

ДОСЛІДЖЕННЯ АЛГОРИТМІВ НАВЧАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ КЛАСИФІКАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ

УДК 004.9

DOI: <https://doi.org/10.35546/2313-0687.2020.27.44-53>

Раїса Захарченко,

к.т.н, доцент кафедри Програмних засобів і технологій,
Херсонський національний технічний університет, Херсон, Україна,
E-mail: zraissa2@gmail.com, ORCID 0000-0003-4650-3095

Леонід Захарченко,

аспірант кафедри Програмних засобів і технологій,
Херсонський національний технічний університет, Херсон, Україна,
ORCID 0000-0001-9984-696X

Тетяна Кірюшатова,

к.т.н, доцент кафедри Програмних засобів і технологій,
Херсонський національний технічний університет, Херсон, Україна,
E-mail: tanyakir1963@gmail.com, ORCID 0000-0002-0000-0065

Олена Штуца,

аспірантка кафедри Програмних засобів і технологій,
Херсонський національний технічний університет, Херсон, Україна,
E-mail: shtutsaelena79@gmail.com, ORCID 0000-0001-8817-3800

Анотація. Метою є дослідження алгоритмів навчання штучної нейронної мережі для класифікації зображень з достатньою точністю передбачення придатності зображення до класу.

Методи дослідження. В роботі використані методи наукових досліджень такі як: експеримент, аналіз результатів діяльності. Із теоретичних методів дослідження використані: аналіз, синтез, порівняння.

Основні результати дослідження. Досліджено алгоритми та механізми швидкого навчання штучних нейронних мереж з наведеними прикладами, визначено їх переваги та недоліки. Результатом дослідження став розроблений програмний продукт, який показує користувачу втрати та точність на кожній епісі навчання, що допомагає зрозуміти, чи в правильному напрямку модель рухається під час навчання. Для моделі будуть побудовані графіки для демонстрації її результатів, а також зображення, користувач може скористатися своєю моделлю на практиці. Використані методи дали кращі результати, перенавчання майже не відчувається.

Наукова новизна. Розроблений програмний продукт для класифікації зображень до однієї категорії з достатньою точністю передбачення придатності зображення до класу, який можна використовувати для подальшого покращення результатів шляхом внесення поступових змін з використанням додаткових методів проектування штучних нейронних мереж.

Практична значимість. З кожним роком все більший інтерес людства викликає застосування штучного інтелекту в сферах життєдіяльності людини. Дана тема є дуже актуальною для вивчення в наш час, коли штучний інтелект все більш активно починає впроваджуватися у різні сфери, такі як маркетинг, сільське господарство, навчання, медицину, економіку, зв'язок, безпеку охоронних систем, обробку інформації і т.д. Розроблений додаток може стати основою для розширення кількості охоплюваних образів, або стати частиною більш складної системи. Результати дослідження можна використовувати у навчальному процесі для наочного представлення переваг та недоліків методів машинного навчання, принципів їх використання у сфері розпізнавання образів.

Ключові слова: машинне навчання, алгоритми, методи навчання, нейрони, нейронна мережа згортоква нейронна мережа.

Постановка проблеми. Необхідно розробити додаток для класифікації зображень, використовуючи набір з 14000 зображень, що належать до шести різних категорій. Все, на що спирається алгоритм при побудові прийнятної моделі визначення класів – результати обробки зображень згідно з параметрами моделі. Дослідження відбувалося наступними кроками:

- отримання даних – перший етап, коли набір зображень отримується, щоб можна було почати його обробку;
- перетворення даних – другий етап, коли зображення приводяться до одного й того ж самого розміру, а також коли на основі зображень відбувається розширення даних;
- очищення даних відбувається стандартними методами бібліотеки Keras. Дані доводяться до вигляду, який може зчитувати та яким може маніпулювати нейронна мережа;
- модель навчається на отриманих даних;
- будуються графіки точності та витрат розробленої моделі;
- відбувається оцінка якості моделі з використанням контрольного тестового набору зображень, що не були зайняті в процесі навчання;
- модель використовується для визначення класів зображень, які їй надає кінцевий користувач. Цей етап є важливим, адже користувач вже сам може оцінити, чи влаштовують його результати роботи програми.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Вчені досліджували і досліджують різні методи в навчанні штучних нейронних мереж, але цього недостатньо і проблема потребує більш детального розгляду.

