



А. О. Гончаренко, Д. В. Федасюк

Національний університет "Львівська політехніка", м. Львів, Україна

УДОСКОНАЛЕННЯ МЕТОДУ ПРОЦЕДУРНОГО ГЕНЕРУВАННЯ ВІРТУАЛЬНИХ ЛАНДШАФТІВ З ВИКОРИСТАННЯМ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Розглянуто сучасні тенденції у моделюванні віртуальних світів, зокрема перехід від ручної роботи дизайнерів до процедурного генерування контенту, яке значно скорочує тривалість і вартість розроблення, проте є комплексним процесом, що потребує ретельного налаштування. Проаналізовано традиційні методи процедурного генерування зображень та виявлено проблеми їхнього застосування. Досліджено можливості використання технології машинного навчання для створення цифрових рельєфів місцевості, проаналізовано наявні генеративні моделі штучного інтелекту, а також розглянуто їхні переваги та недоліки. Удосконалено метод генерування цифрових моделей місцевості на підставі варіаційного автоенкодера. Застосовано декодер як інструмент для створення висотних карт низької роздільної здатності, що зберігають основні геологічні структури місцевості. На відміну від генеративно-змагальних мереж, які часто використовують для створення складних графічних об'єктів, запропонована архітектура моделі забезпечує більшу стабільність навчання та можливість модифікації латентного простору для гнучкого налаштування вихідного результату. Проведено постоброблення цифрової карти висот способом підвищення роздільної здатності та застосування градієнтних масок. На відміну від традиційних методів, що використовують маски фрактального шуму для додавання дрібних деталей, запропоновано використання градієнтів – значень похідної від функції нахилу в конкретній точці. Такий підхід дає змогу імітувати ефект ерозії, здійснюючи більший вплив на зони з великим нахилом і маючи значно менший ефект на горизонтальних ділянках. У запропонованій моделі процедурного генерування віртуальних ландшафтів метод виконує роль генератора скелету місцевості, тоді як фрактальні градієнтні маски додають дрібні деталі без ресурсозатратної симуляції складних фізичних процесів. Встановлено можливість інтеграції паралельних обчислень, що дає змогу виконувати процес генерування ландшафтів на графічних процесорах, на відміну від алгоритмів ерозії. Запропоноване рішення забезпечує ефективний компроміс між візуальною якістю згенерованих моделей місцевості та ефективністю процесу генерування.

Ключові слова: цифрова карта висот; варіаційний автоенкодер; алгоритми генерування шуму; градієнт висоти; реалістичний рельєф місцевості.

Вступ / Introduction

Віртуальні ландшафти відіграють важливу роль у багатьох сферах, від наукових досліджень до промислових симуляцій та індустрії розваг. Генерування реалістичних рельєфів місцевості може бути комплексним, багатоступеневим процесом, що містить численні етапи, кожен з яких може бути вдосконалений та адаптований під специфічні потреби проєкту. На кожному з цих етапів використовують різноманітні алгоритми, що виконують свої унікальні функції у загальному процесі. Наприклад, фрактальні алгоритми шуму можуть відповідати за створення основних форм рельєфу, тоді як ерозійні процеси моделюють динаміку взаємодії між елементами ландшафту, підвищуючи його реалістичність. Кожен з цих алгоритмів відіграє ключову роль у створенні візуально привабливих і функціональних 3D-середовищ, надаючи можливість розробникам удосконалити процес генерування цифрових карт висот відповідно до поставлених цілей.

Потреби в генеруванні ландшафтів варіюються залежно від специфіки застосування. У кінематографії та анімації увагу часто акцентують на візуальній реалістичності, що дає змогу створювати захоплювальні та деталізовані сцени, які приваблюють глядачів. В ігровій індустрії важливі швидкість та досконалість процесу генерування рельєфу, оскільки це впливає на безперервність ігрового процесу та загальний досвід користувача. З іншого боку, для геологічних, будівельних та інженерних симуляцій критично важливими є фізична точність і деталізація місцевості, що забезпечують реалістичне моделювання процесів і структур у природних середовищах. Отже, різноманітність вимог до генерування ландшафтів зумовлює потребу використання адаптивних та багатофункціональних підходів, що дадуть змогу знайти оптимальний баланс між реалістичністю, швидкістю та візуальною привабливістю згенерованих ландшафтів.

Сучасні виклики до генерування карт висот в ігровій

Інформація про авторів:

Гончаренко Антон Олександрович, магістр, кафедра програмного забезпечення.

Email: anton.honcharenko.mnpzm.2023@lpnu.ua; <https://orcid.org/0009-0000-1230-4886>

Федасюк Дмитро Васильович, д-р техн. наук, професор, завідувач кафедри програмного забезпечення.

Email: dmytro.v.fedasyuk@lpnu.ua; <https://orcid.org/0000-0003-3552-7454>

Цитування за ДСТУ: Гончаренко А. О., Федасюк Д. В. Удосконалення методу процедурного генерування віртуальних ландшафтів з використанням машинного навчання. Науковий вісник НЛТУ України. 2025, т. 35, № 2. С. 116–123.

Citation APA: Honcharenko, A. O., & Fedasyuk, D. V. (2025). Enhancing procedural generation of virtual landscape using machine learning. *Scientific Bulletin of UNFU*, 35(2), 116–123. <https://doi.org/10.36930/40350213>

індустрії полягають у тому, що традиційні алгоритми, хоч і є надійними та ефективними, проте не здатні створювати по-справжньому складні й геологічно обґрунтовані місцевості. Для цього потрібні глибокі геологічні знання та великий набір фізичних параметрів, що значно ускладнює процес. Окрім цього, промислове генерування ландшафтів для кінематографа часто потребує тривалого часу і ресурсів, що робить її непридатною для застосування у режимі on-the-fly під час ігрового процесу.

