УДК 004.8:519.83(043.2)

Зозуля О. Р., здобувачка 2 курсу
спеціальності 122 Комп'ютерні науки,
Січко Т. В., канд. техн. наук, доцент,
доцент кафедри інформаційних технологій

ІГРОВИЙ ШТУЧННИЙ ІНТЕЛЕКТ: МОДЕЛЮВАННЯ СТРАТЕГІЧНИХ ВЗАЄМОДІЙ

Донецький національний університет імені Василя Стуса, м. Вінниця

З розвитком комп'ютерної галузі, ІТ, поширенням штучного інтелекту, застосуванням нових технологій у щоденному житті у нас з'являються також нові проблеми. Сьогодні ми працюємо не з простими, відокремленими алгоритмами, а з цілими системами та надсистемами, що взаємодіють одна з одною. В таких системах рішення одного компонента впливає на всі інші, тому постає актуальне питання: як оптимально взаємодіяти в середовищі, де кожен учасник має власні цілі?

Теоретико-ігрові методи дослідження полягають в аналізі стратегічних взаємодій у ситуаціях, коли невизначеність викликана свідомими, зловмисними діями суперника.

Сучасному користувачу ПК та мережі Інтернет ця методологія, найімовірніше, знайома з відеоігор. Від звичних шахів до онлайн-шутерів у процес геймплею залучений ігровий штучний інтелект. Це набір програмних методик, який застосовується в комп'ютерних іграх для створення ілюзії інтелекту ігрових персонажів. Використання штучного інтелекту в іграх істотно впливає на ігровий процес, технічні вимоги та фінансові витрати. Тому розробникам доводиться шукати компроміс: створити цікавий та переконливий ШІ, але водночас не перевантажити систему й не збільшити бюджет. Через це ігровий ШІ суттєво відрізняється від «класичного» – у ньому часто застосовують різні спрощення й хитрощі. Наприклад, у шутерах занадто точні та миттєві реакції ботів були б неконкурентними для гравця, тому їх спеціально обмежують. Поняття чесного ШІ можна розглянути на прикладі World of Tanks на PC. ШІ для сервера повинен діяти як людина: так само підкорятись правилам, керувати технікою, взаємодіяти з гравцями. Тож перед розробниками постають певні завдання та проблеми: як навчити ШІ аналізувати карту, дії супротивників, чесно стріляти та рухатись? Для цього потрібно зібрати аналітику та створити кілька шарів статичних даних. Їх прораховують заздалегідь на карті, вони є «награним досвідом» ШІ. Потім на їх основі будують системи управління ботом [1]. Розробникам потрібно підготувати аналітичні дані, тобто яку інформацію надавати штучному інтелекту, створити апарат її використання та отримання нової аналітики, розробити компоненти для найрізноманітніших дій та сценаріїв. Створення чесного ігрового ШІ – складне ресурсомістке завдання, що вимагає великої кількості розрахунків. Рівень чесності ШІ залежить від розробників, за винятком ШІ, розробленого на нейронних мережах [1].

Теорія ігор тепер стала одним з ключових інструментів у розвитку машинного навчання. Яскравим прикладом є GAN – Generative Adversarial Networks.

Це комбінація двох нейронних мереж: дискримінатора та генератора. Генераторна нейронна мережа отримує вхідні зображення, які вона аналізує, а потім створює нові зразки зображень, зроблені так, щоб максимально точно відображати фактичні вхідні зображення. Після створення зображень їх надсилають до дискримінаторної нейронної мережі. Ця нейронна мережа оцінює надіслані їй зображення та класифікує їх як згенеровані зображення та фактичні вхідні зображення. Якщо зображення класифікується як оригінальне, глибока нейронна мережа (DNN) змінює свої параметри оцінювання. Якщо зображення класифікується як згенероване, воно відхиляється та повертається до GNN. Потім GNN змінює свої параметри, щоб покращити якість створеного зображення (рис. 1). Це конкурентний процес, який триває доти, доки обидві нейронні мережі не потребуватимуть жодних змін у своїх параметрах, і подальше покращення в обох нейронних мережах не стане можливим. Стан відсутності подальшого покращення – це рівновага Неша [2].