Серед сучасних вітчизняних науковців варто виділити Акулова П.В. та Осовського С. Так, зокрема, в сферу діяльності Акулова П.В. входять питання вирішення задач за допомогою нейронних мереж, а Станіслав Осов-

ський [7] займається дослідженнями нейронних мереж у сфері обробки інформації. Волосюк Ю.В. [6] у своїх дослідженнях розглядає кластеризацію (кластерний аналіз даних), переваги та недоліки цього алгоритму як широкого класу завдань навчання без вчителя. В'югін В.В. [5] знайомить з математичними основами сучасної теорії машинного навчання. У праці автора викладаються основи статистичної теорії машинного навчання, розглядаються завдання класифікації та регресії з опорними векторами, теорією узагальнень та алгоритмами побудови розділених гіперплоскостей.

Зарубіжні автори (J. Feldman, M.A. Fanty, and N.H. Goddard [4]) звертаються до проектування, реалізації та аналізу мережі, що втілює конкретні обчислювальні структури, необхідні для вирішення складних проблем. Вони зосереджені на розробці та використанні масово паралельних кон'юнктурних обчислювальних моделей, особливо в галузі штучного інтелекту. Вони описують обчислювальне середовище для роботи зі структурованими мережами та представляють деякі приклади програм. Протягом усього часу вони розглядають адаптацію та навчання як способи вдосконалення структурованих мереж, а не як заміну аналізу та дизайну.

В праці J.A. Anderson and E. Rosenfeld [3] коротко описані і обговорюються мережі Хопфілда, адаптивна двохнаправлена асоціативна пам'ять і навчання Кохонена.

У праці A.K. Jain and J. Mao [2] досліджено принципи роботи біологічного нейрону та його штучної обчислювальної моделі.

Мета дослідження. Метою дослідження є визначення недоліків та переваг способів машинного навчання, їх особливості та характеристики, розширення знань щодо структури та принципів їх роботи. Необхідно навчити нейронну мережу якомога точніше визначити приналежність образу до класу.

Виклад матеріалу дослідження. Штучна нейронна мережа – це мережа простих елементів, названих нейронами, які отримують вхід, змінюють свій внутрішній стан збудження відповідно до цього входу, і виробляють вихід, залежний від входу та збудження. Мережа утворюється з'єднанням виходів певних нейронів зі входами інших нейронів з утворенням орієнтованого зваженого графу. Ваги, як і функції, що обчислюють збудження, можуть змінюватися процесом, званим навчанням, який керується правилом навчання. Правило навчання – це правило або алгоритм, який змінює параметри нейронної мережі, щоб заданий вхід до мережі видавав придатний вихід. Цей процес навчання зазвичай полягає в зміні ваг та порогів змінних мережі.

Штучна нейронна мережа – це взаємозв'язана мережа вузлів, уподібнена до мережі нейронів у головному мозку. На рис. 1 кожним круговим вузлом представлено штучний нейрон, а стрілкою – з'єднання виходу одного штучного нейрону зі входом іншого.

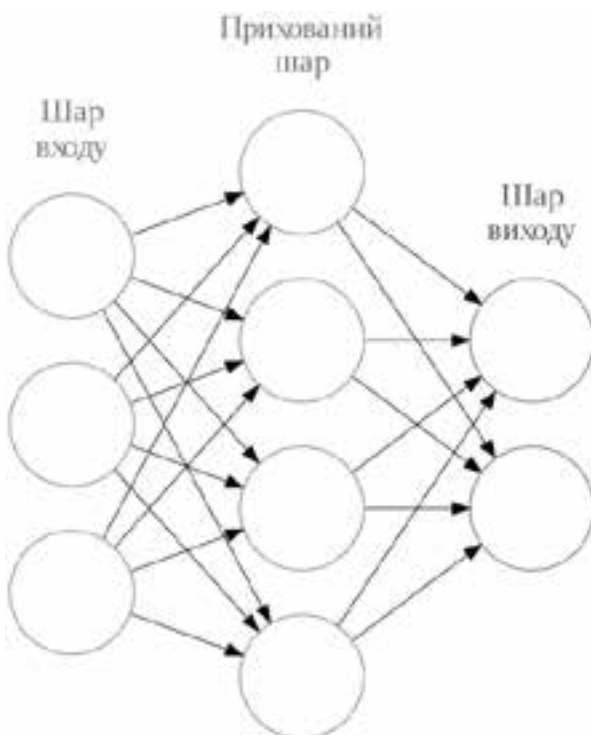


Рис. 1 – Базове уявлення штучної нейронної мережі

Машинне навчання – це підгалузь штучного інтелекту в галузі інформатики, яка часто застосовує статистичні прийоми для надання комп'ютерам здатності “навчатися” [1].

