

## СПОСОБИ ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ТА МАШИННОГО НАВЧАННЯ В КОМП'ЮТЕРНИХ ІГРАХ

*У даній статті розглянуто основні шляхи використання нейронних мереж та методів машинного навчання різних типів у комп'ютерних відеоіграх. Машинне навчання та нейромережі – гарячі теми в багатьох технологічних галузях. Одна з них – створення комп'ютерних ігор, де нові інструменти використовуються для того, щоб зробити ігри цікавіше. Ремастерінг і модифікації ігор нейронними мережами стали новим трендом. Проводяться дослідження з корекції кольору та світла, анімації персонажів у реальному часі та керування їхньою поведінкою. Розглянуто основні типи нейронних мереж, які можуть навчатися таким функціям.*

*Ключові слова: нейронна мережа, машинне навчання, анімація, генерація рівня, керування діями.*

K.R. SENIVA

National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"

### WAYS TO USE NEURAL NETWORKS AND MACHINE LEARNING IN COMPUTER GAMES

*This article discusses the main ways of using neural networks and machine learning methods of various types in computer games. Machine learning and neural networks are hot topics in many technology fields. One of them is the creation of computer games, where new tools are used to make games more interesting. Remastered and modified games with neural networks have become a new trend.*

*One of the most popular ways to implement artificial intelligence is neural networks. They are used in everything from medicine to the entertainment industry. But one of the most promising areas for their development is games. The game world is an ideal platform for testing artificial intelligence without the danger of harming nature or people.*

*Making bots more complex is just a small part of what neural networks can do. They are also actively used in game development, and in some areas they already make people feel uncomfortable.*

*Research is ongoing on color and light correction, real-time character animation and behavior control. The main types of neural networks that can learn such functions are considered.*

*Neural networks learn (and self-learn) very quickly. The more primitive the task, the faster the person will become unnecessary. This is already noticeable in the gaming industry, but will soon spread to other areas of life, because games are just a convenient platform for experimenting with artificial intelligence before its implementation in real life.*

*The main problem faced by scientists is that it is difficult for neural networks to copy the mechanics of the game. There are some achievements in this direction, but research continues. Therefore, in the future, real specialists will be required for the development of games for a long time, although AI is already coping with some tasks.*

*Keywords: neural network, machine learning, animation, level generation, action control.*

### Постановка проблеми

У даний час захоплення комп'ютерними іграми привернуло увагу людей різного віку, статті та професій. У реальності зрозуміти, хто досвідчений геймер, а хто ні, майже неможливо. Можна виокремити декілька причин такої популярності комп'ютерних ігор:

- Самореалізація – розвиток ігрового персонажа і досягнення ним певних цілей, є чудовою нагодою для реалізації, особливо амбітним людям. За допомогою гри людина може стати «найкращою», це навіть не залежить від того, ким є цей гравець в реальному житті. Занурюючись в захоплюючі ігри, людина забуває про все повсякденне і знаходиться у світі, де в нього все легко виходить.

- Свобода – нерідко, саме свобода є основним фактором, який привертає велику кількість людей. У свою чергу, віртуальний світ не обмежує людину практично ні в чому. Гравець може самовільно вибрати ту стратегію поведінки, яка навряд чи може бути реалізована в реальному житті. Крім того, у грі людина може перетілитися в будь-якого персонажа, часто взагалі на нього не схожого.

- Спілкування – у багатьох іграх є чати, які сприяють спілкуванню між гравцями. Тільки це спілкування практично нічим не обмежене, воно «без цензури». Тому користувачі можуть відкинути багато обмежень, наприклад, соціальний статус, і говорити про що завгодно. Позитивними сторонами такого спілкування можна назвати отримання ексклюзивної і нової інформації. Взагалі, будь-який гравець, який цікавиться своєю справою, отримує масу цікавої інформації, нових знань й умінь.

- Велика кількість вільного часу – коли у людини з'являється багато вільного часу, то вона хоче чимось його зайняти, тому нерідко на допомогу приходять саме комп'ютерні ігри. У будь-якому випадку, захоплення комп'ютерними іграми не повинні переходити за рамки здорового глузду. Тоді цей процес буде не тільки приємним, але і корисним.

Гравцям щороку хочеться чогось нового в комп'ютерних іграх, тому ігри стають більш захопливими, цікавими, вражаючими, для цього розробники постійно шукають нові або удосконалюють існуючі технології створення комп'ютерних ігор.

