

*Пазиніч Яна Сергіївна,
студентка I курсу магістратури,
Спеціальності «Середня освіта (Інформатика)»*

*Науковий керівник:
Кандидат педагогічних наук, доцент
Твердохліб, Ігор Анатолійович*

ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ СИМВОЛІВ

Розглянуто поняття штучні нейронні мережі та їх застосування для розпізнавання рукописних символів; проаналізовано методи навчання нейронних мереж.

***Ключові слова:** штучні нейронні мережі, розпізнавання об'єкта, аналіз даних, когнітрон, нейрон, синапсис.*

Прискорені темпи розвитку технологій, робототехніки, концепцій «розумного будинку» і «розумного міста», а також систем штучного інтелекту викликали потребу в розвитку технологій, пов'язаних з нейронними мережами. Штучні нейронні мережі, які зазвичай називають просто нейронними мережами, на сьогодні є одним з найбільш відомих та водночас загадкових засобів інтелектуального аналізу даних, що розвивається завдяки досягненням в галузях теорії нейронних мереж та інформатики.

Штучна нейрона мережа – це математична модель, а також пристрій паралельних обчислень, що представляють собою систему з'єднаних і взаємодіючих між собою простих процесорів (штучних нейронів). Як математична модель штучна нейрона мережа являє собою окремий випадок методів розпізнавання образів або дискримінантного аналізу [2].

Основою штучних нейронних мереж є модель людського мозку, який складається із мільярдів нейронів що з'єднанні синапсами. Основні положення теорії діяльності головного мозку і математична модель нейрона були розроблені У. Маккалоком і Ч. Піттсом в 1943 році та опубліковані в статті «Логічне обчислення ідей, що відносяться до нервової діяльності» [6]. Аналогічно, штучні нейронні мережі складаються з обчислювальних елементів які називають штучними нейронами. Зв'язки між нейронами визначають характеристики як мозку так і штучних нейронних мереж. Нейронні мережі володіють такими перевагами: паралелізм, можливість навчання і здатність до узагальнення.

Алгоритм розпізнавання тексту наступний: на вхід системи розпізнавання надходить растрове зображення сторінки. Для нормальної роботи алгоритмів розпізнавання бажано, щоб вихідне зображення мало достатню якість. Тому перед застосуванням алгоритмів розпізнавання проводиться його попереднє опрацювання, спрямоване на поліпшення якості зображення [1].

Для розпізнавання окремих зображень використовують такі види нейронних мереж:

- багат шарові нейронні мережі. Архітектура багат шарової нейронної мережі складається з послідовно з'єднаних шарів, де нейрон кожного шару своїми входами пов'язаний з усіма нейронами попереднього шару, а виходами – наступного. Навчаються ці мережі за допомогою алгоритму зворотного поширення помилки. При цьому помилки (точніше величини корекції ваг) поширюються в зворотному напрямку від входів до виходів, крізь ваги, що з'єднують нейрони;
- згорткові нейронні мережі являють собою спеціалізовану нейронну мережу для опрацювання даних, яка має відому топологію у вигляді сітки [4]. Згорткові мережі надзвичайно успішні в практичних застосуваннях. Перш за все вони використовуються для класифікації зображень, ідентифікації особи, символів,

медичних діагнозів (наприклад пухлини). Безпосередньо процес визначення заснований на операції згортки фільтром оригінального зображення. Основними недоліками цих мереж є висока складність архітектури, повнозв'язаність, фіксована площа вікна шару згортки.

- нейронні мережі Хопфілда бувають одношарові і повношарові (зв'язки нейронів на самих себе відсутні), її виходи пов'язані з входами. На відміну від багатошарових, мережі Хопфілда є релаксаційними – тобто будучи встановленою в початковий стан, функціонує до тих пір, поки не досягне стабільного стану, який і буде її вихідним значенням. Застосовуються в якості асоціативної пам'яті і для розв'язання оптимізаційних задач. У першому випадку нейронні мережі навчаються без вчителя (наприклад, за правилом Хебба [5]), у другому випадку ваги між нейронами спочатку кодуєть вирішуване завдання. Застосування даної мережі відмічається хорошим результатом відновлення трьохвимірної форми і високою швидкодією;
- самоорганізуючі нейронні мережі Кохонена забезпечують топологічне упорядкування вхідного простору образів. Вони дають змогу топологічно безперервно відображати вхідний n -мірний простір в вихідний m -мірний, $m \ll n$. Вхідний образ проектується на деяку позицію в мережі, кодованих як положення активованого вузла. На відміну від більшості інших методів класифікації і кластеризації, топологічне упорядкування класів зберігає на виході подобу у вхідних образах [1**Ошибка! Источник ссылки не найден.**], що є особливо корисним при класифікації даних, що мають велику кількість класів. Налаштування ваг мережі здійснюється методом конкурентного навчання, в процесі якого змінюються тільки ваги нейрона-переможця, що має максимальну активність. Для даної мережі характерна висока швидкість навчання;
- когнітрон своєю архітектурою схожий на будову зорової кори, має ієрархічну багатошарову організацію, в якій нейрони між шарами пов'язані тільки локально. Навчається дана мережа без вчителя. Кожен шар мозку реалізує різні рівні узагальнення; вхідний шар чутливий до простих образів, таких, як лінії, і їх орієнтації в певних областях візуальної області, в той час як реакція інших шарів є більш складною, абстрактною і незалежною від позиції образу. Когнітрон є потужним засобом розпізнавання зображень, але потребує високих обчислювальних затрат, які на сьогодні недосяжні[3].

Отже, наразі існує досить багато методів навчання нейронних мереж для розпізнавання символів, але існують шляхи для їх поліпшення. Але до сих пір немає універсального методу навчання штучних нейронних мереж, для кожної задачі потрібно використовувати окремий метод.

Список використаної літератури:

1. Головкин В.А., Краснопрошин В.В. Нейросетевые технологии обработки данных: учеб. пособие. Минск: БГУ, 2017. 263 с.
2. Кононюк А.Ю. Нейронні мережі і генетичні алгоритми. Київ: «Корнійчук», 2008. 470 с.
3. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика. М.: Мир, 1992. 184 с.
4. Y. Kim. Convolutional neural networks for sentence classification. *Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*. 2014. P. 1746–1751.
5. Hebb D.O. *The Organization of Behavior*. New York: Wiley, 1949. 378 p.
6. McCulloch W.S., Pitts W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*. 1943. No 5. P. 115 – 133.