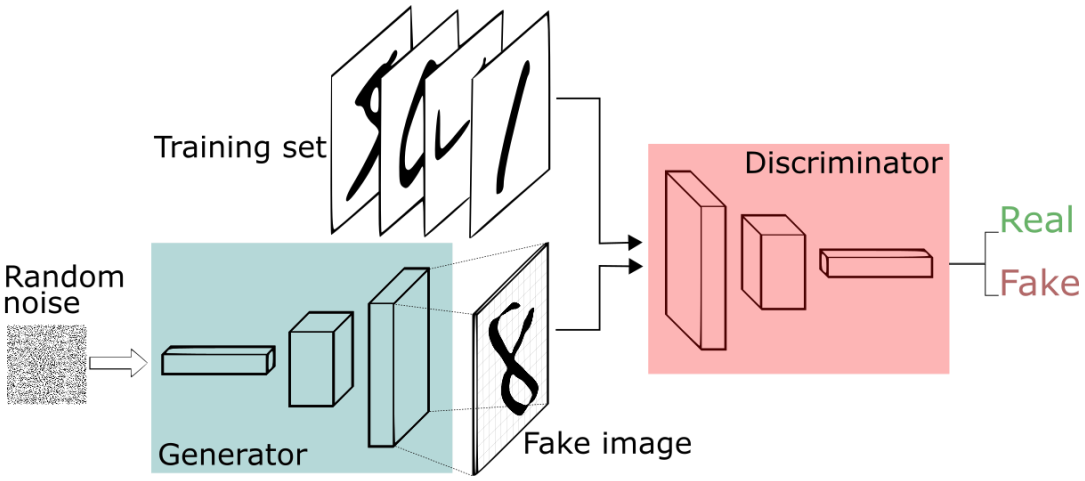


Рисунок 1 – Алгоритм роботи GAN

Розвиток машинного навчання та штучного інтелекту почав набирати обертів останнім часом, адже задачі конфлікту інтересів у реальному житті є складнішими, а умови та стратегії можуть змінюватися непередбачувано. Гравець часто мотивований не лише чистим егоїзмом, а й соціальними уподобаннями, як-от взаємність: гравець відчуває провину, коли вибирає невдалу дію, навіть якщо помітив хороший сигнал, тоді як інший гравець дратується, коли вибирає кооперативну дію, навіть якщо помітив поганий сигнал. Навіть більше, гравець часто стає наївним і вибирає дію у випадковий спосіб, незалежно від свого чистого егоїзму та взаємних мотивів, через свої когнітивні обмеження та невизначений психологічний настрій, а також стратегічну складність, спричинену моніторингом недосконалості та особистим спостереженням [3]. Тож забезпечення адаптивності та гнучкості поведінки ШІ є цілями в галузях, що потребують високої ефективності виконання роботи та мінімальних втрат. Теорія ігор, що почала застосовуватися вперше під час Другої світової війни для прорахунку дій супротивника, а потім знайшла застосування в розвитку ШІ, зараз знову може повернутися на «поле бою». У сучасних умовах саме поєднання ігрових моделей, машинного навчання та багатоагентних систем дає змогу розробляти більш ефек-

тивні стратегії й адаптивні алгоритми. Тому розвиток ШІ та методів машинного навчання стає одним із ключових пріоритетів, адже вони забезпечують новий рівень як для цивільних цифрових систем, так і для оборонних технологій.

Отже, у сучасному світі теорія ігор перестала бути суто математичною дисципліною і перетворилась на важливий інструмент для побудови складних моделей взаємодії – від економіки до комп'ютерних технологій і штучного інтелекту. Сьогодні, коли ШІ дедалі частіше бере участь у прийнятті рішень і у військових застосуваннях, методи теорії ігор знову набувають стратегічного значення. Саме тому подальший розвиток штучного інтелекту та моделей раціональної поведінки залишається одним із ключових напрямів сучасних досліджень.

Список використаних джерел

1. Штучний інтелект в іграх: коли краще робити його чесним, а коли дозволяти читерство. URL: https://gamedev.dou.ua/blogs/artificial-intelligence-and-cheating-in-games/ (дата звернення: 23.11.2025).

2. Game Theory in AI. URL: https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/game-theory-in-ai/ (дата звернення: 16.11.2025).

3. Matsushima H. Behavioral theory of repeated prisoner's dilemma: generous tit-for-tat strategy: working paper. CARF-F-452. Tokyo: University of Tokyo, 2019. 21 p.

4. Січко Т. В., Нескородєва Т. В. Методичні вказівки щодо виконання лабораторних робіт з дисципліни «Методи оптимізації та дослідження операцій» для студентів СО «Бакалавр» денної та заочної форм навчання спеціальностей 122 «Комп'ютерні науки», 113 «Прикладна математика». Вінниця: ДонНУ імені Василя Стуса, 2020.

5. Експертні та рекомендаційні системи: навч. посіб. / Т. В. Нескородєва, Є. Є. Федоров, Т. В. Січко, А. Р. Нескородєва. Вінниця: ДонНУ імені Василя Стуса, 2022. 208 с.

УДК 620.18:004.9

Григоренко Я. С., аспірант,
Дмитрієв Д. О., д-р техн. наук, професор,
професор кафедри автоматизації,
робототехніки і мехатроніки

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ТЕХНОЛОГІЇ ЯКОСТІ МАТЕРІАЛІВ В АДИТИВНОМУ ВИРОБНИЦТВІ МЕТАЛЕВИХ ВИРОБІВ

Херсонський національний технічний університет, м. Херсон

Вступ. Адитивне виготовлення металевих виробів перетворилося на одну з базових технологій сучасного високоточного машинобудування. Локалізоване введення енергії в шар порошкового матеріалу та пошарове нарощування геометрії деталі дають змогу створювати складні внутрішні канали, решітчасті структури