DOI https://doi.org/10.32689/maup.it.2026.2.3
УДК 004.8:004.92
JEL Classification: C45, O33

АВТОМАТИЗАЦІЯ ГЕНЕРАЦІЇ ЦИФРОВИХ ТЕКСТУР ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ ГЕНЕРАТИВНИХ МОДЕЛЕЙ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

А. О. Коваль, Ю. В. Каменецька, А. К. Кобринець

AUTOMATION OF DIGITAL TEXTURE GENERATION USING GENERATIVE ARTIFICIAL INTELLIGENCE MODELS

Alina Koval, Yuliia Kamenetska, Anton Kobrynets

Анотація

Метою дослідження є обґрунтування підходу до автоматизації генерації цифрових текстур із використанням генеративних моделей штучного інтелекту та визначення послідовності операцій, необхідних для отримання придатних до використання матеріалів у системах тривимірного моделювання. У роботі систематизовано сучасні підходи до синтезу текстур на основі дифузійних моделей, моделей, орієнтованих на генерацію матеріалів, а також методів генерації текстур безпосередньо в просторі тривимірної поверхні. Проведено критичний аналіз досліджень Point-UV Diffusion, MatFuse, DiffMat, DreamMat, Single Mesh Diffusion Models та TEXGen, що дало змогу виокремити переваги й обмеження різних підходів. Запропоновано алгоритм автоматизованого формування текстури, який включає визначення вимог до матеріалу, формування текстового або візуального запиту, генерацію декількох кандидатів, оцінювання відповідності, підготовку карт матеріалу, постобробку та експорт у середовище тривимірного моделювання. Окремо розглянуто практичну апробацію на двох типах матеріалів: старій цегляній поверхні та матовому металевому матеріалі. Для кожного прикладу визначено вихідні вимоги, приклад запиту, критерії оцінювання та послідовність підготовки матеріалу до використання у тривимірній сцені. Обґрунтовано, що генеративний штучний інтелект доцільно розглядати не як повну заміну фахівця, а як інструмент автоматизації повторюваних операцій і швидкого формування варіантів. Практична цінність роботи полягає у формуванні відтворюваного робочого процесу, який може бути використаний у розробленні комп'ютерних ігор, цифровому дизайні, архітектурній візуалізації та підготовці фахівців з інформаційних технологій.

Ключові слова: *генеративний штучний інтелект, генерація текстур, дифузійні моделі, цифрові матеріали, тривимірне моделювання, комп'ютерна графіка, PBR, автоматизація, машинне навчання.*

Abstract

The study aims to substantiate an approach to automating digital texture generation with generative artificial intelligence models and to define a reproducible sequence of operations for producing materials suitable for three-dimensional modeling systems. The paper systematizes recent approaches based on diffusion models, material-oriented generative methods, and methods that synthesize textures directly in the surface or UV space of three-dimensional objects. A critical review of Point-UV Diffusion, MatFuse, DiffMat, DreamMat, Single Mesh Diffusion Models, and TEXGen is provided to identify their main advantages and limitations. An automated texture generation workflow is proposed. It includes defining material requirements, constructing a text or visual prompt, generating candidate results, evaluating their compliance with the requirements, preparing material maps, post-processing, and exporting the result to a three-dimensional environment. Two practical cases are described: an aged brick surface and a matte metal material. For each case, the input requirements, an example prompt, evaluation criteria, and the sequence of preparing the material for a 3D scene are specified. The study argues that generative artificial intelligence should be treated not as a complete replacement for a specialist, but as a tool for automating repetitive operations and rapidly producing design alternatives. The practical value of the study lies in a reproducible workflow that can be applied to game development, digital design, architectural visualization, and the training of information technology specialists.

Key words: *generative artificial intelligence, texture generation, diffusion models, digital materials, three-dimensional modeling, computer graphics, physically based rendering, automation, machine learning.*

1. Вступ. Сучасні інформаційні технології характеризуються швидким переходом від алгоритмічної автоматизації до систем, здатних синтезувати новий цифровий контент. Одним із найбільш помітних напрямів є генеративний штучний інтелект, який використовується для створення зображень, моделей, матеріалів, текстур та інших графічних ресурсів. Для комп'ютерної графіки ця тенденція має особливе значення, оскільки підготовка якісного візуального контенту традиційно потребує значних часових витрат і участі фахівців на багатьох етапах.