Використання технології машинного навчання може стати ключем для вирішення проблеми вибору між ефективністю та реалістичністю генерування віртуальних ландшафтів та надати можливість досягти балансу між цими параметрами під час їх моделювання.

Об'єкт дослідження – процедурне генерування віртуальних ландшафтів.

Предмет дослідження – методи і засоби генерування ландшафту із використанням варіаційного автоенкодера, що дасть змогу створювати реалістичний рельєф, уникаючи обчислювально складних фізичних симуляцій.

Мета роботи – удосконалити метод процедурного генерування цифрових карт висот, який використовуватиме варіаційний автоенкодер як генеративну модель машинного навчання для створення основних форм рельєфу з подальшою їхньою деталізацією, що дасть змогу зберегти реалістичну структуру ділянок згенерованої місцевості.

Для досягнення зазначеної мети визначено такі основні завдання дослідження:

- проаналізувати наявні методи створення віртуальних рельєфів місцевості за допомогою традиційних алгоритмів процедурного генерування цифрових карт висот та моделей машинного навчання, що дасть змогу оцінити їх обмеження та можливості;
- розробити архітектуру варіаційного автоенкодера, що дасть змогу здійснити навчання генеративної моделі;
- зібрати та нормалізувати топографічні дані, що дасть змогу забезпечити якісну й однорідну вибірку для тренування моделі;
- провести навчання моделі на основі підготовлених даних, що дасть змогу ефективно реконструювати основні ознаки місцевості для подальшого оброблення;
- обрати придатний алгоритм постоброблення отриманої карти висот, що забезпечить підвищення роздільної здатності та деталізації рельєфу;
- проаналізувати отримані результати та сформулювати висновки щодо ефективності роботи розробленого методу, що дасть змогу оцінити його потенціал для застосування в реальних сценаріях.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. З моменту зародження ідеї процедурного генерування ландшафтів і дотепер у цій сфері переважають шумові алгоритми. У роботі [12] здійснено порівняльний аналіз основних із них. Для алгоритму Diamond-Square характерна висока швидкість генерування фрактальних структур без потреби використання чисельних октав. Value Noise вирізняється низькими вимогами до пам'яті. Perlin та Simplex Noise забезпечують вищу деталізацію внаслідок застосування Броунівського руху. Worley Noise генерує унікальні текстури, які можуть бути корисними у специфічних випадках. Водночас, недоліком усіх п'яти описаних алгоритмів є те, що їхній результат є наслідком обчислення псевдовипадкових чисел, що ускладнює цілеспрямований контроль над процесом генерування місцевості. Як можливе вирішення цієї проблеми,

автор наводить приклад підходів, заснованих на використанні програмних агентів, еволюційних алгоритмів та фізично обґрунтованих моделей.

У роботі [4] описано систему для моделювання ерозії на підставі перенесення частинок, яка адаптована до різних типів наведення рельєфу, таких як висотні карти, тривимірні сітки та імпліцитні моделі поверхні. Автори поділяють процес ерозії на два основних етапи: зміна рельєфу та транспортування матеріалу. Для цього використовують симуляцію дії фізичних законів. Частинки, які взаємодіють з поверхнею, зумовлюють її зміну в точках зіткнення, та переносять матеріал під впливом фізичних сил. Векторне поле, яке можна адаптувати під конкретні вимоги, дає змогу точніше моделювати вплив різних параметрів на рух частинок. Однак у роботі зазначено, що використання цього методу на моделях рельєфу з високою деталізацією або складною геометрією є обмеженим через високу обчислювальну складність, оскільки для кожної частинки потрібно враховувати її точну траєкторію та взаємодію з великою кількістю інших об'єктів.

У разі, коли використання ерозії є недоречним через високі обчислювальні витрати, застосовують простіші алгоритми для генерування скелету місцевості. Один з таких описано у роботі [14], де було запропоновано вдосконалений алгоритм дифузійно-обмеженої агрегації DLA (англ. *Diffusion-Limited Ggregation*) для моделювання фрактальних річкових мереж. Метод ґрунтується на випадковій дифузії частинок у середовищі з їх агрегацією в точках нуклеації, що призводить до формування розгалужених структур, де частинки осідають на наявних утвореннях, збільшуючи їх протяжність вздовж напрямків мінімального опору, утворюючи хребти та лінійні структури. Моделювання системи річок показало високу відповідність між реальними та передбаченими фрактальними мережами. Однак цей метод не підходить для створення нескінченних карт, оскільки потребує фіксованої точки кластеризації, що обмежує його застосування у сценаріях процедурного генерування великих та безкінечних просторів. Також, через залежність кожного кроку від попереднього, алгоритм не може бути ефективно розпаралелений, що знижує можливості щодо його оптимізації.

Обмеження традиційних методів разом із розвитком нейронних мереж стимулюють дослідження генеративних моделей, які пропонують гнучкіші та масштабованіші підходи до процедурного генерування ландшафтів. Один з таких прикладів описано у роботі [1]. TileGAN – це метод синтезу текстур, що використовує GAN (англ. *Generative Adversarial Networks*) для швидкого та масштабованого створення текстур з безшовним комбінуванням латентних тайлів, що зменшує граничні артефакти. Він складається з генератора, який створює зразки, та дискримінатора, що оцінює їх відповідність навчальним даним. Основний внесок TileGAN полягає у створенні великих текстурних карт способом накладення плиток на результат GAN, надаючи користувачу можливість взаємодіяти з латентним полем для досягнення художнього контролю. Користувач може отримати текстуру розміром до 1.6 мегапікселів, що є значним досягненням у генеруванні текстур. Проте, на думку авторів, деякі латентні тайли можуть призводити до візуальних артефактів, що потребує значних подальших модифікацій.