Назву “машинне навчання” було започатковано 1959 року Артуром Семюелем. Еволюціонувавши з досліджень розпізнавання образів та теорії обчислювального навчання в галузі штучного інтелекту, машинне навчання досліджує вивчення та побудову алгоритмів, які можуть навчатися й робити передбачення з даних [2, 3]. До прикладів застосувань належать фільтрування електронної пошти, виявлення мережних зловмисників, що намагаються заволодіти інформацією, оптичне розпізнавання символів, розпізнавання образів і т.д.

Основна мета системи, яка навчається, — це робити узагальнення зі свого досвіду.

Процес навчання штучних нейронних мереж розглядається як налаштування архітектури і зв'язків між нейронами для ефективного виконання поставлених перед мережею завдань. Існує два великих класи навчання: клас детермінованих методів і клас стохастичних методів.

До класу детермінованих входять методи, в основі яких лежить ітеративна корекція параметрів мережі, в ході поточної ітерації яка ґрунтується на поточних параметрах. Основним детермінованим методом і найпоширенішим методом навчання мереж сьогодні є метод зворотного поширення помилки.

До класу стохастичних входять методи, що змінюють параметри мережі випадковим чином і зберігають тільки ті зміни параметрів, які призвели до поліпшення результатів роботи. Стохастичні алгоритми навчання реалізуються за допомогою порівняння помилок.

Існують певні способи навчання штучних нейронних мереж.

Одним з них є спосіб навчання з учителем. Під час навчання мережі з учителем кожному прикладу з навчальної вибірки відповідає вектор, що характеризує однозначну правильну відповідь, що подається відразу на вихід мережі в обхід всієї її архітектури [1].

Після отримання власного результату мережею, алгоритм порівнює результуючий вектор з правильною відповіддю, на основі чого відбувається корекція подальших помилок.

Навчання без вчителя у застосуванні до штучний нейронних мереж реалізується природним чином в процесі навчання, коли автоматичне налаштування параметрів мережею призводить до появи однакових результатів її функціонування при досить близьких вхідних значеннях [4]. Навчання без вчителя – один зі способів машинного навчання, при вирішенні яких випробовувана

система спонтанно навчається виконувати поставлене завдання, без втручання з боку експериментатора. Як правило, це підходить тільки для задач, в яких відомий опис множини об'єктів (навчальна вибірка), і необхідно виявити внутрішні взаємозв'язки, залежності, закономірності, що існують між об'єктами.

Навчання з частковим залученням вчителя це гібрид навчання з учителем і без. Цей спосіб можна застосовувати для розпізнавання шахрайства зі спробами видати себе за іншого. Шахрайства можна класифікувати як аномалію на тлі звичайної активності. Методи машинного навчання з частковим залученням вчителя дозволяють створювати моделі, що розпізнають такі аномалії. Відповідні системи нерідко застосовуються для виявлення спроб шахрайства при онлайн-угодах.

При навчанні з підкріпленням машині дозволяють взаємодіяти з оточенням (наприклад, скидати браковану продукцію з конвеєра в кошик) і «винагороджують», коли вона правильно виконує завдання. Автоматизувавши підрахунок винагород, можна дати можливість машині «навчатися» самостійно [3].

Одне із застосувань навчання з підкріпленням – сортування товарів в роздрібних магазинах.

Глибоке навчання може проходити як без учителя, так і з підкріпленням. При глибинному навчанні частково імітуються принципи навчання людей – використовуються нейронні мережі для все більш докладного уточнення характеристик набору даних.

Глибинні нейронні мережі застосовуються, зокрема, для прискорення скринінгу великих обсягів даних при пошуку, наприклад, лікарських засобів.

Поклала початок глибокому навчанню у 1994-му одна з перших згорткових нейронних мереж, що була розроблена Яном Лекун (Yann LeCun). Після багатьох успішних ітерацій починаючи з 1988-го отримала назву LeNet5. Ця нейронна мережа лягла в основу багатьох наступних архітектур і надихнула безліч дослідників.

Згорткова нейронна мережа (англ. Convolutional neural network, CNN) – спеціальна архітектура штучних нейронних мереж, націлена на ефективне розпізнавання образів, входить до складу технологій глибокого навчання (англ. Deep learning).

