УДК 004.93'12

К.М. ЯЛОВА, К.В. ЯШИНА, М.В. ТКАЧЕНКО
Дніпровський державний технічний університет, м. Кам'янське

РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ ЗГОРТКОВОЮ НЕЙРОННОЮ МЕРЕЖЕЮ

В роботі представлено результати побудови згорткової нейронної мережі, що використовується для розпізнавання образів на прикладі рукописних цифр. Навчання запропонованої нейронної мережі відбувалося на базі локалізованих рукописних цифр із бази даних Mixed National Institute of Standards and Technology. Алгоритм навчання представленої згорткової нейронної мережі побудований на основі методу зворотного розповсюдження помилки. В роботі наведено результати тестування розробленої згорткової нейронної мережі в рамках створеного програмного застосунку. Адекватність розробленої мережі доведено за рахунок співставлення результатів розпізнавання подібних нейронних мереж.

Ключові слова: розпізнавання образів, згорткова нейронна мережа, алгоритм навчання нейронної мережі.

K. YALOVA, K. YASHYNA, M. TKACHENKO
Dnipro State Technical University

PATTERNS RECOGNITION WITH THE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

The main aim of the article is to provide results of the convolutional neural network design. It allows building complex hierarchies of features and performs patterns recognition based on them. In the article the results of the developed convolutional neural network using for patterns recognition on an example of handwritten digits are provided. The architecture of the created convolutional neural network is consist of seven layers, namely: input layer, two convolutional layers, two max polling layers, fully connected layer and output ones. The learning of the proposed neural network was based on localized handwritten digits from the Mixed National Institute of Standards and Technology database. The learning algorithm of presented convolutional neural network is based on the backpropagation method. Authors have developed the special software application for the purpose of testing and evaluation the adequacy of described convolutional neural network. For the purpose of receiving the highest level of the digits recognition authors have provided the convolutional neural network parametrization with such parameters as: learning rate, polling size, epochs amount and momentum. The results of the convolutional neural network testing are performed. During convolutional neural network testing authors have obtained 96,83% handwritten digits recognition. The offered convolutional neural network shows the high level of handwritten digits recognition adequacy. The adequacy of the developed convolutional neural network is provided by comparison of patterns recognition results of similar neural networks created by other authors. The analysis of images which recognition errors is approximately equal to 100% showed that patterns of such handwritten digits are quite difficult for identification even to the human being that can characterize the received result as highly accurate. The prospect for the further authors' research is the reduction of the recognition error level due to complication of convolutional neural network architecture, optimization of the learning algorithm, determination of effective network setup parameters, application of input images distortion.

Keywords: pattern recognition, convolutional neural network, learning algorithm of the neural network.

Вступ

Загальна постановка задачі розпізнавання образів полягає в наступному: виділити елементи, що належать конкретному класу, серед множини розмитих елементів, які відносяться до декількох класів. Узагальнений алгоритм процесу розпізнавання образів складається зі здійснення двох дій: навчання та розпізнавання. Навчання реалізується шляхом показу окремих об'єктів із вказуванням їх приналежності тому або іншому образу. В результаті навчання система розпізнавання повинна набути здатність однаково реагувати на всі об'єкти одного образу і по-різному – на всі об'єкти образів, що різняться. Після навчання система може відносити вхідний образ до одного з образів її бази. На сьогодні існують декілька принципово різних методів розпізнавання образів: структурні, признакові та шаблонні методи, кожен з яких має свої недоліки та переваги [1]. Точність систем автоматичного розпізнавання образів, що застосовують для розпізнавання ці методи, стрімко падає в умовах ускладненого подання або спотворення вхідних зображень, наприклад при зміні кута подання зображення і його масштабу або, додаючи додаткові об'єкти складного фону. Для розв'язку такого роду завдань ефективно використовуються нейронні мережі (НМ), які показують стійкість до спотворення вхідного зображення, високу швидкість та точність розпізнавання, а задачі розпізнавання образів стала найпоширенішою галуззю застосування різних видів НМ.

НМ – це послідовність нейронів, що пов'язані між собою синапсами [2]. Структура комп'ютерної нейронної мережі прийшла до світу програмування з біології. Завдяки реалізованій логіки нейрону, машина набуває здатність аналізувати і навіть запам'ятовувати різну інформацію. НМ здатні не тільки аналізувати вхідну інформацію, а й відтворювати її зі своєї пам'яті. Існує багато типів НМ, кожен з яких пристосований до вирішення конкретних проблем.

