

НЕЙРОМЕРЕЖІ В МІКРОСВІТІ: МАШИННЕ НАВЧАННЯ ДЛЯ АНАЛІЗУ ФІЗИЧНИХ ЕКСПЕРИМЕНТІВ

Вінницький національний технічний університет

Анотація

У статті розглядається застосування штучних нейронних мереж для обробки великих масивів даних у сучасних фізичних експериментах. Проаналізовано ефективність алгоритмів машинного навчання під час класифікації треків елементарних частинок. Показано переваги використання згорткових нейромереж порівняно з класичними статистичними методами аналізу даних.

Ключові слова: машинне навчання, штучні нейронні мережі, фізика високих енергій, аналіз великих даних, елементарні частинки.

Abstract

The article considers the application of artificial neural networks for processing large datasets in modern physics experiments. The efficiency of machine learning algorithms in classifying elementary particle tracks is analyzed. The advantages of using convolutional neural networks compared to classical statistical data analysis methods are shown.

Keywords: machine learning, artificial neural networks, high energy physics, big data analysis, elementary particles.

Вступ

Сучасні дослідження у галузі фундаментальної фізики генерують безпрецедентні обсяги інформації. Наприклад, детектори Великого адронного колайдера (БАК) реєструють мільйони зіткнень частинок щосекунди. Зі збільшенням світності прискорювачів кількість одночасних зіткнень стрімко зростає, що призводить до так званого комбінаторного вибуху під час реконструкції траєкторій. Лише незначна частка цих подій містить корисну інформацію для відкриття нових фізичних явищ, тоді як решта є фоновим шумом [1]. Традиційні алгоритми фільтрації та реконструкції треків, такі як комбінаторний фільтр Калмана, вимагають значних обчислювальних ресурсів. За умов високого завантаження вони поступово досягають межі своєї ефективності, що робить актуальним пошук альтернативних, більш швидких методів.

Метою даної роботи є розробка та тестування алгоритму на базі згорткової нейронної мережі (CNN) для швидкої та точної класифікації треків елементарних частинок у трекових детекторах.

Методика та модель

Для розв'язання задачі бінарної класифікації (відділення істинних треків від випадкових збігів апаратного шуму) було обрано архітектуру багатошарової двовимірної згорткової нейронної мережі. Вхідні дані проходили етап попередньої обробки: просторові координати спрацьовувань (хітів) у детекторі проєктувалися на площину та перетворювалися на розріджені матриці пікселів. Процес виділення локальних просторових ознак треку за допомогою операції згортки описується наступною формулою:

$$S(i, j) = \sum_m \sum_n I(i - m, j - n) K(m, n)$$

де I — вхідна матриця даних з детектора, K — матриця ваг (ядро згортки), S — отримана карта ознак (feature map). Для активації нейронів використовувалася нелінійна функція ReLU, яка дозволяє мережі моделювати складні залежності[3]. Для зменшення розмірності карт ознак та виділення найбільш значущих патернів після кожного згорткового шару застосовувалася операція субдискретизації (Max-Pooling). Щоб запобігти ефекту перенавчання (overfitting) моделі, перед повнозв'язним шаром класифікатора було інтегровано шар Dropout із коефіцієнтом вимкнення нейронів 0,3. Структуру розробленої нейронної мережі схематично наведено на рисунку 1.

