novel and highly effective approach to real-time 3D scene reconstruction and rendering. 3D GS introduces an explicit, differentiable scene representation composed of millions of learnable 3D Gaussian elements. We describe the 3D GS workflow, from Structure-from-Motion-based initialization to iterative optimization and rendering. We also discuss its application potential across multiple domains, including monocular SLAM, RGB-D mapping, semantic reconstruction, and dynamic scene modeling. Comparative analysis shows that 3D GS achieves a compelling trade-off among visual quality, training time, and inference speed—outperforming both classical photogrammetric methods and prior neural rendering techniques on several benchmarks. These findings underscore 3D Gaussian Splatting as a transformative tool for modern 3D modeling tasks, particularly in scenarios requiring speed, editability, and scalability.

Keywords: *3D scene reconstruction, real-time rendering, neural rendering, 3D Gaussian Splatting.*

Автор заявляє про відсутність конфлікту інтересів. Спонсори не брали участі в розробленні дослідження; у зборі, аналізі чи інтерпретації даних; у написанні рукопису; в рішенні про публікацію результатів.

The author declares no conflicts of interest. The funders had no role in the design of the study; in the collection, analyses, or interpretation of data; in the writing of the manuscript; or in the decision to publish the results.