Створення комп'ютерних ігор потребує багато ресурсів таких як матеріальні, нематеріальні та людські, тому компанії по розробці ігор шукають шляхи економії. На допомогу їм можуть прийти нейронні мережі та методи машинного навчання. Останнім часом проводиться багато досліджень, які підтверджують, що машинне навчання може кардинально змінити ігрову індустрію, адже ця технологія вже стала проривною в багатьох інших цифрових додатках.

### Аналіз останніх досліджень

Останнім часом багато досліджень проводить компанія «DeepMind Technologies Limited», вони створили нейронну мережу, яка здатна навчитись грати у відеоігри подібно людині. Метою DeepMind Technologies є «вирішити проблему інтелекту», чого вони намагаються досягнути шляхом поєднання «найкращих технік машинного навчання та системної психофізіології, аби збудувати могутні навчальні алгоритми загального призначення». Вони прагнуть формалізувати інтелект не лише задля втілення його у машини, але й щоб зрозуміти людський мозок [1].

В кінці червня 2019 року дослідники з підрозділу Microsoft Research Asia опублікували препринт наукової статті «Глибока колоризація відео, заснована на прикладах» [2]. У ній детально розбирається комплексна система для напівавтоматичного колоризації відео на основі рекурентної нейромережі (RNN) і верифікованих прикладів (вручну відібраних кольорових кадрів з подібними об'єктами).

А дослідники з Единбурзького університету розробили нову систему навчання, яка називається фазово-функціональною нейронною мережею (PFNN), яка використовує машинне навчання для анімації персонажів у відеоіграх та інших додатках.

### Формулювання цілей

Для того, щоб більше зацікавити гравців та при цьому зменшити витрати на розробку можна використовувати нейронні мережі та методи машинного навчання в наступних цілях:

- генерація ігрових рівнів/сцен;
- генерація рухів персонажа комп'ютерної гри в реальному часі;
- корекція кольору в ігрових сценах;
- розстановка джерел світла;
- керування діями неігрового персонажа.

### Виклад основного матеріалу

Нейронна мережа – це математична модель та її програмне або апаратне втілення, побудована за принципом організації та функціонування біологічних нейронних мереж – мереж нервових клітин живого організму. Це мережа простих елементів – нейронів, які отримують вхід, змінюють свій внутрішній стан відповідно до цього входу і формують вихід. Можливість навчання – це одне із головних переваг нейронних мереж перед традиційними алгоритмами [3].

Машинне навчання – це клас методів штучного інтелекту, характерною ознакою якого є не прямиї розв'язок задачі, а навчання в процесі застосування рішень множини подібних задач. Для побудови таких методів використовуються засоби математичної статистики, чисельних методів, математичного аналізу, методів оптимізації, теорії ймовірностей, теорії графів, різні техніки роботи з даними в цифровій формі [4].

Для генерації рівнів або сцен комп'ютерної гри можна використати згорткові нейронні мережі (CNN), тому що в порівнянні з іншими нейронними мережами вони краще підходять для класифікації зображень. Згорткова нейронна мережа має спеціальну архітектуру, яка дозволяє їй максимально ефективно розпізнавати образи. Сама ідея такої мережі ґрунтується на чергуванні згорткових і субдискретизуючих шарів (pooling), а структура є односпрямованою. Згорткова нейронна мережа отримала свою назву від операції згортки, яка передбачає, що кожен фрагмент зображення буде помножений на ядро згортки поелементно, при цьому отриманий результат повинен додаватися і записуватися в схожу позицію вихідного зображення. Така архітектура забезпечує інваріантність розпізнавання щодо зсуву об'єкта, поступово збільшуючи «вікно», на яке «дивиться» згортка, виявляючи все більш великі структури і патерни в зображенні.

Для того, щоб використати такий тип мережі для генерації рівня потрібно спочатку створити набори даних для навчання у вигляді пари: скріншот рівня у редакторі – складність. Вхідний шар враховує двовимірну топологію зображень і складається з декількох карт (матриць), карта може бути одна, в тому випадку, якщо зображення представлено в відтінках сірого, інакше їх 3, де кожна карта відповідає зображенню з конкретним каналом (червоним, синім і зеленим). Вхідні дані кожного конкретного значення

пікселя нормалізуються в діапазон від 0 до 1, за формулою:  $f(p, min, max) = \frac{p - min}{max - min}$ , де  $f$  – функція нормалізації,  $p$  – значення конкретного кольору пікселя від 0 до 255,  $min$  – мінімальне значення пікселя – 0,  $max$  – максимальне значення пікселя – 255.

