

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ імені В. Н. КАРАЗІНА
БАХМУТСЬКИЙ НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ПРОФЕСІЙНО-
ПЕДАГОГІЧНИЙ ІНСТИТУТ

**ІХ МІЖНАРОДНА
НАУКОВО-ПРАКТИЧНА КОНФЕРЕНЦІЯ
«АКТУАЛЬНІ ТЕНДЕНЦІЇ РОЗВИТКУ ОСВІТИ,
НАУКИ ТА ТЕХНОЛОГІЙ»**

07 травня 2026 р.

Частина 1

м. Харків

Актуальні тенденції розвитку освіти, науки та технологій : матеріали IX Міжнародної науково-практичної конференції (м. Харків, 07 травня 2026 р.): у 2-х ч. / За заг. ред. Г. Г. Михальченко. [Електронний ресурс]. Харків : БННППІ Харківського національного університету імені В. Н. Каразіна, 2026. Ч. 1. 134 с.

Збірник містить тези доповідей науково-педагогічних працівників, науковців, здобувачів освіти та фахівців, присвячені актуальним проблемам інженерно-педагогічної освіти, психології, формування національної самосвідомості в умовах європейської інтеграції, а також цифрових та інформаційних технологій.

Частина 1. Інженерно-педагогічна освіта: виклики часу, інноваційні та психолого-педагогічні практики, шляхи розвитку
Культурна ідентичність, національна свідомість та гуманітарні виклики в умовах європейської інтеграції
Цифрові та інформаційні технології в освіті та промисловості: інтеграція, ефективність, безпека

Рекомендовано до друку Вченою радою Бахмутського навчально-наукового професійно-педагогічного інституту Харківського національного університету імені В. Н. Каразіна (протокол № 11 від 29.05.2026 року)

© БННППІ Харківського національного
університету імені В. Н. Каразіна, 2026
© Колектив авторів, 2026

ЗАСТОСУВАННЯ ПЛАТФОРМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ПРОЦЕДУРНОЇ ГЕНЕРАЦІЇ ТА БАГАТОЦІЛЬОВОЇ ОПТИМІЗАЦІЇ ІГРОВОГО КОНТЕНТУ

Задерейко О.В., к.т.н.

Національний університет «Одеська юридична академія»

Процедурна генерація контенту є одним із напрямків застосування машинного навчання в ігрових системах, що найдинамічніше розвиваються. Під процедурною генерацією розуміється алгоритмічне створення ігрового контенту - рівнів, персонажів, предметів, текстур, звуків, сюжетних елементів - із мінімальною участю людини [1]. Впровадження методів глибокого навчання істотно розширило можливості процедурної генерації, дозволивши створювати не тільки різноманітний, але й семантично осмислений контент.

Традиційні підходи до процедурної генерації ґрунтувалися на формальних граматиках, клітинних автоматах та системах на основі правил. Ці методи забезпечували контрольованість і передбачуваність результатів, але часто страждали від браку різноманітності та нездатності адаптуватися до контексту. Поява генеративно-змагальних мереж, варіаційних автокодерів та архітектур на основі трансформерів відкрила нові можливості для створення контенту, який важко відрізнити від створеного людиною.

В ігровій індустрії технологічні гіганти активно впроваджують процедурну генерацію на основі штучного інтелекту. Компанії NVIDIA, Ubisoft і Google розробляють інструменти, що дозволяють автоматизувати створення

персонажів, діалогів та внутрішньоігрових описів, що суттєво знижує трудомісткість на етапі розробки [2]. Генеративні нейромережі здатні створювати деталізовані ігрові світи, рівні та квести за текстовими описами, що не тільки прискорює виробництво ігор AAA-класу, але й відкриває нові можливості для незалежних студій, дозволяючи їм створювати масштабні проекти з обмеженими ресурсами.

Фундаментальна проблема у галузі процедурної генерації пов'язана з багатовимірною природою якості генерованого контенту. Різноманітність, ігрові можливості, естетична привабливість та відповідність дизайнерському задуму - ці показники часто суперечать одне одному. Слід зазначити, що існуючі алгоритми процедурної генерації зазвичай перетворюють кілька метрик різноманітності в єдиний скалярний показник, який потім використовується для керування процесом навчання генераторів [3]. Такий підхід має принциповий недолік: кожен навчений генератор відповідає лише одному конкретному набору вагових коефіцієнтів, не дозволяючи досліджувати та інтерпретувати відносини між метриками або надавати різні компромісні рішення.

Для подолання цього обмеження було запропоновано фреймворк MOPCGRL - Multi-Objective Procedural Content Generation via Reinforcement Learning, заснований на багатоцільовій оптимізації [4]. Ключова ідея підходу полягає в навчанні комплексу генераторів, оптимізованих для різних компромісів між безліччю метрик різноманітності. Іграбельність виступає у ролі обмеження, гарантуючи, що весь генерований контент залишається прохідним і функціональним.

