

ОГЛЯД ЗАСОБІВ ТА МОЖЛИВОСТЕЙ ВИСОКОПРОДУКТИВНОГО МОДЕЛЮВАННЯ В UNREAL ENGINE

Багаєв Д.О., Юріна М.О.

denys.bahaiev@nure.ua

Науковий керівник – д.т.н., проф. Сергієнко О.Ю.

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. МІРЕС
м. Харків, Україна

Modern robotics is transitioning to virtual environments like Unreal Engine 5 to reduce costs and enhance testing safety for autonomous systems. This study examines the integration of UE5 with ROS and technologies like Lumen and Nanite to create high-fidelity simulations for robot training. The use of Procedural Content Generation and domain randomization helps bridge the "reality gap" by providing diverse and realistic synthetic datasets. Ultimately, combining UE5's visual realism with physics engines like MuJoCo offers a powerful framework for advancing navigation and SLAM algorithms.

Сучасна робототехніка активно переходить від традиційних фізичних випробувань до використання віртуальних полігонів. Такий підхід пояснюється високою вартістю обладнання, складністю організації експериментів і небезпекою тестування автономних систем у реальному середовищі. Використання фотореалістичних ігрових рушіїв, зокрема Unreal Engine 5, у поєднанні з Robot Operating System (ROS) та методами штучного інтелекту формує ефективне середовище для розробки, тестування та навчання роботизованих систем.

Моделювання для автономних роботів у фізичному середовищі має низку обмежень: високу вартість засобів та апаратури, складність повторення експериментів. Симуляційні середовища дозволяють значно розширити можливості тестування, створюючи різні ситуації, включаючи рідкісні або небезпечні умови.

Віртуальні середовища забезпечують можливість навчання моделей штучного інтелекту як на великій кількості даних так і на малій, що дає можливість моделювання при таких умовах. Проте основною проблемою залишається так званий reality gap – відмінність між ідеалізованою симуляцією та реальним світом, яка може знижувати ефективність моделей під час перенесення на фізичні системи.

Аналізуючи різні платформи для моделювання в цій роботі ми зупинились на Unreal Engine 5.

Ключовими технологіями рушія є Lumen та Nanite. Lumen забезпечує динамічне глобальне освітлення та коректну взаємодію світла з об'єктами в режимі реального часу. Це дозволяє моделювати різні умови освітлення, що важливо для тестування алгоритмів комп'ютерного зору.

Nanite реалізує систему віртуалізованої мікрополігональної геометрії,

яка дає змогу використовувати складні 3D-моделі без втрати продуктивності. Завдяки цьому можна створювати високодеталізовані середовища, наприклад склади або природні ландшафти, які необхідні для навчання систем перцепції.

Для тестування навігаційних алгоритмів важливо створювати реалістичні середовища. Unreal Engine надає набір інструментів для формування рельєфу, таких як Sculpt, Smooth та Flatten, які дозволяють моделювати різні типи поверхонь.

Реалістичність середовища забезпечується багатошаровими матеріалами, де текстури ґрунту, трави або каменю змішуються залежно від висоти та кута поверхні. Для моделювання освітлення застосовуються HDRI-карти, що містять інформацію про освітлення з усіх напрямків і дозволяють створювати природні відблиски та тіні.

Для створення великих світів використовується технологія Procedural Content Generation (PCG). Вона дозволяє автоматично розміщувати об'єкти в середовищі відповідно до заданих правил. Наприклад, система PCG Biome Core може генерувати природні біоми, де рослинність і каміння розташовуються відповідно до умов рельєфу.

Процедурна генерація забезпечує: автоматичне створення великих середовищ; високу варіативність сцен; оптимальне використання ресурсів системи.

Одним із сучасних рішень інтеграції Unreal Engine з ROS2 є плагін *relUE*. Він реалізує клієнтську бібліотеку ROS безпосередньо в Unreal Engine, що забезпечує прямий обмін даними між симуляцією та програмним стеком робота.

У такій архітектурі: вузли ROS реалізуються як компоненти акторів; сенсорні дані з симуляції передаються до ROS; команди керування від ROS застосовуються до віртуальної моделі робота.

Симуляція може генерувати дані з різних сенсорів, зокрема камер, LiDAR та глибинних сенсорів. Це дозволяє тестувати алгоритми перцепції та навігації без використання реального обладнання.

Точність фізичного моделювання є критично важливою для робототехнічних систем. Unreal Engine використовує фізичний рушій Chaos, який добре підходить для інтерактивних симуляцій, але не завжди забезпечує необхідну точність для складної динаміки роботів.

Для підвищення точності часто застосовується поєднання Unreal Engine з фізичним рушієм MuJoCo, який спеціалізується на моделюванні багатоланкових механічних систем. Такий підхід дозволяє поєднати реалістичну візуалізацію Unreal Engine із високоточними фізичними обчисленнями.

Однією з ключових переваг симуляції є можливість створення великих наборів синтетичних даних для навчання алгоритмів штучного інтелекту. Unreal Engine може автоматично генерувати:

- RGB-зображення,
- карти глибини,
- семантичні маски,
- хмари точок LiDAR.

Системи автоматичного збору даних дозволяють створювати великі датасети з ідеальною розміткою, що значно прискорює навчання моделей комп'ютерного зору.

Крім того, симуляція є ефективним інструментом для тестування алгоритмів SLAM (одночасної локалізації та картографування). Наявність точних даних про положення робота дозволяє об'єктивно оцінювати точність алгоритмів.

Головною проблемою використання симуляцій є перенесення результатів у реальний світ. Виділяють два основних типи розриву між симуляцією та реальністю:

- Appearance Gap – відмінності у візуальних характеристиках;
- Dynamics Gap – відмінності у фізичних властивостях системи.

Одним із найбільш ефективних методів подолання цього розриву є domain randomization. Під час навчання параметри середовища випадково змінюються: освітлення, текстур, властивості камер, маса об'єктів або коефіцієнти тертя. Це змушує нейронні мережі навчатися на інваріантних ознаках об'єктів, що підвищує їхню стійкість до змін умов.

Використання Unreal Engine 5 у при моделювання роботів відкриває нові можливості для розробки автономних систем, тобто з кожним днем стає більш актуальним. Поєднання фотореалістичної візуалізації, фізичного моделювання та інтеграції з ROS дозволяє створювати високоточні симуляційні середовища для навчання та тестування роботів. Процедурна генерація середовищ забезпечує масштабованість і різноманітність тестових сценаріїв. Інтеграція з ROS дозволяє тестувати повний цикл роботи автономних систем.

Список використаних джерел:

1. SegGen: An Unreal Engine 5 Pipeline for Generating Multimodal Semantic Segmentation Datasets [Електронний ресурс] URL: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC12431427/>, (дата звернення 05.03.2026 р.)
2. Frontiers in Robotics and AI [Електронний ресурс] URL: <https://www.frontiersin.org/journals/robotics-and-ai/articles/10.3389/frobt.2022.799893/full>, (дата звернення 05.03.2026 р.)
3. ADR: Train Hard, Transfer Smart [Електронний ресурс] URL: <https://medium.com/@kdk199604/adr-train-hard-transfer-smart-bad19432c3b9>, (дата звернення 05.03.2026 р.)