У роботі [10] наведено метод процедурного генерування 3D-ландшафтів, що базується виключно на використанні реальних супутникових знімків та сучасних технологій глибокого навчання. Замість застосування заздалегідь визначених шаблонів, дослідження передбачає генерування випадкових супутникових знімків, що точно імітують розподіл реальних даних, способом перетворення випадкового шуму в зображення. Метод реалізовано за допомогою двох нейронних мереж: перша – GAN, заснована на архітектурі ProGAN, яка за допомогою прогресивного зростання відтворює зображення від низького до високого розділення способом поступового впровадження нових шарів; друга – умовна GAN (CGAN), що використовує архітектуру U-net із пропускними зв'язками для перекладу згенерованих супутникових знімків у відповідні цифрові моделі рельєфу. Хоча запропонований підхід ефективно створює окремі високоякісні фрагменти, актуальною залишається проблема забезпечення суміжності між ними під час генерування безмежного ігрового світу.

У роботі [7] застосовано альтернативний підхід – поєднання процедурного генерування шуму Перліна з перенесенням стилю висотних карт за допомогою GAN. Це дало можливість створювати рельєфи, що відтворюють морфологічні характеристики реальних місцевостей, однак загальні топографічні структури залишаються самоповторюваними через природу фрактальних алгоритмів на великих відстанях, що істотно впливає на візуальну якість результату.

Проаналізувавши сучасні дослідження, виявлено тенденцію до використання генеративних моделей у процедурному генеруванні. Однак GAN значно залежні від якості даних і можуть бути нестабільними, водночас вибір між ефективністю шумових алгоритмів і точністю фізичного моделювання ерозії залишається складним. Тому актуальними є дослідження гібридних підходів, що поєднують машинне навчання для створення базової структури місцевості з класичними алгоритмами деталізації.

Результати дослідження та їх обговорення / Research results and their discussion

Опис запропонованого методу. Новий спосіб створення рельєфу місцевості ґрунтується на використанні варіаційного автокодера VAE (англ. *Variational Autoencoder*) [15] на початкових етапах генерування цифрових карт висот. Метод використовує VAE для генерування карт розміром 64×64 пікселів, роздільна здатність яких збільшується за допомогою бікубічної інтерполяції [13], після чого цифрова модель рельєфу DEM (англ. *Digital Elevation Model*) обробляється шарами фрактальних градієнтних масок для підвищення деталізації способом імітації ерозійних процесів.

Підготовка набору даних. Перед проведенням тренування генеративної моделі, потрібно зібрати датасет достатнього обсягу для якісного відтворення рельєфних структур місцевості.

Для отримання топографічних даних використано платформу OpenTopography, яка забезпечує доступ до високоточної топографічної інформації про земну поверхню, враховуючи дані, отримані за допомогою радара та фотограмметрії. Платформа також надає інструменти для оброблення та візуалізації цих даних.

У дослідженні використовують дані моделі SRTMGL3 (англ. *Shuttle Radar Topography Mission Glo-*

bal 3 arc second), яка надає висотні карти з роздільною здатністю 90 метрів на піксель.

Початкові дані про місцевість отримують з відкритого джерела OpenTopography API, у форматі GeoTIFF. Приклад ділянки місцевості у вказаному форматі зображено на рис. 1. Дані містять цифрові моделі рельєфу DEM, що є двовимірними масивами, де кожен піксель має значення висоти певної точки місцевості.

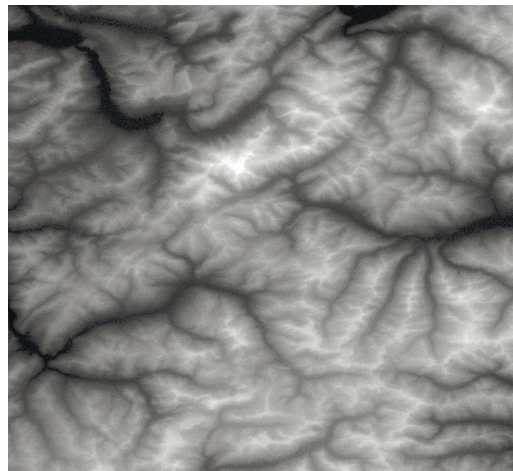


Рис. 1. DEM-зображення фрагменту альпійського регіону у форматі GeoTiff / DEM of a fragment of the Alpine region in GeoTiff format

Після завантаження файлів у форматі GeoTIFF їхнє оброблення здійснюється за допомогою бібліотеки Rasterio. Висотні дані наведені у вигляді двовимірної числової матриці, де кожен елемент відповідає певному пікселю та містить значення абсолютної висоти н.р.м. Для підвищення ефективності зберігання та пришвидшення подальшого оброблення дані серіалізуються у стисненому форматі pickle.

Оскільки цифрові моделі рельєфу DEM можуть мати неоднорідну просторову роздільну здатність, усі зображення нормалізуються до єдиного формату. Для цього використовують коефіцієнт масштабування, який базується на емпіричному наближенні, згідно з яким 1° географічної довготи або широти відповідає ≈111 км. Це дає змогу однозначно трансформувати географічні координати (широту і довготу) у піксельні розміри, що забезпечує коректне узгодження просторових даних із встановленою системою координат.

Наступним етапом є поділ DEM-даних на менші фрагменти розміром 8×8 км. Такий розмір тайлів забезпечує збереження топографічних особливостей місцевості без надмірної деталізації, що могло б ускладнити подальше оброблення. Фрагменти, які містять недостатню кількість значущих топографічних елементів (наприклад, рівнинні регіони або водні поверхні з низьким контрастом), вилучаються з вибірки, оскільки їхня інформативність для навчання моделі є недостатньою.

Додатково здійснюється фільтрація за рівнем шуму, де фрагменти з надмірними артефактами, що перевищують встановлений поріг, також видаляються.