Ідея згорткових нейронних мереж полягає в чергуванні згорткових шарів (англ. Convolution layers) і субдискретизуючих шарів (англ. Subsampling layers або англ. Pooling layers, шарів підвибірки). Структура

мережі – односпрямована (без зворотних зв'язків), принципово багатощарова. Для навчання використовуються стандартні методи, найчастіше метод зворотного поширення помилки. Функція активації нейронів (передавальна функція) – будь-яка, за вибором дослідника.

Назву архітектура мережі отримала через наявність операції згортки, суть якої в тому, що кожен фрагмент зображення множить на матрицю (ядро) згортки елемент за елементом, а результат підсумовується і записується в аналогічну позицію вихідного зображення [7]. На рис. 2 представлено модель загорткової нейронної мережі.

Розпізнавання об'єктів на фото і відео за допомогою нейронних мереж застосовується в безпілотному транспорті, відеоспостереженні, системах контролю доступу, системах «розумного будинку» і т.д.

Машинне навчання дуже дієве, адже для різних завдань завжди можна використати різні методи для досягнення результатів. Серед методів машинного навчання виділено такий, як дерево рішень.

Для виконання завдання класифікації зображень до однієї категорії було вирішено розробити модель нейронної мережі з нуля з використанням отриманих під час вивчення та аналізу предметної області знань та умінь. Побудована модель є достатньо легкою та невеликою за обсягом. Проте в результаті вдалося досягти точності передбачення придатності зображення до класу рівному 86%.

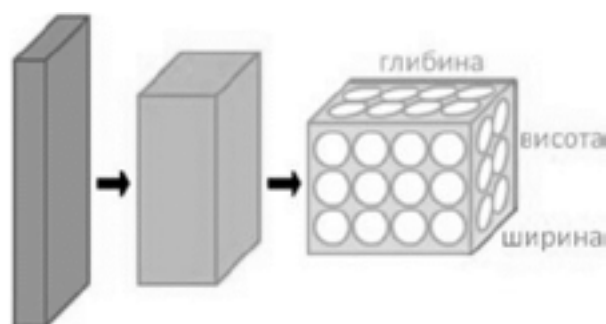


Рис. 2 – Модель згорткової нейронної мережі

Однією з основних проблем під час навчання моделі було її перенавчання. Перенавчання є неприємним, хоча і некритичним, процесом, з яким варто боротися різними методами.

Оцінка результатів проходила з використанням тестового набору зображень, у якому були підписані класи приналежності зображення до групи. Це допомагає оцінити адекватність передбачення моделі, адже

ці дані гарантовано не використовувалися під час навчання моделі. Результатом перевірки моделі на вико-

нання наданих у завданні умов можна перевірити функцію передбачення моделі (рис. 3):

```
282/282 [=====] - 30s 107ms/step - loss: 0.5600 - accuracy: 0.8661
[0.5600427985191345, 0.8661110997200012]
```

Рис. 3 – Якість роботи моделі

Функція передбачення моделі, яка використовує тестові дані для перевірки показала, що модель здатна встановити приналежність зображення до відповідної категорії у 86,5% випадків, а такий результат є достатньо задовільним. Тут видно гарантію того, що модель не просто навмання обирає класи, а дійсно розробила й вивчила шаблони, характерні для кожної групи зображень. Модель уміє їх відрізняти, використовувати при прогнозуванні, а отже виконує поставлену перед нею задачу цілком.

Вочевидь, досягти високих результатів з першої ж спроби виявилось неможливо, а отже в процесі розробки додатка вдалося створити декілька моделей, які відрізняються параметрами, їх характеристиками, якістю оцінювання і т. п. Використовувалася дуже велика кількість параметрів. Спочатку, здавалося, що визначення великої кількості параметрів буде гарантувати високу якість роботи. Але в результаті модель не показала хороших результатів. Приблизно з восьмої епохи модель почала процес перенавчання, що призвело до того, що модель не змогла покращити результати свого передбачення приблизно з тієї ж епохи. В результаті, навіть на тестових даних дана модель показала процент правильних відповідей лише близько 80%. При цьому на навчальних даних процент доходив до позначки 94.

Щоб уникнути такого ефекту було вирішено переосмислити модель, зробити її варіант з меншою кількістю параметрів, адже складалося враження що модель просто створювала все більше й більше відомих й менше нових шаблонів.