Цифрова текстура є одним із базових компонентів тривимірного матеріалу. Вона може містити інформацію про колір поверхні, нормалі, шорсткість, металевість, висоту та інші характеристики, які використовуються під час фізично коректного відтворення взаємодії світла з поверхнею.

© Коваль А. О., Каменецька Ю. В., Кобринець А. К., 2026
Стаття поширюється на умовах ліцензії відкритого доступу CC BY 4.0

У виробничому процесі текстура повинна бути не лише візуально привабливою, а й узгодженою з геометрією об'єкта, UV-розгорткою, вимогами графічного рушія та обмеженнями продуктивності.

Традиційний процес передбачає пошук або створення референсів, ручне редагування, формування безшовного патерну, підготовку набору карт матеріалу, перевірку швів і повторів, оптимізацію роздільної здатності та експорт. Кожен із цих етапів може бути автоматизований частково або повністю, якщо генеративна модель правильно інтегрована в робочий процес.

Метою роботи є розроблення та обґрунтування відтворюваного алгоритму автоматизованої генерації цифрових текстур із використанням генеративних моделей штучного інтелекту, а також демонстрація його застосування на двох практичних сценаріях. Для досягнення мети поставлено такі завдання: проаналізувати сучасні дослідження; визначити вимоги до автоматизованої генерації; сформувати алгоритм; описати критерії оцінювання; провести практичну апробацію на типових матеріалах; визначити переваги та обмеження запропонованого підходу.

Наукова новизна роботи полягає не у створенні нової генеративної моделі, а в систематизації та формалізації процесу її використання для отримання цифрових текстур. На відміну від загального огляду генеративного штучного інтелекту, увагу зосереджено на послідовності операцій від формулювання вимог до підготовки результату для 3D-середовища та на практичній перевірці запропонованого workflow.

Огляд сучасних досліджень. Дослідження Goodfellow та співавторів започаткувало напрям генеративно-змагальних мереж, у якому генератор і дискримінатор навчаються у взаємодії. GAN стали важливою основою для генерації візуального контенту, але нестабільність навчання та проблема mode collapse обмежили їх універсальність для високодеталізованої генерації.

Дифузійні моделі запропонували інший механізм синтезу: модель навчається відновлювати дані після поступового додавання шуму. Подальші роботи показали, що латентні дифузійні моделі здатні забезпечувати високу якість зображень при перенесенні процесу дифузії у компактний латентний простір. Цей підхід став основою значної кількості сучасних систем text-to-image і text-to-material.

Yu та співавтори запропонували Point-UV Diffusion для генерації текстур на 3D-сітках. Метод поєднує дифузію в просторі точок і UV-просторі, що дозволяє отримувати геометрично узгоджені текстури. Важливим результатом є демонстрація того, що генерація текстури повинна враховувати не лише локальну візуальну якість, а й просторову узгодженість поверхні.

Vecchio та співавтори у MatFuse розглянули контрольовану генерацію матеріалів на основі тексту, зображень, ескізів і кольорових палітр. Автори також досліджували редагування окремих карт матеріалу та оцінювали якість результатів кількісними й користувацькими методами. Це показує перспективність багатоканального керування генерацією.

Zhang та співавтори у DreamMat зосередилися на генерації PBR-матеріалів з урахуванням геометрії та освітлення. Такий підхід важливий для практичного використання, оскільки текстура, що виглядає переконливо на плоскому зображенні, не обов'язково буде коректно поводитися на тривимірному об'єкті.

DiffMat розглядає генерацію матеріалів із зображень у різних умовах освітлення. Автори поєднують CLIP-енкодер і дифузійну архітектуру та формують матеріали у форматі, сумісному зі стандартним фізично коректним рендерингом. Це підтверджує тенденцію переходу від генерації окремого зображення до генерації структурованого матеріалу.

Mitchel, Esteves та Makadia запропонували моделі дифузії, які працюють безпосередньо з поверхнею 3D-сітки через спеціальне латентне представлення. Перевагою є можливість генерувати варіації текстури з урахуванням структури конкретного об'єкта та підтримувати задачі редагування.