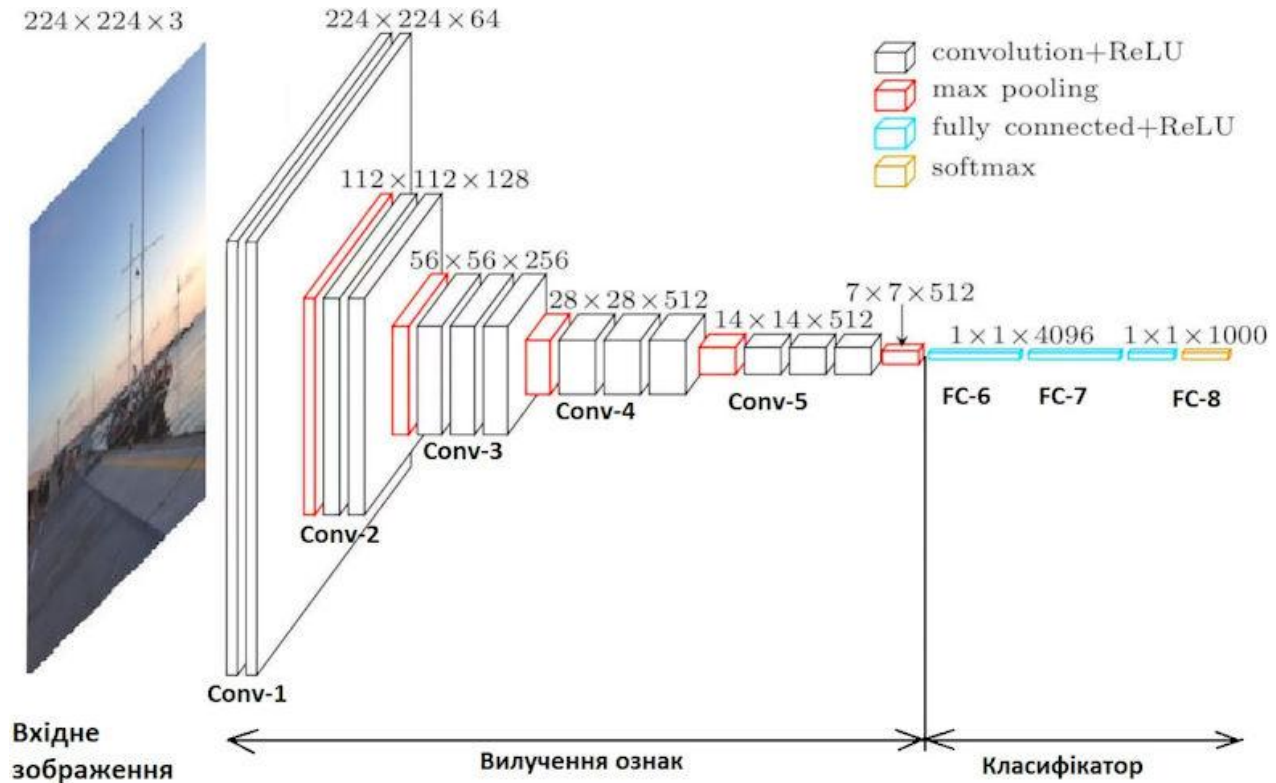


Рис. 1. Архітектура згорткової нейронної мережі для класифікації треків[5]

Навчання моделі проводилося на відкритому наборі змодельованих даних TrackML Particle Tracking Challenge[2]. Для оптимізації ваг мережі використовувався алгоритм Adam, а в якості функції втрат — бінарна перехресна ентропія (Binary Cross-Entropy).

Результати Дослідження

Проведені експерименти показали, що запропонована архітектура здатна ефективно розрізняти істинні треки від випадкових збігів (шуму). Порівняльний аналіз розробленої CNN моделі та класичного алгоритму фільтра Калмана [4] наведено у таблиці 1.

Таблиця 1 — Порівняння ефективності алгоритмів розпізнавання

Алгоритм	Точність	Час обробки 1000 подій, с	Відсоток хибних спрацьовувань
Фільтр Калмана (класичний)	92,4%	45,2	5,1%
Розроблена CNN модель	96,1%	29,8	2,3%

Як видно з таблиці 1, застосування методів глибинного навчання дозволило підвищити загальну точність розпізнавання до 96,1% та значно знизити відсоток хибних спрацьовувань (False Positive Rate) до 2,3%. Крім того, завдяки можливості розпаралелювання матричних обчислень на графічних процесорах (GPU), час обробки масиву даних скоротився на 34%. Це критично важливо для систем тригерування нульового та першого рівнів (L0/L1 Trigger), які працюють у режимі жорсткого реального часу.

Висновки

Впровадження алгоритмів штучного інтелекту у фізику мікросвіту відкриває принципово нові можливості для швидкого аналізу великих даних. Розроблена згорткова нейронна мережа продемонструвала високу ефективність у задачі класифікації треків частинок, перевершивши традиційні статистичні підходи за стійкістю до зашумлення та швидкістю інференсу. Подальші дослідження будуть спрямовані на вивчення графових нейронних мереж (GNN) для роботи з просторовим 3D-розподілом хітів, а також на апаратну оптимізацію розроблених моделей для їх розгортання безпосередньо на програмованих логічних інтегральних схемах (FPGA) детекторів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

- 1 Radovic A. Machine learning at the energy and intensity frontiers of particle physics / A. Radovic, M. Williams, D. Rousseau // Nature. – 2018. – Vol. 560. – P. 41-48.
- 2 Amrouche S. The Tracking Machine Learning challenge: Accuracy phase / S. Amrouche, L. Basara, P. Calafiura [et al.] // The European Physical Journal C. – 2020. – Vol. 80, № 5. – P. 423-435.
- 3 Субботін С. О. Подання й обробка знань у системах штучного інтелекту та підтримки прийняття рішень : навчальний посібник / С. О. Субботін. – Запоріжжя : ЗНТУ, 2008. – 341 с.
- 4 Fruhwirth R. Application of Kalman filtering to track and vertex fitting / R. Fruhwirth // Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A. – 1987. – Vol. 262, № 2-3. – P. 444-450.
- 5 Архітектура згорткової нейронної мережі VGG16 [Електронний ресурс] // IT Master. – Режим доступу: <https://itmaster.biz.ua/images/vgg16-neural-network.jpg> (дата звернення: 12.03.2026).

Adamenko Danylo Kostyantynovich, студент групи 2ПІ-256, Факультет інформаційних технологій та комп'ютерної інженерії, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, e-mail: daniladamenko5@gmail.com

Науковий керівник: **Мартинюк Володимир Валерійович** – доцент, кафедри загальної фізики, Вінниця, Вінницький національний технічний університет

Adamenko Danilo Kostyantynovich, student of group 2SE-25b, Faculty of Information Technologies and Computer Engineering, Vinnytsia National Technical University, m. Vinnytsia, e-mail: daniladamenko5@gmail.com

Supervisor: **Martyniuk Volodymyr Valeriiovych**, Associate Professor, Department of General Physics, Vinnytsia, Vinnytsia National Technical University