Друга модель мала більш ніж в 5 разів менше параметрів. Здавалося, що це допоможе спростити проблему перенавчання, але точно не допоможе позбутися її зовсім. Дійсно, модель показала більшу точність, деє на рівні 82%, що є покращенням. Але графік витрат показав, що перенавчання почалося ще раніше, на шостій епосі. Це же

не призвело до початку повного перенавчання, але все ж воно почалося вже після одинадцятої епохи.

В результаті було змінено певні параметри шарів, щоб якось виправити результати у кращій бік. Був доданий додатковий Dropout шар, було використано метод l2-регуляризації.

Крім цього, було вирішено скористатися методом розширення даних, щоб створити додаткові зображення з існуючих і розширити робочу вибірку. В теорії це мало допомогти моделі навчитися краще. На рис. 4 представлено графік точності та витрат другої моделі.

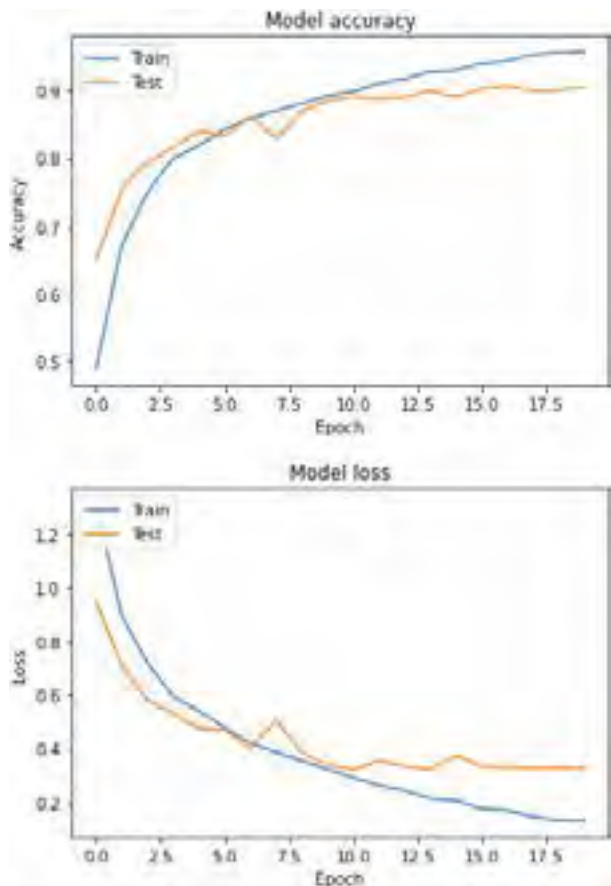


Рис. 4 – Графіки точності та витрат другої моделі

І дійсно, використані методи допомогли отримати кращі результати. Перенавчання майже не відчувалося, хоча і видно, що воно почалося десь приблизно після 15 епохи, а також два рази у випадковий час трохи раніше. Але це не призвело до значного зниження якості класифікації. В результаті можна побачити, що модель показує дуже чудовий результат. Як і у випадку першої моделі результат точності класифікації на навчальному наборі знаходиться близько 93%, але при цьому і результат перевірки тестових даних без значних зсувів

близиться до відмітки 86,5%, що є дуже чудовим показником якості.

Розроблений програмний продукт керується певною логікою під час своєї роботи. Спочатку, користувач вказує папки, де знаходяться тренувальний та тестовий набори даних. Це необхідно для того, якщо користувач захоче перенавчити модель знову, щоб побачити усі результати навчання самостійно. Програма покаже процес навчання, який можна побачити на рис. 5.

```
Epoch 1/20
 2/307 [.....] - ETA: 1:00 - loss: 6.8554 - accuracy: 0.2031WARNING:tensorflow:Callbacks method 'on_train_
batch_end' is slow compared to the batch time (batch time: 0.1020s vs 'on_train_batch_end' time: 0.3490s). Check your callbacks.
307/307 [=====] - 158s 514ms/step - loss: 1.4793 - accuracy: 0.4137 - val_loss: 0.9923 - val_accuracy: 0.61
53
Epoch 2/20
307/307 [=====] - 159s 517ms/step - loss: 1.0624 - accuracy: 0.5938 - val_loss: 0.8001 - val_accuracy: 0.71
17
Epoch 3/20
307/307 [=====] - 154s 500ms/step - loss: 0.8968 - accuracy: 0.6761 - val_loss: 0.7199 - val_accuracy: 0.72
93
```