Згортковий шар являє собою набір карт (інша назва – карти ознак або звичайні матриці), у кожній карті є синаптичне ядро (в різних джерелах його називають по-різному: скануюче ядро або фільтр). Кількість карт визначається вимогами до задачі, якщо взяти велику кількість карт, то підвищиться якість розпізнавання/генерації, але збільшиться обчислювальна складність. Виходячи з аналізу наукових статей, в більшості випадків пропонується брати співвідношення один до двох, тобто кожна карта попереднього шару пов'язана з двома картами згорткового шару, у першого згорткового шару, попереднім є вхідний.

Ядро являє собою фільтр або вікно, яке проходить по всій області попередньої карти і знаходить певні ознаки об'єктів. Розмір ядра зазвичай беруть в межах від  $3 \times 3$  до  $7 \times 7$ . Якщо розмір ядра маленький, то воно не зможе виділити будь-які ознаки, якщо занадто велике, то збільшується кількість зв'язків між нейронами. Також розмір ядра вибирається таким, щоб розмір карт згорткового шару був парним. Ядро являє собою систему поділюваних ваг або синапсів, це одна з головних особливостей згорткової

нейромережі. У звичайній багатoshаровій мережі дуже багато зв'язків між нейронами, тобто синапсів, що дуже уповільнює процес детектування. У згортковій мережі навпаки, число зв'язків дозволяє скоротити загальні ваги і дозволить знаходити одну і ту саму ознаку по всій області зображення.

Нейромережа зможе навчитися особливостям будь-якого рівня. На підставі того, чого вона навчився на попередніх етапах, можна переходити до наступного кроку: генерування рівнів. У області генерування зображень, голосу і тексту проводяться активні дослідження. Оскільки в якості вхідних даних описаної вище моделі використовувалися знімки зображення, можна використати GAN (Generative Adversarial Networks, генеративно-змагальна мережа), які широко використовуються в багатьох випадках і демонструють хороші результати.

Генеративно-змагальна нейронна мережа – архітектура, що складається з генератора і дискримінатора, налаштованих на роботу один проти одного. Звідси GAN і отримала назву генеративно-змагальна. Одна нейронна мережа, яка називається генератором, генерує нові екземпляри даних, а інша – дискримінатор, оцінює їх на справжність, тобто дискримінатор вирішує, чи належить кожен екземпляр даних, який він розглядає, до набору тренувальних даних чи ні. У випадку з генерацією рівнів, генератор створює зображення рівня в залежності від складності, а дискримінатор знаходить недоліки згенерованого рівня, таким чином ці дві мережі вдосконалюються постійно змагаючись одна з одною, а на виході ми будемо мати якісно згенерований рівень комп'ютерної гри.

Аналогічно GAN можна використовувати для розстановки джерел світла і їх більш правдоподібної «роботи»: відбувається не лише виставлення в окремих ділянках ліхтарів, ламп тощо, а й коректується площа розповсюдження світла (від різних джерел різна інтенсивність), напрямок променів, що робить ігрове середовище більш реалістичним, дивуючим та захоплюючим.

У комп'ютерних іграх досить часто використовуються ландшафти і персонажі, згенеровані програмним чином, однак, створення ж правдоподібної мультиплікації подібним чином рідко призводить до отримання прийнятних результатів. Саме тому розробники комп'ютерних ігор в своїй роботі використовують цілі бібліотеки типових рухів, за допомогою яких і «оживають» ігрові персонажі. Але новий підхід, розроблений дослідниками із Единбурзького університету, дозволяє відмовитися від використання бібліотек, а анімовані завдяки такому підходу, мультиплікаційні персонажі відрізняються високим рівнем реалістичності, їх рухи важко відрізнити від природних рухів тіла людини. Ця система отримала назву фазово-функціональна нейронна мережа (PFNN).

На рисунку 1 коричневим кольором показано показана циклічна функція фази – функція, яка генерує ваги регресійної мережі, яка виконує контрольну задачу. Незважаючи на свою компактну структуру, мережа може вчитися на великому масиві даних великого обсягу завдяки фазовій функції, яка плавно змінюється з плином часу для створення великої різноманітності конфігурації мережі.

Система PFNN проходить через три послідовні етапи: стадію попередньої обробки, стадію навчання і стадію виконання. На етапі попередньої обробки дані для підготовки нейромережі налаштовуються таким чином, щоб з них можна було автоматично витягти параметри управління, які пізніше надасть користувач. Цей процес включає в себе установку даних рельєфу для захоплених даних руху з використанням окремої бази даних карт висот.

На етапі навчання PFNN вчиться використовувати ці дані, щоб створювати рух персонажа в кожному кадрі з урахуванням параметра управління. На етапі виконання вхідні параметри в нейромережі збираються з введення користувача і з середовища, а потім вводяться в систему для визначення руху персонажа.

