

ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖ ДЛЯ СИМУЛЯЦІЇ ГРУПОВИХ ЗАВДАНЬ У 3D-СЕРЕДОВИЩАХ: МОЖЛИВОСТІ ТА ОБМЕЖЕННЯ

Вінницький національний технічний університет

Анотація

Запропоновано використання поведінкових нейромереж для моделювання групових завдань у 3D-середовищах. Розглянуто підходи до навчання таких мереж, їхні можливості у симуляції взаємодії юнітів та обмеження, пов'язані з обчислювальною складністю та якістю вхідних даних.

Ключові слова: поведінкові нейромережі, 3D-симуляція, групові завдання, штучний інтелект.

Abstract

The use of behavioral neural networks for simulating group tasks in 3D environments based on drone data is proposed. The approaches to training such networks, their capabilities in modeling unit interactions, and limitations related to computational complexity and input data quality are analyzed.

Keywords: behavioral neural networks, 3D simulation, group tasks, artificial intelligence.

Вступ

Побудова 3D-рельєфу активно застосовується в картографії, архітектурі, археології та управлінні природними ресурсами, дозволяючи створювати детальні моделі місцевості. Водночас нейромережі знаходять застосування в дуже широкому спектрі сфер: ігровій індустрії, робототехніці чи навіть маркетингу, генеруючи правдоподібні сценарії, що дають змогу передбачити розвиток моделюваної системи. Вимоги до програмного забезпечення в обох сферах досить високі, але завдяки розвитку комп'ютерних технологій їх імплементація стає дедалі доступною, а отже, з'являється і можливість їх об'єднання в одну систему. Це дає змогу проводити дослідження в умовах, що максимально наближені до реальності із найбільшою ефективністю.

До прикладу, таке поєднання відкриває нові перспективи для планування та оптимізації пошукових, рятувальних чи навіть військових операцій на місцевості. На відміну від традиційних методів, що спираються на трудомістке ручне налаштування параметрів чи властивостей системи, їх калькуляцію та статистичний аналіз - нейромережі забезпечують гнучкість і швидке реагування на динамічні зміни, що значно підвищує результативність та варіативність моделювання.

Основою для створення таких середовищ (рис. 1) слугують фотографії отримані з місцевості з безпілотних літальних апаратів (БПЛА) чи супутників, що вимагає великої роздільної здатності об'єктивів, проте ключовим викликом є розробка моделей, здатних ефективно моделювати взаємодію багатьох агентів у досліджуваному просторі.



Рис. 1 – Приклад згенерованого 3D-середовища із використанням аеро-фотограмметрії у програмі Blender

Із збільшенням можливостей для застосування нейромереж зростає і різноманітність їх специфікацій. Звісно, універсальної моделі, яка б однаково ефективно справлялася з усіма задачами, не існує. Проте нейромережі можна класифікувати за їхньою архітектурою, що визначає, для яких сфер і завдань вони найкраще підходять. Наприклад, згорткові нейромережі (CNN) незамінні в задачах обробки зображень завдяки своїй здатності розпізнавати візуальні патерни. Рекурентні нейромережі (RNN) ефективно працюють із послідовностями даних, такими як числові ряди чи текстові структури, а трансформери стали проривом у сфері обробки природної мови, значно підвищивши якість аналізу тексту.

Утім, для наших цілей, де ключовими є оптимізація стратегій і моделювання взаємодій у складних системах, особливу увагу варто звернути на Deep Q-Networks (DQN) [1] і Graph Neural Networks (GNN) [2]. DQN вирізняються ефективністю в задачах прийняття рішень і пошуку оптимальних стратегій, тоді як GNN ідеально підходять для аналізу та симуляції складних взаємозв'язків між агентами у модельованому середовищі.

DQN (рис. 2), як архітектура, що поєднує навчання з підкріпленням із глибинними нейромережами, дозволяє агентам навчатися оптимальних дій через ітеративне вдосконалення на основі винагород. Її перевагою є здатність адаптуватися до динамічних умов і знаходити найкращі рішення для групових задач, таких як вибір маршрутів чи розподіл ролей. Проте DQN потребує значних обчислювальних ресурсів і часу на навчання, що може ускладнити її використання в реальному часі при великій кількості агентів.