У TEXGen запропоновано генеративну дифузійну модель, що навчається безпосередньо в просторі текстурної карти. Автори підкреслюють проблему порушення глобальної 3D-узгодженості при наївному використанні 2D-генераторів і пропонують архітектуру, орієнтовану на високороздільні текстури сіток.

Огляд сучасних підходів до text-guided 3D editing також показує, що генерація текстур поступово переходить від простого проєктування зображення на модель до ітеративного процесу, у якому система враховує геометрію, попередні результати та різні умови огляду. Таким чином, сучасний стан досліджень свідчить про рух до керованих, геометрично узгоджених і PBR-сумісних матеріалів.

Критичний аналіз джерел дає підстави стверджувати, що в літературі достатньо добре досліджені окремі моделі генерації, але практичний workflow для фахівця, який не створює нову нейромережу, а використовує готові генеративні засоби для отримання текстур, часто описується фрагментарно. Недостатньо уваги приділяється послідовності постановки задачі, відбору результату, перевірці безшовності, підготовці PBR-карт і перенесенню матеріалу в конкретне 3D-середовище. Саме цю прикладну прогалину розглянуто в цій роботі.

2. Матеріали та методи. Матеріалами дослідження є сучасні генеративні моделі та інструменти для створення цифрових матеріалів, а також типові задачі підготовки текстур для тривимірних

ISSN 2786-5460 (Print), ISSN 2786-5479 (Online)

об'єктів. У роботі не ставиться завдання навчити власну нейромережу; досліджується організація процесу використання готової генеративної моделі.

Методологічну основу становлять аналіз наукових джерел, порівняння підходів, моделювання робочого процесу, експериментальна апробація на двох типах матеріалів і якісне оцінювання результатів. Для практичної перевірки сформовано два сценарії: генерація старої цегляної поверхні та генерація матового металу. Обидва сценарії є типовими для комп'ютерної графіки та дають змогу перевірити різні вимоги до структури матеріалу.

Вхідними параметрами є призначення матеріалу, тип поверхні, бажаний стиль, рівень зношення, колірна характеристика, вимога безшовності, орієнтовна роздільна здатність і цільове 3D-середовище. Генеративній системі передається текстовий або візуальний запит. Після отримання кількох кандидатів виконується відбір за критеріями візуальної відповідності, відсутності артефактів, повторюваності, узгодженості з геометрією та придатності до подальшої підготовки PBR-матеріалу.

Для оцінювання запропоновано п'ять критеріїв: C1 – відповідність заданому опису; C2 – безшовність і відсутність помітних стиків; C3 – структурна деталізація; C4 – відсутність небажаних артефактів; C5 – придатність до використання у 3D-сцені. Кожен критерій може оцінюватися за п'ятибальною шкалою. Підсумкова оцінка кандидата визначається як середнє арифметичне балів за п'ятьма критеріями. Така схема не є універсальним стандартом, але забезпечує відтворюваний спосіб первинного порівняння результатів.