Архітектура MOPCGRL використовує навчання з підкріпленням для тренування набору генераторів, що створюють різноманітний ігровий контент в онлайн-режимі. Фреймворк формулює завдання як багатокритеріальну оптимізацію, де кожне рішення відповідає певному балансу між суперечливими показниками різноманітності. Навчання з підкріпленням дозволяє генераторам адаптуватися до зворотного зв'язку в реальному часі, що принципово відрізняє цей підхід від статичних методів генерації.

Експериментальна валідація MOPCGRL проводилася на загальноприйнятому бенчмарку Mario-AI, який широко використовується для оцінки алгоритмів процедурної генерації. Результати показали, що фреймворк здатний збільшувати різноманітність розподілу генераторів, одночасно прискорюючи збіжність на ранніх етапах навчання моделей. Запропонований підхід дозволяє дизайнерам і програмістам краще розуміти взаємозв'язки між суперечливими метриками різноманітності, що дає можливість генерувати контент ефективніше та точніше адаптувати його до конкретних потреб. Важливо зазначити, що MOPCGRL надає не одне рішення, а ціле сімейство рішень, що відповідає практиці розробки ігор, де різні елементи контенту можуть вимагати різних компромісів між різноманітністю, складністю та іншими характеристиками.

Балансування ігор - це процес налаштування параметрів ігрової системи з метою забезпечення рівності можливостей різних стратегій, персонажів або

фракцій, а також підтримання бажаного рівня складності та залученості гравців. Традиційно балансування ігор виконувалося вручну на основі інтуїції дизайнерів та даних тестування за участю гравців, що робило цей процес трудомістким, дорогим та схильним до помилок, особливо в міру зростання складності ігрових систем [5].

Методи машинного навчання відкривають нові можливості для автоматизації та підвищення об'єктивності процесу балансування. У дослідженні [6] надано алгоритмічні методи автоматизованого балансування ігор з використанням процедурної генерації контенту, навчання з підкріпленням та еволюційних алгоритмів. Робота зосереджується на двох ключових аспектах ігор: рівнях та ігрових економіках, розглядаючи їх на прикладі ігор для двох гравців.

Для збалансування рівнів запроваджується домено-незалежний підхід до оцінки балансу на основі моделювання. Формулюючи збалансування рівнів одночасно як проблему процедурної генерації контенту та навчання з підкріпленням, автор розширює фреймворк PCGRL для ефективної генерації збалансованих рівнів на основі тайлів¹ [7]. Такий підхід дозволяє автоматично оцінювати баланс рівня без необхідності у дорогому тестуванні за участю людей на ранніх стадіях проектування ігор (табл. 1).

Таблиця 1.

Ключові відмінності розширеного фреймворку PCGRL

Аспект	Оригінальний PCGRL (генерація)	Розширений PCGRL (для балансування ігор)
Головна мета	Створити новий ігровий рівень «з нуля»	Налаштувати існуючий рівень для досягнення балансу
Роль агента	Генератор: розміщує тайли, створюючи карту	Балансувальник: змінює вже існуючі тайли
Простір дій	Розміщення будь-якого тайлу в будь-якій клітинці	Заміна/перестановка тайлів
Ключова метрика	Ігрові можливості, різноманітність, складність	Рівність шансів на перемогу
Головний виклик	Забезпечити зв'язність і прохідність рівня	Зберегти прохідність під час точного налаштування балансу

¹ **тайл** («плітка») — це невелике готове зображення або логічний блок, з яких, як із мозаїки, складаються великі двовимірні простори

Експериментальне дослідження за участю гравців-людей підтвердило, що рівні, збалансовані за допомогою запропонованого методу, сприймаються як більш збалансовані в більшості сценаріїв порівняно з рівнями, збалансованими традиційними методами. Це важливий результат, який демонструє, що автоматичні методи балансування можуть не тільки відповідати, але й перевершувати за якістю ручне балансування завдяки більш систематичному врахуванню всіх можливих стратегій та сценаріїв взаємодії.

Важливим аспектом [8] є дослідження додаткових факторів, що впливають на баланс, зокрема систематичної незбалансованості, асиметрії та переносимості методів між різними ігровими жанрами. Отримані результати мають як теоретичне значення для розуміння природи ігрового балансу, так і практичну цінність для розробників, які прагнуть автоматизувати процеси налаштування та тестування.

Слід зазначити, що автоматизація балансування не означає повного виключення людини з процесу. Дизайнери зберігають ключову роль у визначенні бажаних властивостей ігрової системи та критеріїв якості балансу. Інструменти на основі машинного навчання виступають як засоби оптимізації ресурсів на тестування ігор, а не заміну творчих здібностей розробників, дозволяючи їм швидше тестувати висунуті гіпотези та приймати більш оптимальні ігрові рішення.