Рис. 5 – Процес навчання моделі

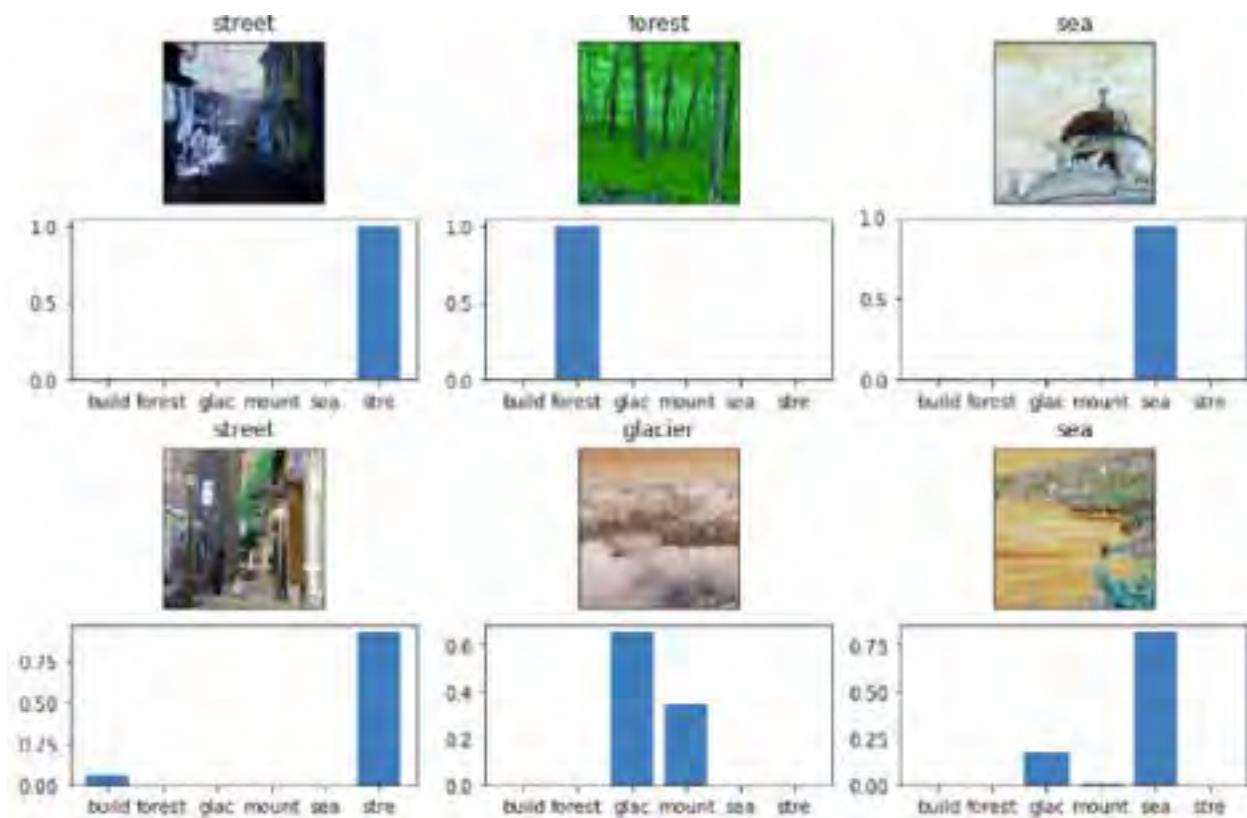
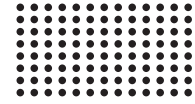


Рис. 6 – Класифікація зображень



Програма показує користувачу втрати та точність на кожній епісі навчання. При цьому точність відокремлюється для тренувальних даних від тестових. Це допомагає зрозуміти, чи в правильному напрямку модель рухається під час навчання.

Користувач зможе побачити деякі зображення з підписами класів, до яких вони належать. Важливо відмітити, що, хоча зображення з точки зору логіки може належати до декількох класів одночасно, тестовий та тренувальний набори містять лише одне співвідношення зображення-клас.

Після навчання моделі, користувач отримає її собі копію, на той випадок, якщо захоче використати у майбутньому. Крім цього, як можна побачити вище, для моделі будуть побудовані графіки для демонстрації її результатів, а також зображення. В кінці, користувач може скористатися своєю моделлю на практиці. Все, що йому необхідно – ввести у необхідне поле шлях до папки з зображеннями. Це змусить програму запустити процес класифікації зображень. Для загальної демон-

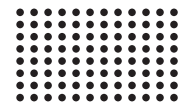
страції було вирішено відобразити певний набір зображень, а також результати класифікації нейронної мережі у вигляді невеликого графіку рис. 6.