Такий механізм управління ідеально підходить для роботи з персонажами в інтерактивних сценах у відеоіграх і системах віртуальної реальності. Дослідники заявили, що якщо навчати мережу з нециклічною фазовою функцією, PFNN можна легко використовувати для вирішення інших завдань, на зразок моделювання ударів руками і ногами [5].

Багатьом би хотілося переглянути старий улюблений фільм або заново пройти комп'ютерну гру, яка вразила в дитинстві, але виникає проблема в тому, що на сучасних екранах шедеври минулого виглядають вкрай посередньо. Заповнити цю прогалину може процедура ремастерінга – перевидання класики в більш високій якості. Тут може стати у нагоді рекурентна нейронна мережа.

Ідея RNN полягає в послідовному використанні інформації. У традиційних нейронних мережах мається на увазі, що всі входи і виходи незалежні. Але для багатьох завдань це не підходить. RNN називаються рекурентними, тому що вони виконують одну й ту саму задачу для кожного елемента послідовності, причому вихід залежить від попередніх обчислень. Ще одна інтерпретація RNN – це мережі, у яких є «пам'ять», яка враховує попередню інформацію. Теоретично RNN можуть використовувати інформацію в довільно довгих послідовностях, але на практиці вони обмежені лише кількома кроками. Для того, щоб використовувати таку мережу для корекції кольору, спочатку потрібно навчити її: надати різні відео, в яких буде приклад того, як має виглядати навколишній світ, які кольори для чого використовуються.

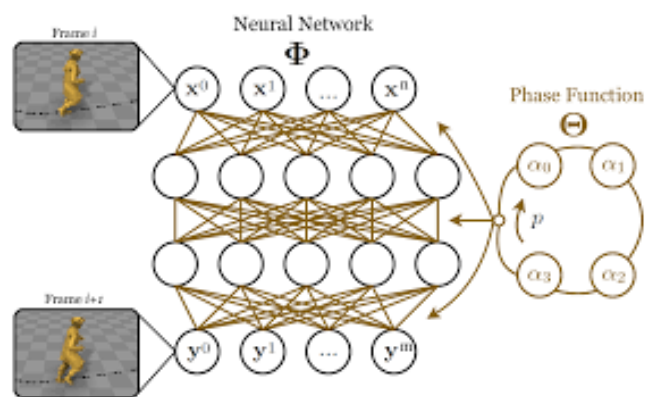


Рис. 1. Візуальна схема PFNN.

Також для задачі корекції рекурентна нейронна мережа може використовувати разом із згортковою нейромережею [6].

Нейронні мережі також можуть знадобитись для керування діями неігрових персонажів: суперників, ботів та помічників, компаньйонів, їх ще називають агентами. Про успіхи Google Deepmind зараз говорять та знають. Алгоритми DQN (Deep Q-Network) перемагають людину з непоганим відривом все у більшу кількість ігор. Досягнення останніх років вражають: буквально за десятки хвилин навчання алгоритми вчаться і виграють людину в «Pong» (відеогра для аркадних ігрових автоматів) й інші ігри Atari (компанія з виробництва та видання відеоігор). Нещодавно агенти вийшли в третій вимір – перемагають людей в «DOOM» в реальному часі, а також вчаться керувати машинами та гелікоптерами.

Q-навчання – метод, що застосовується в штучному інтелекті при агентному підході. Відноситься до експериментів виду навчання з підкріпленням. На основі одержуваної від середовища винагороди агент формує функцію корисності Q, що згодом дає йому можливість уже не випадково вибирати стратегію поведінки, а враховувати досвід попереднього взаємодії з середовищем. Одна з переваг Q-навчання – воно в змозі порівняти очікувану корисність доступних дій, не формуючи модель навколишнього середовища [7].

### Висновки

У роботі розглянуто способи використання нейронних мереж та методів машинного навчання різних типів у комп'ютерних відеоіграх. За останні кілька років прогрес в області штучного інтелекту привів до створення методів машинного навчання на основі навчання уявленням з декількома шарами абстракції, так званому «глибокому навчання». Громадську та медійну увагу було привернуто до цієї галузі досліджень завдяки старокитайській настільній грі «Go», коли штучний інтелект переміг людину. Галузь актуальна та потребує подальших досліджень, оскільки може принести користь не лише у сфері комп'ютерних ігор, а й у інших.