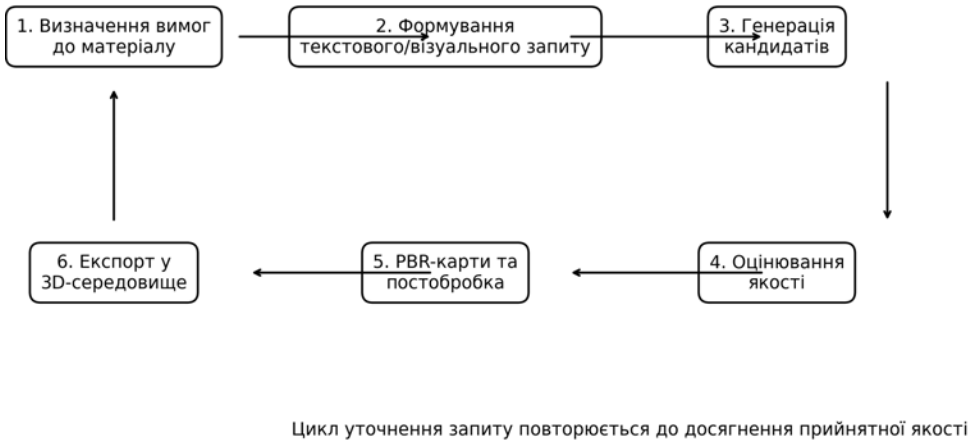


Рис. 1. Алгоритм автоматизованої генерації та підготовки цифрової текстури

Псевдокод алгоритму

Algorithm GenerateTexture
Input: material_requirements, prompt, target_environment
1. Define material requirements.
2. Construct a detailed text or image-guided prompt.
3. Generate N candidate textures.
4. For each candidate:
   evaluate C1–C5;
   check tiling/seams and visual artifacts;
   select the best candidate.
5. Generate or derive required material maps.
6. Normalize resolution, color space and map formats.
7. Test material on the target 3D mesh.
8. If quality is insufficient, refine prompt or post-process maps and return to step 3.
9. Export the final material to the target environment.
Output: validated digital material.

3. Результати та обговорення. Запропонований workflow було апробовано на двох практичних прикладах. Важливо, що практична апробація розглядається не як порівняльний бенчмарк конкретних моделей, а як перевірка відтворюваності процесу формування матеріалу: від вимоги до поверхні до підготовки результату для 3D-сцени.

У першому прикладі обрано матеріал старої червоної цегли. Він є показовим, оскільки має повторювану структуру, нерегулярні дефекти, шви між елементами та варіації кольору. Для нього критичними є безшовність, природність повторення та відсутність штучно повторюваних елементів.

Практичний приклад 1. Стара цегляна поверхня. Вихідна вимога: отримати безшовну текстуру старої червоної цегли для використання на стіні в 3D-сцені. Поверхня має містити варіації відтінків, нерівномірні шви, сліди зношення та не повинна мати очевидного повторюваного патерну.

Приклад текстового запиту: “Old weathered red brick wall, seamless tileable PBR material, irregular bricks, aged mortar, subtle dirt and surface variation, realistic physically based material, no objects, no text”.

Після генерації декількох кандидатів виконується відбір. На першому етапі відсіюються результати, у яких присутні написи, сторонні об’єкти або великі повторювані елементи. На другому етапі перевіряється безшовність. На третьому – відповідність кольору та масштабу цегли цільовій сцені. Найкращий кандидат використовується як основа для подальшого формування карт Albedo, Normal, Roughness та Height.

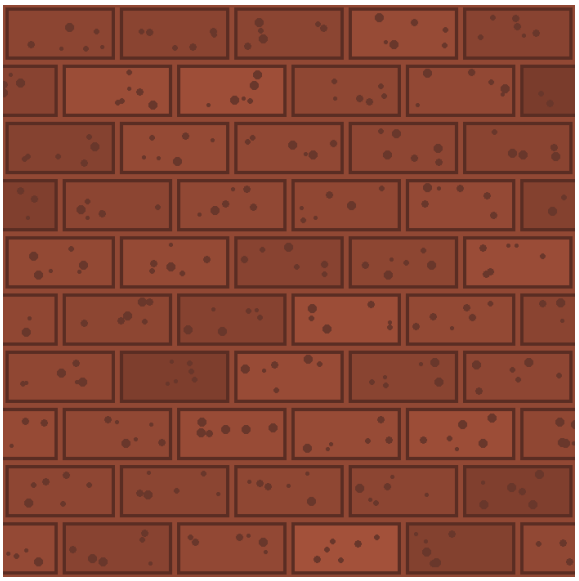




Рис. 2. Демонстраційна апробація workflow для матеріалу «стара цегла»

Практичний приклад 2. Матовий метал. Другим сценарієм обрано матовий метал. На відміну від цегли, для такого матеріалу критичними є однорідність поверхні, напрям мікрорельєфу, рівень металевості та шорсткість. Відповідно, генерація лише кольорового зображення недостатня: результат необхідно перетворити на узгоджений набір карт матеріалу.

ISSN 2786-5460 (Print), ISSN 2786-5479 (Online)

Приклад текстового запиту: “Brushed matte aluminum metal, seamless tileable PBR material, fine horizontal micro-scratches, subtle roughness variation, neutral gray, realistic surface, no objects, no text”.