Точність моделі складає 86,5%, а отже помилки можливі. Проте це досить точна класифікація, якщо врахувати, що багато зображень дійсно можуть бути класифіковані по-різному.

Висновки. Досліджено алгоритми та механізми швидкого навчання штучних нейронних мереж визначено їх переваги та недоліки. Одним і недоліків визначено перенавчання штучних нейронних мереж. Розроблений програмний продукт для класифікації зображень до однієї категорії з достатньою точністю передбачення придатності зображення до класу. Програмний продукт може використовуватися в освітньому процесі у якості простого прикладу проектування нейронних систем для розпізнавання зображень, а також основою для подальшого покращення результатів шляхом внесення поступових змін з використанням додаткових методів проектування.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ:

1. Aurora Sanjeev. Computational Complexity – A Modern Approach / Sanjeev Aurora, B. Boaz. – Cambridge: 2009. – 325 p.
2. Jain A.K. and Mao J. «Neural Networks and Pattern Recognition», in Computational Intelligence: Imitating Life, J.M. Zurada, R.J. Marks II, and C.J. Robinson, eds., IEEE Press, Piscataway, N.J. – 1994. – Pp. 194–212.
3. Anderson J.A. and Rosenfeld E. «Neurocomputing: Foundation of Research», MIT Press, Cambridge, Mass. – 1988.
4. Feldman J., Fandy M.A., and Goddard N.H., «Computing with Structured Neural Networks», Computer, Vol. 21, No. 3. – Mar.1988. – Pp. 91–103.
5. Вьюгин В.В. Математические основы машинного обучения и прогнозирования. – изд. МЦНМО – 2013. – 304 с.
6. Волосюк Ю. Аналіз алгоритмів кластеризації для задач інтелектуального аналізу даних / Ю.В. Волосюк // Інформаційні технології. – 2014. – С. 112–119.
7. Осовський С. Нейронні мережі для обробки інформації / Пер. з польського І.Д. Рудинського. – М. : Фінанси и статистика. – 2002.
8. Згорткова нейронна мережа – просте пояснення CNN та її застосування. Evergreen. [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://evergreens.com.ua/ua/articles/cnn.html>



STUDY OF NEURAL NETWORK LEARNING ALGORITHMS FOR IMAGE CLASSIFICATION

Raisa Zakharchenko,

Ph.D., Associate Professor of Software and Technology,
Kherson National Technical University, Kherson, Ukraine,
e-mail: zraissa2@gmail.com, ORCID 0000-0003-4650-3095

Leonid Zakharchenko,

graduate student of the Department of Software and Technologies,
Kherson National Technical University, Kherson, Ukraine,
ORCID 0000-0001-9984-696X

Tetyana Kiryushatova,

Ph.D., Associate Professor of Software and Technology,
Kherson National Technical University, Kherson, Ukraine,
e-mail: tanyakir1963@gmail.com, ORCID 0000-0002-0000-0065

Olena Shtutsa,

Postgraduate Student, Department of Software and Technologies,
Kherson National Technical University, Kherson, Ukraine,
e-mail: shtutsaelena79@gmail.com, ORCID 0000-0001-8817-3800

Abstract. The aim is to study the algorithms for learning an artificial neural network to classify images with sufficient accuracy to predict the suitability of the image for the class.

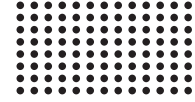
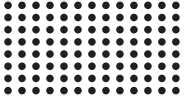
Research methods. The methods of scientific research are used in the work, such as: experiment, analysis of results of activity. Among the theoretical research methods used: analysis, synthesis, comparison.

The main results of the study. Algorithms and mechanisms of fast learning of artificial neural networks with the given examples are investigated, their advantages and disadvantages are defined. The result of the study was a software product that shows the user the loss and accuracy in each epoch of learning, which helps to understand whether the model is moving in the right direction during learning. Graphs will be built for the model to show its results, as well as images, the user can use their model in practice. The methods used gave the best results, retraining is almost not felt.

Scientific novelty. Developed a software product for classifying images into one category with sufficient accuracy to predict the suitability of the image for the class, which can be used to further improve the results by making gradual changes using additional methods of designing artificial neural networks.

Practical significance. Every year more and more interest of the humanity is caused by the use of the unit intellect in the spheres of human activity. This theme is very actual for studying in our time, when the unit intellect is more and more actively started to be introduced into different spheres, such as marketing, agriculture, education, medicine, economy, communication, security of defense systems, information processing, etc. The developed addendum can become the basis for increasing the number of images to be watched or become a part of a more complex system. The results of the research can be used in the educational process for the partial presentation of the advantages and disadvantages of machine learning methods, the principles of their use in the field of image recognition.