Після сегментації зображень нормалізують їхній розмір: усі отримані тайли масштабуються до роздільної здатності 64×64 пікселів. Одночасно виконується нормалізація висотних значень – вони лінійно трансформуються в діапазон [0; 255], що відповідає градаціям сірого у форматі зображення. Це дає змогу використовувати стандартні алгоритми оброблення зображень для подальшого аналізу.

На фінальному етапі всі підготовлені тайли зберігаються у форматі PNG. Із початкового набору, що містив 51 989 зображень, після попереднього оброблення та фільтрації залишилося 31 418 тайлів, які сформували кінцевий датасет. Цей набір використовують для навчання генеративної моделі, а також для її валідації та тестування.

Вибір архітектури моделі. Цільова генеративна модель використовує архітектуру VAE та складається з двох основних частин: енкодера та декодера, які забезпечують створення цифрової моделі рельєфу DEM, навчаючись відтворювати їх ключові особливості.

Енкодер виконує багаторівневе згорткове кодування вхідного DEM-зображення розміром 64×64 пікселі з одним каналом, поступово зменшуючи його просторову роздільну здатність і виділяючи релевантні топографічні ознаки. Це дає змогу трансформувати вихідні дані у компактне латентне наведення, з якого декодер зможе відновити структурні особливості рельєфу. На початковому етапі модель використовує послідовність згорткових шарів, що дає змогу поступово зменшувати просторову розмірність зображення. Кількість фільтрів у шарах нарощується від 32 до 256, що сприяє переходу від локального виділення контурів до глибшої абстракції топографічних особливостей. Наприкінці кожного згорткового шару застосовують BatchNormalization для стабілізації процесу навчання та LeakyReLU-активацію. Після згорткових операцій отримані карти ознак перетворюються у векторне наведення через шар Flatten, а потім ущільнюються за допомогою повнозв'язного шару розмірністю 64. На фінальному етапі енкодер формує параметри ймовірнісного розподілу латентного простору. Два окремі повнозв'язні шари обчислюють параметри нормального розподілу в латентному просторі: z_mean визначає центр розподілу, а z_log_var – його дисперсію. Оскільки вибір латентних значень має бути диференційовним для ефективного навчання, використовують метод повторного параметризування (Sampling). Він генерує латентний вектор способом додавання випадкового шуму до z_mean , масштабованого стандартним відхиленням, отриманим з z_log_var . Це дає змогу мережі реконструювати рельєфи зі зміненими деталями, а не тільки відтворювати зображення з тренувального датасету.

Декодер виконує зворотну операцію, поступово реконструюючи DEM-зображення зі згенерованого латентного наведення. Латентний вектор спершу трансформується у тензор розміром $4 \times 4 \times 256$ через Dense-шар, після чого проходить через Reshape, що забезпечує початкове розгортання просторової структури. Для етапного відновлення роздільної здатності застосовують чотири транспоновані згорткові шари (Conv2D Transpose), у процесі яких відбувається поступове збільшення розмірів зображення до 64×64 . Водночас кількість каналів поступово зменшується від 256 до 32, що дає змогу спочатку відновити загальні топографічні закономірності, а потім деталізувати рельєф. Після кожного транспонованого згорткового шару знов використовують BatchNormalization та LeakyReLU-активацію.

На завершальному етапі застосовують фінальний транспонований згортковий шар з ядром 3×3 та сигмоїдною активацією, що формує DEM-зображення у нормалізованому діапазоні $[0, 1]$. Отже, вихідні значення відповідають висотним характеристикам рельєфу, а ге-

неративна модель може детально відтворювати як загальні форми, так і дрібніші локальні структури ландшафту.

Постоброблення та підвищення роздільної здатності DEM-зображення. Для імітації ерозійних процесів застосовано метод градієнтної маски. Він дає змогу підкреслити структуру місцевості без потреби виконання складних фізичних симуляцій. Використання градієнта значно скорочує обчислювальні витрати, оскільки замість моделювання руху води та перенесення осадів, коригуються висоти точок залежно від крутизни схилу.

Градієнт рельєфу визначає, наскільки швидко змінюється висота в певній точці, тобто вказує напрямки і стрімкість схилу. У природних умовах вода завжди стікає в напрямку найбільшого градієнта, поступово розмиваючи породу та нагромаджуючи осади в низинах. Тому, якщо використовувати градієнт для корекції висоти, можна отримати ефект, схожий на довготривалий вплив ерозійних процесів.

У разі цифрової моделі висот (DEM), вектор градієнта обчислюють за допомогою наближених похідних, використовуючи метод скінченних різниць.

Градієнт у напрямку осі x (зміна висоти у горизонтальному напрямку) визначають як:

$$\frac{\partial h}{\partial x} = \frac{h(i+1, j) - h(i-1, j)}{2\Delta x} \quad (1)$$

Градієнт у напрямку осі y (зміна висоти у вертикальному напрямку) обчислюють аналогічно:

$$\frac{\partial h}{\partial y} = \frac{h(i, j+1) - h(i, j-1)}{2\Delta y} \quad (2)$$

де: $h(i, j)$ – значення висоти в точці з координатами (i, j) ; Δx і Δy – відстань між сусідніми точками.

Модуль градієнта визначає крутизну схилу:

$$m = \sqrt{\left(\frac{\partial h}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial h}{\partial y}\right)^2} \quad (3)$$

Отримане значення градієнта дає змогу визначити напрямки можливого стоку води та, відповідно, вплив ерозійних процесів. Використовуючи це, карта висот модифікується так, щоб зменшити значення висоти в областях із високим значенням градієнта, імітуючи процес ерозії:

$$h' = \frac{h}{1 + k \cdot m} \quad (4)$$

де k – коефіцієнт, що контролює рівень впливу градієнта на зміну висоти.

Застосовуючи описаний метод, на вершини гірських хребтів та рівнинні ділянки із найменшим нахилом ерозія впливає найменше, проте круті схили піддаються більшому згладженню.