### Література

1. A general reinforcement learning algorithm that masters chess, shogi, and Go through self-play / David Silver, Thomas Hubert, Julian Schrittwieser, Ioannis Antonoglou, Matthew Lai, Arthur Guez, Marc Lanctot, Laurent Sifre, Timothy Lillicrap, Karen Simonyan, Demis Hassabis. – Science. – Vol. 362. – № 6419. – URL: <https://science.sciencemag.org/content/362/6419/1140.full?ijkey=XGd77kI6W4rSc&keytype=ref&siteid=sci>
2. Deep Exemplar-Based Video Colorization / Bo Zhang, Mingming He, Jing Liao, Pedro V. Sander, Lu Yuan, Amine Bermak, Dong Chen. – Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2019. – P. 8052–8061. – URL: [https://openaccess.thecvf.com/content\\_CVPR\\_2019/html/Zhang\\_Deep\\_Exemplar-Based\\_Video\\_Colorization\\_CVPR\\_2019\\_paper.html](https://openaccess.thecvf.com/content_CVPR_2019/html/Zhang_Deep_Exemplar-Based_Video_Colorization_CVPR_2019_paper.html)
3. Штучна нейронна мережа [Електронний ресурс]. – Режим доступу : [https://uk.wikipedia.org/wiki/Штучна\\_нейронна\\_мережа](https://uk.wikipedia.org/wiki/Штучна_нейронна_мережа)
4. Машинне навчання [Електронний ресурс]. – Режим доступу : [https://uk.wikipedia.org/wiki/Машинне\\_навчання](https://uk.wikipedia.org/wiki/Машинне_навчання)
5. Phase-Functioned Neural Networks for Character Control / Daniel Holden, Taku Komura, Jun Saito. – ACM Transactions on Graphics. – Vol. 36. – № 4. – URL: <http://theorangeduck.com/page/phase-functioned-neural-networks-character-control>
6. Ремастеринг с ИИ. Как нейросети возрождают классику [Електронний ресурс]. – Режим доступу : <https://dx.media/articles/how-it-works/remastering-s-ii-kak-neyroseti-vozrozhdayut-klassiku/>
7. Q-обучение [Електронний ресурс]. – Режим доступу : <https://ru.wikipedia.org/wiki/Q-обучение>

### References

1. A general reinforcement learning algorithm that masters chess, shogi, and Go through self-play / David Silver, Thomas Hubert, Julian Schrittwieser, Ioannis Antonoglou, Matthew Lai, Arthur Guez, Marc Lanctot, Laurent Sifre, Timothy Lillicrap, Karen Simonyan, Demis Hassabis. – Science. – Vol. 362. – № 6419. – URL: <https://science.sciencemag.org/content/362/6419/1140.full?ijkey=XGd77kI6W4rSc&keytype=ref&siteid=sci>
2. Deep Exemplar-Based Video Colorization / Bo Zhang, Mingming He, Jing Liao, Pedro V. Sander, Lu Yuan, Amine Bermak, Dong Chen. – Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2019. – P. 8052–8061. – URL: [https://openaccess.thecvf.com/content\\_CVPR\\_2019/html/Zhang\\_Deep\\_Exemplar-Based\\_Video\\_Colorization\\_CVPR\\_2019\\_paper.html](https://openaccess.thecvf.com/content_CVPR_2019/html/Zhang_Deep_Exemplar-Based_Video_Colorization_CVPR_2019_paper.html)
3. Shtuchna neironna merezha [Elektronnyi resurs]. – Rezhym dostupu : [https://uk.wikipedia.org/wiki/Shtuchna\\_neironna\\_merezha](https://uk.wikipedia.org/wiki/Shtuchna_neironna_merezha)
4. Mashynne navchannia [Elektronnyi resurs]. – Rezhym dostupu : [https://uk.wikipedia.org/wiki/Mashynne\\_navchannia](https://uk.wikipedia.org/wiki/Mashynne_navchannia)
5. Phase-Functioned Neural Networks for Character Control / Daniel Holden, Taku Komura, Jun Saito. – ACM Transactions on Graphics. – Vol. 36. – № 4. – URL: <http://theorangeduck.com/page/phase-functioned-neural-networks-character-control>
6. Remasterynh s YY. Kak neirosety vozrozhdayut klassyku [Elektronnyi resurs]. – Rezhym dostupu : <https://dx.media/articles/how-it-works/remastering-s-ii-kak-neyroseti-vozrozhdayut-klassiku/>
7. Q-obuchenye [Elektronnyi resurs]. – Rezhym dostupu : <https://ru.wikipedia.org/wiki/Q-obuchenye>

Надійшла/Paper received : 26.04.2021 р. Надрукована/Printed : 02.06.2021 р.