Key words: machine learning, algorithms, learning methods, neurons, neural network convolutional neural network.



ИССЛЕДОВАНИЕ АЛГОРИТМОВ ОБУЧЕНИЯ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Раиса Захарченко,

к.т.н., доцент кафедры Программных средств и технологий,
Херсонский национальный технический университет, Херсон, Украина,
e-mail: zraissa2@gmail.com, ORCID 0000-0003-4650-3095

Леонид Захарченко,

аспирант кафедры Программных средств и технологий,
Херсонский национальный технический университет, Херсон, Украина,
ORCID 0000-0001-9984-696X

Татьяна Кирюшатова,

к.т.н., доцент кафедры Программных средств и технологий,
Херсонский национальный технический университет, Херсон, Украина,
e-mail: tanyakir1963@gmail.com, ORCID 0000-0002-0000-0065

Елена Штуца,

аспирант кафедры программных средств и технологий,
Херсонский национальный технический университет, Херсон, Украина,
e-mail: shtutsaelena79@gmail.com, ORCID 0000-0001-8817-3800

Аннотация. Целью является исследование алгоритмов обучения искусственной нейронной сети для классификации изображений с достаточной точностью предсказания годности изображения в класс.

Методы исследования. В работе использованы методы научных исследований такие как: эксперимент, анализ результатов деятельности. С теоретических методов исследования использованы: анализ, синтез, сравнение.

Основные результаты исследования. Исследованы алгоритмы и механизмы быстрого обучения искусственных нейронных сетей с приведенными примерами, определены их преимущества и недостатки. Результатом исследования стал разработанный программный продукт, который показывает пользователю потери и точность на каждой эпохе обучения, помогает понять, в правильном ли направлении модель движется во время обучения. Для модели будут построены графики для демонстрации ее результатов, а также изображения, пользователь может воспользоваться своей моделью на практике. Использованные методы дали лучшие результаты, переобучение почти не ощущается.

Научная новизна. Разработанный программный продукт для классификации изображений к одной категории с достаточной точностью предсказания отношения изображения к классу, который можно использовать для дальнейшего улучшения результатов путем внесения постепенных изменений с использованием дополнительных методов проектирования искусственных нейронных сетей.

Практическая значимость. С каждым годом все больший интерес человечества вызывает применение искусственного интеллекта в сферах жизнедеятельности человека. Данная тема очень актуальна для изучения в наше время, когда искусственный интеллект все более активно начинает внедряться в различные сферы, такие как маркетинг, сельское хозяйство, обучение, медицину, экономику, связь, безопасность охраняемых систем, обработку информации и т.д. Разработанное приложение может стать основой для расширения количества охватываемых образов, или стать частью более сложной системы. Результаты исследования можно использовать в учебном процессе для наглядного представления преимуществ и недостатков методов машинного обучения, принципов их использования в сфере распознавания образов.

Ключевые слова: машинное обучение, алгоритмы, методы обучения, нейроны, нейронная сеть сверточная нейронная сеть.



REFERENCES:

1. Sanjeev, A, & Boaz B., (2009). In book: Computational Complexity: a Modern Approach. Cambridge, 325 p.
2. Jain A.K., & Mao J., (1994). «Neural Networks and Pattern Recognition», in Computational Intelligence: Imitating Life, IEEE Press, Piscataway. Pp. 194-212.
3. Anderson J. & Rosenfeld E. (1988). Neurocomputing: Foundation of Research. Cambridge.
4. Feldman J., Fany M., & Goddard N. «Computing with Structured Neural Networks», Computer, Vol. 21, Mar. 1988. No. 3. Pp. 91-103.
5. Vyugin V., (2013). In book: Mathematical Foundations of Machine Learning and Forecasting. 304 p.
6. Volosyuk Y., Analysis of clustering algorithms for tasks of intellectual analysis of data Information technologies. 2014. Pp. 112–119.
7. Osovskiy S., (2002). In book: Neuron lines for processing information. Transfer from the Polish I.D. Rudinsky. Finance and statistics.
8. Sayt Evergreen. Convolutional neural network – a simple explanation of CNN and its application URL: <https://evergreens.com.ua/ua/articles/cnn.html> (data zvernennya: 16.01.2021).