Проте такий підхід все-таки ще не надає ландшафту дрібних деталей. Для цього зазвичай використовують фрактальні алгоритми, а отже, можемо використати подібний підхід для досягнення бажаного результату.

Після обчислення матриці градієнтів початкової цифрової моделі висот DEM генерується додатковий шар за допомогою алгоритму шуму. Проте, замість накладення вказаного шару на наявне зображення, як відбувається у більшості фрактальних алгоритмів, обчислюється матриця градієнтів цього шару аналогічно із матрицею градієнтів початкового зображення. На наступному етапі матриця градієнтів шару шуму додається до матриці градієнтів початкового зображення. Анало-

гічно, створюються додаткові шари шуму, кожен з яких володіє більшою деталізацією та додаються до загальної матриці градієнтів (рис. 2). На фінальному етапі отримана матриця градієнтів застосовується для одночасної модифікації початкового зображення.

Тоді, остаточна формула виглядає так:

$$h' = \frac{h}{1 + \sum_{j=0}^n k_j \cdot m_j}, \quad (5)$$

де: h – згенерована карта висот; k_j – коефіцієнт впливу j -го шару шуму; m_j – значення j -го градієнтного шуму; n – кількість шарів шуму.

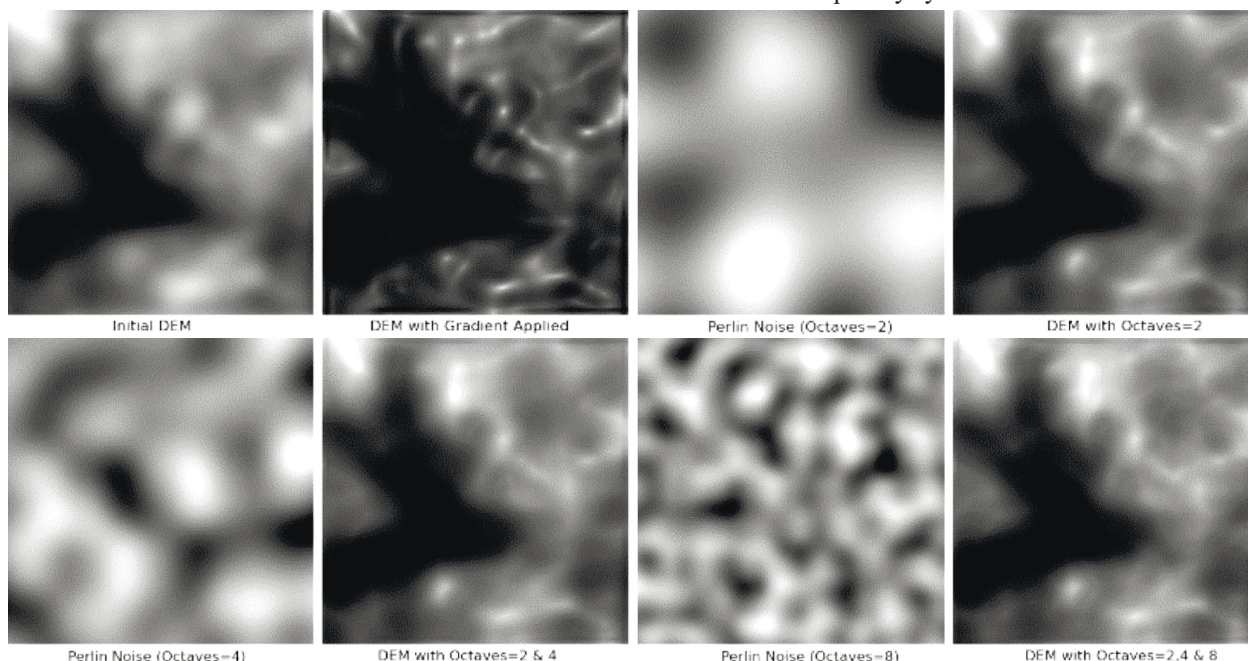


Рис. 2. Поетапний вплив шарів градієнтів на зображення / Layer-by-layer influence of gradients on an image

Отже, ефекту, що імітує ерозію, досягають способом детермінованих алгоритмів шуму без безпосередньої симуляції фізичного руху частинок, розмиття та переміщення гірської породи осадами. Фінальний фрагмент цифрової моделі висот DEM зображено на рис. 3.

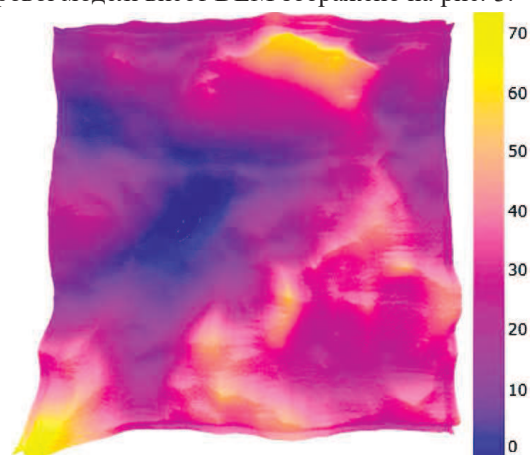


Рис. 3. 3D-зображення фінальної цифрової моделі висот DEM / 3D rendering of the final DEM

Отже, формула для отримання фінальної цифрової моделі висот Final_DEM випливає з формули (5) та виглядає так:

$$Final_DEM(x, y) = h'(x, y) = \frac{h(x, y)}{1 + \sum_{j=0}^n k_j \cdot m_j(x, y)}, \quad (6)$$

де: h – згенерована за допомогою VAE, інтерпольована карта висот; m_j – значення j -тої градієнтної маски; k_j – коефіцієнт впливу j -тої маски; n – кількість шарів масок; x та y – координати точки оброблення. Схему повного процесу генерування DEM-зображення наведено на рис. 4. Значення k повинно бути достатнім для додавання текстури та реалістичних нерівностей поверхні, водночас зберігаючи основні геологічні ознаки моделі висот. Під час перевірки швидкодії запропонованого методу здійснюють порівняння із двома іншими алгоритмами. Для симуляції гідралічної ерозії рельєфу використано бібліотеку Landlab. Основні параметри оброблення: коефіцієнт еродованості ($K_{sp} = 0.005$), експоненти m_{sp} (0.4) та n_{sp} (1.1), часовий крок ($dt = 100$), кількість ітерацій ($num_steps = 300$).