Для кандидата, що відповідає вимогам, формується базова карта кольору, після чого визначаються параметри металевості та шорсткості. Карта Normal використовується для передачі мікрорельєфу без збільшення геометричної складності моделі. Після імпорту матеріалу в 3D-середовище перевіряється поведінка поверхні під різними напрямами освітлення.

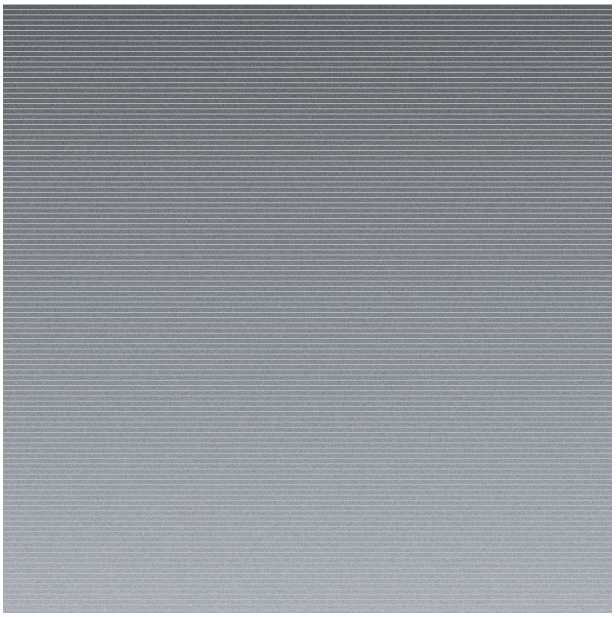




Рис. 3. Демонстраційна апробація workflow для матеріалу «матовий метал»

Таблиця 1

Порівняння етапів традиційного та автоматизованого workflow

Етап	Традиційний підхід	Запропонований workflow
Постановка задачі	Референси та ручний опис	Структурований prompt + вимоги
Пошук варіантів	Ручний пошук/створення	Автоматична генерація кількох кандидатів
Вибір	Експертний відбір	C1–C5 + експертний відбір
PBR-підготовка	Ручне створення карт	Генерація/похідні карти + постобробка
Перевірка в 3D	Імпорт і ручна корекція	Ітеративна перевірка та уточнення prompt
Експорт	Ручна підготовка форматів	Стандартизований етап експорту

Обговорення результатів. Практична апробація показала, що ключовим фактором якості є не лише сама генеративна модель, а й формалізація вимог до результату. Невизначений запит може привести до візуально привабливого зображення, яке непридатне як текстура: на ньому можуть бути перспективні спотворення, освітлення, тіні від уявних об'єктів, написи або елементи, що не повторюються коректно.

Порівняння з сучасними науковими підходами показує, що запропонований workflow відповідає загальній тенденції розвитку генеративних технологій: від генерації 2D-зображення до керованого створення матеріалу з урахуванням геометрії, освітлення та структури 3D-об'єкта. Point-UV Diffusion і TEXGen демонструють важливість роботи в UV або безпосередньо в texture space, тоді як MatFuse і DreamMat акцентують керованість і PBR-сумісність.

Водночас практичне використання готових генеративних сервісів має обмеження. По-перше, результат залежить від формулювання запиту та конкретної моделі. По-друге, автоматично отримане зображення не гарантує фізичної коректності матеріалу. По-третє, для ігрових рушіїв важливі роздільна здатність, формат карт, пам'ять GPU, кількість матеріальних варіантів і продуктивність рендерингу. По-четверте, необхідно враховувати ліцензійні та авторсько-правові умови використання генеративного сервісу.

Отже, автоматизацію доцільно трактувати як напівавтоматичний процес human-in-the-loop. Генеративна модель виконує синтез і пропонує альтернативи, тоді як фахівець задає вимоги, оцінює результат, контролює відповідність матеріалу сцені та приймає остаточне рішення.

Для кількісної оцінки ефективності в подальших експериментах доцільно фіксувати щонайменше чотири показники: час до першого прийнятного результату, кількість ітерацій генерації, середню оцінку C1–C5 та час підготовки матеріалу до імпорту в 3D-середовище. Це дозволить перейти від якісного опису переваг до статистично обґрунтованого порівняння.