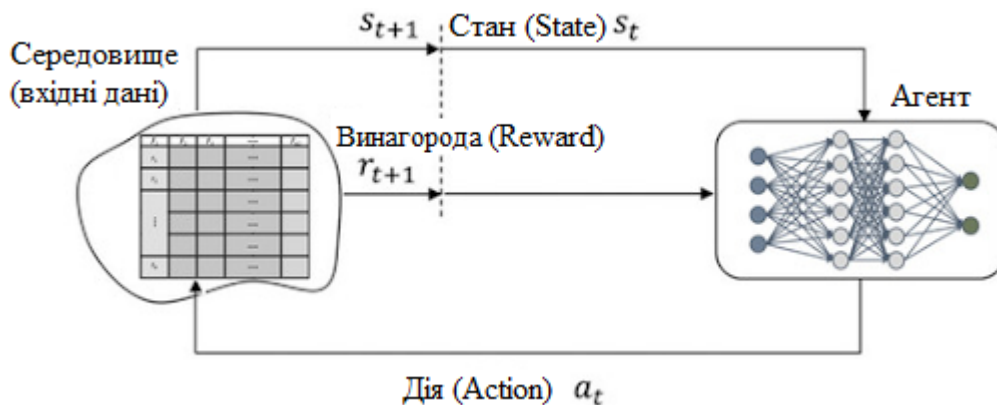


Рис. 2 – Спрощена схема архітектури DQ-нейромережі

Graph Neural Networks (рис. 3), у свою чергу, моделюють агентів як вершини графа, а їхні взаємодії — як ребра, що робить їх ідеальними для аналізу координації в групах. Їхня сильна сторона — висока точність у симуляції складних зв'язків між агентами. Однак GNN стикаються з проблемою масштабування: зі збільшенням числа агентів різко зростає обчислювальна складність, що може призвести до затримок у обробці даних.

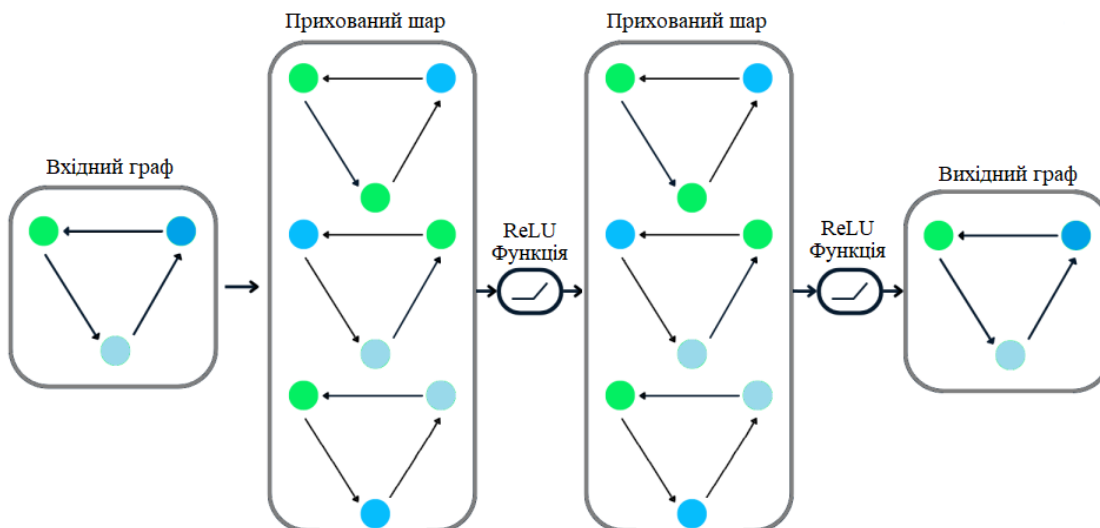


Рис. 3 – Спрощена схема архітектури GN-нейромережі

Комбіноване використання DQN і GNN виправдане їхньою взаємодоповнюваністю. DQN забезпечує стратегічне навчання для окремих юнітів чи груп, тоді як GNN аналізує мережу взаємодій між ними, дозволяючи моделювати як індивідуальні дії, так і колективну поведінку. Такий гібридний підхід підвищує ефективність симуляції, поєднуючи адаптивність DQN із точністю GNN у відображенні групової динаміки.

Висновки

Можливість об'єднання поведінкових нейромереж та наближеного до реальності віртуального простору у єдину систему стає все більше реальним та перспективним напрямком із розвитком можливостей обчислювальної техніки.

Використання Deep Q-Networks (DQN) і Graph Neural Networks (GNN) дозволяє ефективно моделювати як стратегічні рішення, так і складні взаємодії між модельованими агентами, забезпечуючи високу точність і варіативність симуляцій. Їхня комбінація оптимізує процес моделювання, поєднуючи сильні сторони обох архітектур: адаптивність DQN до динамічних умов і здатність GNN аналізувати групову координацію.

Проте, все ж, успішність такого підходу залежить від обчислювальних ресурсів і якості вхідних даних. У майбутньому вдосконалення алгоритмів навчання та оптимізація обчислень можуть розширити застосування цих моделей у реальних задачах планування та координації автономних систем.

Список використаної літератури

1. Chung, K.T., Lee, C.K.M. & Tsang, Y.P. Neural combinatorial optimization with reinforcement learning in industrial engineering: a survey. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1007/s10462-024-11045-1>
2. Khemani, B., Patil, S., Kotecha, K. et al. A review of graph neural networks: concepts, architectures, techniques, challenges, datasets, applications, and future directions. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1186/s40537-023-00876-4>

Тарновський Артем Миколайович — студент групи 2КІ-21м, факультет інформаційних технологій та комп'ютерної інженерії, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, e-mail: tarnovskiy0211@gmail.com

Захарченко Сергій Михайлович — к.т.н., професор кафедри обчислювальної техніки, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, e-mail: zakharchenko.sergii@vntu.edu.ua