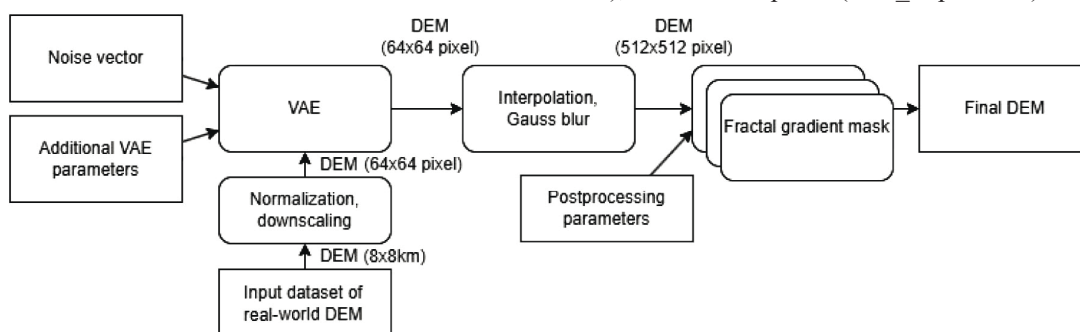


Рис. 4. Схеми роботи алгоритму процедурного генерування цифрової моделі висот DEM з використанням VAE та градієнтних масок / Workflow diagram of the procedural DEM generation algorithm using VAE and gradient masks

Для порівняння розробленого методу із фрактальним алгоритмом використовують чотири шари шуму Перліна зі значеннями октав 4, 6, 8, 12.

У табл. 1 наведено порівняння часу генерування фрагменту DEM розміром 512×512 пікселів.

Табл. 1. Порівняння швидкодії алгоритмів / Comparison of algorithm performance

Назва алгоритмів	Тривалість генерування DEM (ms)
Fractal Perlin noise	7634
Hydraulic erosion	131605
VAE + gradient mask	18466

Для оцінювання якості результатів роботи генеративної моделі створено по 2000 зображень за кожним із методів. Для порівняння метрик реалістичності DEM-зображення, аналогічний набір було отримано за допомогою шуму Перліна, а також відібрано 2000 випадкових зображень із реального датасету, що використовувався для тренування варіаційного автоенкодера. Результати наведено у табл. 2.

Табл. 2. Оцінювання якості згенерованих результатів / Evaluation of the quality of generated results

	SSIM ↑	FID ↓	MSE ↓	PSNR ↑	EMD ↓
Real DEM	0.1225	15.21	0.10	15.64 dB	0.0011
Perlin noise	0.0813	473.37	0.15	9.08 dB	0.0017
VAE-generated	0.1178	135.82	0.11	12.23 dB	0.0013
VAE-generated, postprocessed	0.1196	122.33	0.11	14.80 dB	0.0012

Під час оцінювання результатів роботи методів генерування DEM-зображень, основну увагу приділяють відповідності створених остаточних даних очікуванням користувача та ефективності виконання самого процесу генерування моделі рельєфу. Розглянемо результати роботи запропонованого методу з якісного боку. У дослідженні найбільш вагомими є показники метрик SSIM та FID. Метрику SSIM (англ. *Structural Similarity Index Measure*) використовують для оцінювання візуальної схожості зображень, враховуючи такі аспекти, як яскравість, контраст і локальну структуру, водночас як метрику FID (англ. *Frechet Inception Distance*) – найбільш об'єктивна метрика реалістичності зображення, що порівнює статистику глибоких ознак реальних і синтетичних даних. У нашому випадку для визначення метрики FID використано модель для класифікації зображень InceptionV3.

Другим важливим параметром є ефективність процесу створення DEM-зображень. Швидкість виконання запропонованого методу можна оцінити за його алгоритмічною складністю. Після завершення навчання процес генерування нових зразків за допомогою VAE зводиться до обчислень у нейронній мережі з оцінкою як $O(N_{desc})$, де N_{desc} – кількість операцій у декодері. Для декодера складність кожного шару дорівнює $O(C_{in} \cdot C_{out} \cdot H \cdot W)$, де C_{in} – кількість вхідних каналів, C_{out} – кількість вихідних каналів, H і W висота і ширина вихідної карти ознак.

Для компактної моделі з фіксованою кількістю каналів і розмірністю вхідних даних, складність залишається відносно низькою, що дає можливість виконання за кілька мілісекунд.

З експериментальних даних можна побачити, що запропонований метод дає змогу досягти результатів високої реалістичності у 7.2 раза швидше, ніж алгоритм

гідравлічної ерозії. Зі загальних 18466 мілісекунд тривалості виконання, тільки 144 припадає на генерування початкової DEM, за допомогою VAE. Решту 18322 витрачено на підвищення роздільної здатності та обчислення впливу градієнтних масок, що надає широкі можливості до подальшої модифікації та оптимізації, оскільки матричні обчислення під час постоброблення легко піддаються розпаралеленню для виконання на графічних процесорах.

Отже, запропонований метод показав високу структурну відповідність результату генерування реальним топографічним ділянкам, істотно перевершивши фрактальний алгоритм Перліна за основними показниками (SSIM та FID). Хоча він дещо поступається останньому за швидкістю генерування DEM-зображень, проте значно перевершує ерозійні симуляції за цим параметром.