Переваги та обмеження. До основних переваг запропонованого підходу належать швидке формування декількох варіантів, зменшення обсягу рутинного ручного редагування, можливість використовувати текстові та візуальні референси, ітеративне уточнення результату та інтеграція з сучасним процесом 3D-розроблення.

Основними обмеженнями є залежність від конкретної генеративної моделі, можливі артефакти, недостатня геометрична узгодженість, складність отримання стабільно безшовних матеріалів, необхідність постобробки та питання прав інтелектуальної власності. Тому повна автоматизація без експертного контролю для професійного використання є недоцільною.

4. Висновки. У роботі проаналізовано сучасні підходи до генерації цифрових текстур із використанням генеративного штучного інтелекту та визначено їхню придатність для автоматизації підготовки матеріалів у 3D-середовищах. Критичний аналіз сучасних досліджень показав перехід від загальної генерації зображень до методів, що враховують UV-простір, геометрію, освітлення та структуру PBR-матеріалу.

Запропоновано алгоритм, який включає формування вимог, побудову запиту, генерацію кандидатів, оцінювання за п'ятьма критеріями, підготовку матеріальних карт, перевірку на 3D-моделі та ітеративне уточнення. Така структура робить процес відтворюваним і дозволяє поєднати можливості генеративної моделі з професійним контролем фахівця.

Практичні приклади старої цегляної поверхні та матового металу показали, що різні типи матеріалів потребують різних критеріїв контролю. Для цегли критичними є безшовність, природність повторення та варіативність елементів, для металу – мікрорельєф, шорсткість, металевість і поведінка під освітленням.

Перспективним напрямом є проведення кількісного експерименту з фіксацією часу, кількості ітерацій, якості результатів і ресурсних витрат для кількох генеративних моделей. Таке дослідження дозволить визначити оптимальні сценарії використання генеративного штучного інтелекту в розробленні цифрових матеріалів.

Конфлікт інтересів. Автори декларують, що не мають конфлікту інтересів стосовно даного дослідження, в тому числі фінансового, особистісного характеру, авторства чи іншого характеру, що міг би вплинути на дослідження та його результати, представлені в даній статті.

Фінансування. Дослідження проводилося без фінансової підтримки.

Доступність даних. Дані будуть надані за обґрунтованим запитом.

Використання штучного інтелекту. Під час підготовки рукопису автори використовували OpenAI ChatGPT (модель GPT-5.6 Luna) для допомоги у структурному редагуванні тексту, мовному доопрацюванні та формуванні окремих формулювань. Наукові твердження, бібліографічні відомості та остаточний зміст рукопису перевірялися авторами. Інструмент штучного інтелекту не використовувався як джерело наукових доказів, а його результати не визначали самостійно висновки дослідження.

Внесок авторів. Коваль А.О.: концептуалізація дослідження, постановка завдань, методологія, аналіз літератури, формування алгоритму, підготовка рукопису, редагування та візуалізація. Каменецька Ю.В.: участь у формуванні практичних сценаріїв, аналізі вимог до цифрових матеріалів, обговоренні результатів та редагуванні рукопису.

ISSN 2786-5460 (Print), ISSN 2786-5479 (Online)

References:

1. Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A., Bengio, Y. (2014). Generative Adversarial Nets. *Advances in Neural Information Processing Systems*. Vol. 27.
2. Ho, J., Jain, A., Abbeel, P. (2020). Denoising Diffusion Probabilistic Models. *Advances in Neural Information Processing Systems*. Vol. 33.
3. Rombach, R., Blattmann, A., Lorenz, D., Esser, P., Ommer, B. (2022). High-Resolution Image Synthesis with Latent Diffusion Models. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. P. 10684–10695. DOI: 10.1109/CVPR52688.2022.01042.
4. Yu, X., Dai, P., Li, W., Ma, L., Liu, Z., Qi, X. (2023). Texture Generation on 3D Meshes with Point-UV Diffusion. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. P. 4206–4216.
5. Vecchio, G., Sortino, R., Palazzo, S., Spampinato, C. (2024). MatFuse: Controllable Material Generation with Diffusion Models. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. P. 4429–4438. DOI: 10.1109/CVPR52733.2024.00424.
6. Zhang, Y., Liu, Y., Xie, Z., Yang, L., Liu, Z., Yang, M., Zhang, R., Kou, Q., Lin, C., Wang, W., Jin, X. (2024). DreamMat: High-quality PBR Material Generation with Geometry- and Light-aware Diffusion Models. *ACM Transactions on Graphics*. Vol. 43, No. 4. DOI: 10.1145/3658170.
7. Zhang, C., et al. (2024). DiffMat: Latent diffusion models for image-guided material generation. *Visual Informatics*. Vol. 8, No. 1. P. 6–14. DOI: 10.1016/j.visinf.2023.12.001.
8. Mitchel, T.W., Esteves, C., Makadia, A. (2024). Single Mesh Diffusion Models with Field Latents for Texture Generation. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. P. 7953–7963. DOI: 10.1109/CVPR52733.2024.00760.
9. Yu, X., Yuan, Z., Guo, Y.-C., Liu, Y.-T., Liu, J., Li Y., Cao, Y.-P., Liang, D., Qi, X. (2024). TEXGen: A Generative Diffusion Model for Mesh Textures. *ACM Transactions on Graphics.* Vol. 43, No. 6, Article 213. DOI: 10.1145/3687909.
10. Huang, X., Wang, T., Liu, Z., Wang, Q. (2024). Material Anything: Generating Materials for Any 3D Object via Diffusion. arXiv preprint arXiv:2411.15138.
11. Xie, Z., Zhang, Y., Tang, X., Wu, Y., Chen, D., Li, G., Jin, X. (2024). StyleTex: Style Image-Guided Texture Generation for 3D Models. *ACM Transactions on Graphics.*
12. Richardson, E., et al. (2023). TEXTure: Text-Guided Texturing of 3D Shapes. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.
13. Chen, A., et al. (2023). Text2Tex: Text-driven Texture Synthesis of 3D Shapes. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision.
14. Adobe. Substance 3D Sampler: Text-to-texture and Image-to-texture generative workflows. Adobe Experience League. 2024–2026.
15. Blender Foundation. Blender Manual: Materials and Texture Painting. 2025.
16. Epic Games. Unreal Engine Documentation: Materials and Textures. 2025.
17. Unity Technologies. Unity Manual: Materials, Textures and Shaders. 2025.

Примітка щодо практичної апробації

Для ілюстрації практичної апробації використано демонстраційні зображення, створені спеціально для цього рукопису. Вони візуалізують послідовність формування PBR-матеріалу та його застосування на 3D-об'єкті й не подаються як результати кількісного бенчмарку конкретної генеративної моделі.

Відомості про авторів

Англ.	Укр.
Alina Koval Senior Lecturer at the Department of Computer Information Systems and Technologies, Dean of the Faculty of Computer Information Technologies, Interregional Academy of Personnel Management alina.kovalp@gmail.com ORCID: 0009-0001-7379-5065	Коваль Аліна Олександрівна старший викладач кафедри комп'ютерних інформаційних систем і технологій, декан факультету комп'ютерно-інформаційних технологій, Міжрегіональна Академія управління персоналом alina.kovalp@gmail.com ORCID: 0009-0001-7379-5065
Yuliia Kamenetska PhD, Associate Professor at the Department of Design, Interregional Academy of Personnel Management kamenecka.yliya@ukr.net ORCID: 0000-0002-9172-8923	Каменецька Юлія В'ячеславівна доктор філософії, доцент кафедри дизайну, Міжрегіональна Академія управління персоналом kamenecka.yliya@ukr.net ORCID: 0000-0002-9172-8923
Anton Kobrynets Candidate of Technical Sciences, Head of the Department of Computer Sciences and Intelligent Systems, Interregional Academy of Personnel Management info@kobrynets.com ORCID: 0009-0002-1484-2244	Кобринець Антон Костянтинович кандидат технічних наук, завідувач кафедри комп'ютерних наук та інтелектуальних систем, Міжрегіональна Академія управління персоналом info@kobrynets.com ORCID: 0009-0002-1484-2244

Дата надходження статті: 14.04.2026
Дата надходження виправленої версії статті: 16.06.2026
Дата прийняття статті: 30.06.2026
Дата публікації статті: 26.10.2026