Проведений аналіз дозволяє виділити кілька ключових тенденцій у розвитку систем штучного інтелекту та машинного навчання для ігрових систем.

По-перше, спостерігається стійкий перехід від демонстраційних прототипів до практичних реалізацій, інтегрованих у процеси виробництва та експлуатації ігор.

По-друге, розвиток алгоритмічної бази йде шляхом подолання розриву між спрощеними лабораторними середовищами та повноцінними комерційними іграми, що вимагає вирішення проблем масштабування, ефективності використання даних та стійкості до різноманітності умов.

По-третє, дедалі важливішу роль відіграють методи багатокритеріальної оптимізації, що дозволяють знаходити баланс між суперечливими вимогами до генерованого контенту або поведінки агентів.

Серед перспективних напрямків подальших досліджень слід виділити підвищення інтерпретованості та пояснюваності рішень, що приймаються системами штучного інтелекту в ігрових проектах, що важливо як для налагодження, так і для відповідності нормативним вимогам розробників ігор. Іншим важливим напрямком є розвиток методів, що комбінують різні класи алгоритмів - наприклад, навчання з підкріпленням з пошуком по дереву або з генетичними алгоритмами - для використання сильних сторін кожного підходу. Актуальним залишається завдання з створення універсальних агентів, здатних ефективно діяти у широкому спектрі ігрових середовищ без специфічної конфігурації під кожне з них.

Список використаних джерел

1. Mao, X., Yu, W., OKAWARA, Y., ZHAN, X., YAMADA, K. D., & ZIELEWSKI, M. R. (2026). Procedural content generation via generative artificial intelligence. *Interdisciplinary Information Sciences*. DOI: <https://doi.org/10.4036/iis.2026.R.01>.
2. Singh, Y., Sharma, H., Kumar, G., & Sharma, R. (2026, March). An Analysis on LLM Integration in Unreal Engine 5 for Dynamic NPCs in Video. In *Computational Intelligence and Soft Computing: First International Conference, CISCom 2025, Melaka, Malaysia, November 26–27, 2025, Proceedings, Part II* (p. 200). Springer Nature. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-981-95-7292-2.15>.
3. Jiang, Z., Earle, S., Khalifa, A., & Togelius, J. (2026). Agentic PCG: Procedural Content Generation via Tool-using LLMs. Available at SSRN 6499021. URL: <https://papers.ssrn.com/sol3/Delivery.cfm?abstractid=6499021>.
4. Yuan Y., Zhang Q., Yuan B. et al. MOPCGRL: Multi-Objective Procedural Content Generation via Reinforcement Learning // *Complex System Modeling and Simulation*. – 2026. – Vol. 6, No. 1. – P. 57–74. DOI: <https://doi.org/10.23919/CSMS.2025.0034>.
5. Shields, S. (2026). Procedural, Player-Centric Game Balancing (Doctoral dissertation, University of California, Santa Cruz). URL: <https://www.proquest.com/openview/75c4e282e61af5bbc63ca44d128c7a4e/1.pdf?pq-origsite=gscholar&cbl=18750&diss=y>.
6. Rupp F. Combining procedural content generation and heuristic simulations for automated game balancing: Dissertation. – Mannheim: Universität Mannheim, 2025. URL: <https://madoc.bib.uni-mannheim.de/71471/>.
7. Bazzaz, M., & Cooper, S. (2026, April). Playing the Imitation Game: How Perceived Generated Content Shapes Player Experience. In *Proceedings of the 2026 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 1-21). URL: <https://dl.acm.org/doi/pdf/10.1145/3772318.3790473>.
8. Rupp F. Combining procedural content generation and heuristic simulations for automated game balancing: Dissertation. – Mannheim: Universität Mannheim, 2025. URL: <https://madoc.bib.uni-mannheim.de/71471/>.

Електронне наукове видання

Мови видання: українська, англійська

«Актуальні тенденції розвитку освіти, науки та технологій»:
збірник матеріалів ІХ Міжнародної науково-практичної конференції
(07 травня 2026 р., м. Харків)

Частина 1

Тези доповідей подано в авторській редакції. Автори несуть відповідальність за
достовірність викладеного матеріалу, коректність цитування та дотримання
принципів академічної доброчесності.
Посилання на матеріали обов'язкові.

Відповідальна за випуск д.е.н., проф. Г. Г. Михальченко

Технічний редактор А. О. Боровик
Комп'ютерна верстка А. О. Боровик
Дизайн обкладинки Г. В. Залужна

Ум. друк. арк. 6,12. Обл.-вид. арк. 6,12.
Бахмутський навчально-науковий професійно-педагогічний
інститут Каразінського університету
E-mail: bnnppi.karazin.conference@gmail.com