Обговорення результатів дослідження. У роботі [6] пропонують метод нескінченного генерування ландшафтів, який базується на навчальній моделі, здатній поступово розширювати цифрову модель рельєфу за допомогою модуля завершення місцевості (TCM). Додатково, для досягнення високого рівня деталізації, впроваджується модуль покращення (TEM), який використовує локальні топографічні характеристики для рівномірного збільшення роздільної здатності згенерованих ділянок. Модель досягла FID 114.376, завдяки поєднанню кількох модулів та генератора із 31 млн навчальних параметрів.

У роботі [9] запропоновано систему автоматизованого створення реалістичних віртуальних ландшафтів, засновану на комбінації VAE та умовної GAN, що використовує реальні DEM-дані для навчання латентного простору і генерування кількох варіантів рельєфу з одного зразка, а також для інтерполяції між різними рельєфами, що дало змогу створити інтерактивний інструмент, який дає змогу користувачу генерувати різноманітні ландшафти з мінімальним набором вхідних даних.

У межах роботи [5] розглянуто схожий підхід, що поєднує VAE та GAN для генерування рельєфу. Отриманий результат FID 119.24 продемонстрував високу реалістичність порівняно з традиційними шумовими алгоритмами. Водночас, він поступається підходам, що використовують дифузійні моделі, за точністю відтворення висотних розподілів.

У роботі [11] наведено метод SeamlessGAN, що здатний автоматично генерувати високоякісні, безшовно компоновані текстурні фрагменти навіть на великих масштабах, проте його застосування переважно обмежується текстуризацією, а не створенням DEM-місцевостей.

У роботі [3] запропоновано новий метод генерування цифрових рельєфів на підставі градієнтної репрезентації, що не залежить від абсолютних значень висоти, що дає змогу безшовно інтегрувати різні форми місцевості, отримані з процедурних, симуляційних або реальних даних. Завдяки цьому підходу та інтеграції додаткових методів постоброблення процес редагування та модифікації цифрових ландшафтів стає більш гнучким і ефективним.

Автори роботи [2] запропонували метод покращення рельєфу за допомогою модифікованого Phasor noise, що додає ерозійні патерни, зберігаючи природну структуру схилів, створених потоками води. Метод поєднує автоматичне генерування з можливістю ручного налаш-

тування та є значно менш ресурсозатратним за класичні алгоритми ерозії через відсутність фізичних симуляцій.

У роботі [8] запропоновано метод генерування ландшафтів для сферичних поверхонь, який базується на використанні програмних агентів та системи масок. Маски дадуть можливість гнучко контролювати вплив окремих агентів на різні рівні моделі, що усуває потребу в повному перерахунку ландшафту в разі зміни параметрів.

Отже, у проаналізованих дослідженнях переважно використовують тільки один з підходів до генерування DEM-зображень – генеративні моделі або традиційні алгоритми. У цій роботі запропоновано їх поєднання: генеративна модель забезпечує швидке створення базової структури місцевості, тоді як її деталізація здійснюється за допомогою фрактальних градієнтних масок. Цей метод дав можливість досягти реалістичності рельєфу без потреби у використанні складних генеративно-змальованих мереж, або фізичних симуляцій ерозії.

Отже, внаслідок виконаної роботи можна сформулювати такі наукову новизну та практичну значущість результатів дослідження.

Наукова новизна отриманих результатів дослідження – удосконалено метод процедурного генерування цифрових карт висот, який, на відміну від наявних методів, використовує варіаційний автоенкодер для створення основних форм рельєфу з подальшою їхньою деталізацією за допомогою накладання шарів градієнтних масок, що дає змогу зберегти реалістичну структуру ділянок згенерованої місцевості, уникаючи обчислювально складної симуляції ерозійних процесів.

Практична значущість результатів дослідження – запропонований метод, що поєднує генеративну модель та градієнтні маски, можна використати для ефективного генерування цифрових ландшафтів із зниженими обчислювальними витратами, уникаючи складних фізичних симуляцій, а також застосувати у таких галузях, як комп'ютерна графіка, розроблення відеоігор та геoinформаційних системах для автоматизованого створення ландшафтів з високим рівнем деталізації.

Висновки / Conclusions

Удосконалено метод процедурного генерування цифрових карт висот, який використовує варіаційний автоенкодер як генеративну модель машинного навчання для створення основних форм рельєфу з подальшою їхньою деталізацією, що дає змогу зберегти реалістичну структуру ділянок згенерованої місцевості. За результатами проведеного дослідження можна зробити такі основні висновки.

1. Проаналізовано використання традиційних алгоритмів процедурного генерування цифрових карт висот порівняно з моделями штучного інтелекту різних архітектур, виокремлено їх переваги та недоліки.
2. Запропоновано метод із використанням варіаційного автоенкодера для створення скелету місцевості з подальшим обробленням за допомогою алгоритмів інтерполяції та шарів із фрактальних градієнтних масок.
3. Створено датасет, що складається з фрагментів гірської місцевості, отриманих з відкритого джерела OpenTopography SRTMGL3. Здійснено фільтрацію та нормалізацію даних, що дало змогу забезпечити однорідну та достатню вибірку для навчання та оцінювання моделі.
4. Розроблено архітектуру VAE для запропонованого методу та здійснено тренування моделі з використанням

бібліотеки для глибинного машинного навчання Tensorflow, що забезпечило ефективну реконструкцію основних ознак місцевості для їх подальшого оброблення.

5. Описано алгоритм постоброблення вихідних DEM низької роздільної здатності за допомогою шарів фрактальних градієнтних масок для імітації ерозійних процесів, що уможливило здійснення деталізації місцевості, уникаючи складних фізичних симуляцій.
6. Визначено, що запропонований метод досягнув високих значень структурної подібності результату з топографією рельєфу реальної місцевості, перевершуючи за якістю шумові фрактальні алгоритми та перебуваючи на одному рівні з більш ресурсомісткими моделями, побудованими на архітектурі GAN. Також досліджуваний метод показав значно кращі показники швидкодії порівняно з алгоритмами ерозії, які часто використовують як альтернативу генеративним моделям.

References

1. Fröhstück, A., Alhashim, I., & Wonka, P. (2019). TileGAN: Synthesis of large-scale non-homogeneous textures. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 38(4), 58:1–58:11. <https://doi.org/10.1145/3306346.3322993>
2. Grenier, C., Guérin, E., Galin, E., & Sauvage, B. (2023). Real-time terrain enhancement with controlled procedural patterns. *Computer Graphics Forum*, 43(2), 1–13. <https://doi.org/10.1111/cgf.14992>
3. Guérin, E., Peytavié, A., Masnou, S., Digne, J., Sauvage, B., Gain, J., & Galin, E. (2022). Gradient terrain authoring. *Computer Graphics Forum*, 41(1), 1–12. <https://doi.org/10.1111/cgf.14460>
4. Hartley, M., Mellado, N., Fiorio, C., & Faraj, N. (2024). Flexible terrain erosion – A fluid simulation-independent approach compatible with multiple representations. *Scientific Reports*, 14(1), 1–17. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-4256563/v1>
5. Jain, A., Sharma, A., & Rajan, K. S. (2023). Adaptive & multi-resolution procedural infinite terrain generation with diffusion models and Perlin noise. In: *Thirteenth Indian Conference on Computer Vision, Graphics and Image Processing (ICVGIP 22)*, 1–9. <https://doi.org/10.1145/3571600.3571657>
6. Jain, A., Sharma, A., & Rajan, K. S. (2024). Learning based infinite terrain generation with level of detailing. In: *11th International Conference on 3D Vision (3DV 2024)*, Davos, Switzerland. URL: <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-04474972>
7. Merizzi, F. (2024). University of Bologna, Department of Informatics. arXiv Preprint arXiv:2403.08782. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2403.08782>
8. Morozov, M. Y., Levus, Y. V., Moravskiy, R. O., & Pustelnyk, P. Ya. (2020). Landscape generation for spherical surfaces: Problem analysis and solution. *Scientific Bulletin of UNFU*, 30(1), 136–141. <https://doi.org/10.36930/40300124>
9. Naik, S., Jain, A., Sharma, A., & Rajan, K. S. (2022). Deep generative framework for interactive 3D terrain authoring and manipulation. arXiv Preprint arXiv:2201.02369. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2201.02369>
10. Panagiotou, E., & Charou, E. (2020). Procedural 3D terrain generation using generative adversarial networks. In: *11th Hellenic Conference on Artificial Intelligence (SETN 2020)*, 1–9. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2010.06411>
11. Rodriguez-Pardo, C., & Garces, E. (2023). SeamlessGAN: Self-supervised synthesis of tileable texture maps. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 29(6), 2914–2925. <https://doi.org/10.1109/TVCG.2022.3143615>
12. Rose, T. J., & Bakas, A. G. (2016). Algorithms and approaches for procedural terrain generation – A brief review of current techniques. *IEEE 8th International Conference on Games and Virtual Worlds for Serious Applications (VS-GAMES)*, 1–2. <https://doi.org/10.1109/VS-GAMES.2016.7590336>
13. Shi, W., Li, Q., & Zhu, C. (2005). Estimating the propagation error of DEM from higher-order interpolation algorithms. *International Journal of Remote Sensing*, 26(15), 3069–3084. <https://doi.org/10.1080/01431160500057905>

14. Wang, S., Ji, H., Li, P., Li, H., & Zhan, Y. (2020). Growth diffusion-limited aggregation for basin fractal river network evolution model. *AIP Advances*, 10(5), article ID 055119. <https://doi.org/10.1063/5.0011624>
15. Wei, R., Garcia, C., El-Sayed, A., Peterson, V., & Mahmood, A. (2020). Variations in variational autoencoders – A comparative evaluation. *IEEE Access*, 8, 153651–153678. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3018151>

A. O. Honcharenko, D. V. Fedasyuk

Lviv Polytechnic National University, Lviv, Ukraine

ENHANCING PROCEDURAL GENERATION OF VIRTUAL LANDSCAPE USING MACHINE LEARNING

This study examines current trends in virtual world modeling, notably the shift from manual design by artists to procedural generation of content, which significantly reduces development time and costs, yet remains a complex process requiring careful tuning. An analysis of traditional procedural generation algorithms was conducted, revealing inherent challenges in their application. The potential of machine learning for generating digital terrain models was investigated, and existing generative artificial intelligence models were evaluated in terms of their advantages and limitations. A novel method for generating digital terrain models based on a variational autoencoder is proposed. The decoder is employed to create low-resolution elevation maps that preserve the essential geological structures of the terrain. Unlike generative adversarial networks, which are often used for producing complex graphical objects, the proposed model architecture offers greater training stability and enables modification of the latent space for flexible adjustment of the output. Post-processing of the digital elevation map is performed by increasing the resolution and applying gradient masks. In contrast to traditional methods that use fractal noise masks to add fine details, the proposed approach employs gradients, in particular, the derivative values of the slope function at specific points, to simulate erosion effects, exerting a greater influence on steep areas while minimally affecting horizontal sections. Thus, the proposed method serves as a generator for the terrain skeleton, while fractal gradient masks add fine details without resorting to computationally intensive simulations of complex physical processes. The method also supports parallel computation, allowing the process of landscape generation to be executed on graphics processing units rather than using erosion algorithms, thereby providing an effective compromise between the visual quality of the generated terrain models and the efficiency of the generation process.

Keywords: digital elevation model; variational autoencoder; noise algorithms; height gradient; realistic terrain.