Постановка проблеми

Для розпізнавання образів найчастіше використовують НМ прямого розповсюдження зі зворотнім розповсюдженням помилки. Але використання таких НМ має великий недолік, НМ не завжди стійка до спотворення вхідних даних. Окрім того вхідне зображення не можливо опрацювати класичною НМ без попередніх перетворень, наприклад таких як розкладання зображення на вектор, при цьому втрачається значна частина інформації, оскільки порушується топологія вихідних даних. Ще одним недоліком застосування класичної НМ при розв'язанні задачі розпізнавання образів є високі розрахункові потреби у ресурсах. Велика кількість параметрів класичної НМ вимагає наявності великої вибірки навчання, що ускладнює обчислювальну складність процесу та потребує значних витрат часу. Найрозповсюдженішим варіантом вирішення такої проблеми є використання згорткових нейронних мереж (ЗНМ).

Метою даної статті є представлення результатів проектування ЗНМ та її застосування для вирішення задачі розпізнавання образів на прикладі рукописних цифр. В якості задач дослідження автори визначили наступне:

- аналіз предметної області та досягнень у сфері розробки ЗГМ із метою проектування ефективної архітектури ЗНМ та визначення складу її вхідного шару, шарів згортки, повнозв’язних шарів та шару втрат;
- обґрунтування та вибір функції активації ЗНМ і алгоритму її навчання;
- визначення вихідної бази еталонних зображень рукописних цифр на основі бази даних Mixed National Institute of Standards and Technology (MNIST) для навчання та тестування ЗНМ;
- налаштування параметрів ЗНМ: швидкості навчання, розміру підвибірки, моменту та кількості епох навчання;
- створення програмного додатку для навчання та тестування розробленої ЗНМ;
- оцінка отриманих результатів та обґрунтування адекватності роботи розробленої ЗНМ у порівнянні з результатами розпізнавання подібними нейронними мережами, що були розроблені іншими авторами.

Аналіз досліджень

Дослідження та розробки в сфері НМ призвели до створення величезної кількості модифікацій ЗНМ, які використовують різні розміри чи форму вікна, спотворення вхідних даних, зсув, віддзеркалення, повороти на деякий кут тощо. Реалізація різних видів ЗНМ дає різні результати розпізнавання, хоча необхідно зауважити, що зменшення похибки розпізнавання призводить до суттєвого збільшення часу навчання НМ та впливає на складність її побудови. ЗНМ використовують у різних задачах розпізнавання образів, таких як: розпізнавання цифр автомобільних номерів, розпізнавання рукописних та машинописних цифр та букв, ідентифікація облич людей на фотокартках та відео тощо. Автори даної роботи дослідили результати науковців щодо застосування ЗНМ для розпізнавання локалізованих рукописних цифр.

Автори роботи [3] Солдатова О.П. та Гаршин А.А. представили результати розпізнавання рукописних цифр засобами ЗНМ, де розробляли просту ЗНМ та ЗНМ із спотворенням вхідних даних. Отримана точність розпізнавання тестової підвибірки з 10000 цифр склала 97% для простої ЗНМ та 98% для ЗНМ із спотворенням даних.

У роботах автора Кузміцького Н.Н. (наприклад [4]) представлено результати розробки та тестування програмного забезпечення, що дозволяє навчати і тестувати ЗГМ базової архітектури LeNet-5. Показана ефективність методики донавчання і спотворення тренувальних образів, побудовано класифікатор зображень ізольованих цифр. Зроблено оцінку стійкості його характеристик на прикладах відомих рукописних і шрифтових баз даних. В ході тестування мережі були отримані наступні показники точності розпізнавання: HSF_4 – 99,13%, OPTDIGTS – 96,22%, WIN_FONT – 94,15%.

У роботі [5] авторів Д.В. Федотової, Е.А. Попової та В.А. Охорзіна розглядається задача оптимізації НЗМ за допомогою еволюційного алгоритму, що сам конфігурується. Автори статті домоглися точності розпізнавання 65,01%.

У роботах автора Друкі А.А. (наприклад [6]) описано підхід до застосування ЗНМ для виділення і розпізнавання автомобільних номерних знаків на зображеннях зі складним фоном. На основі представлених алгоритмів розроблена програмна система забезпечує ймовірність розпізнавання автомобільних номерних знаків на зображеннях зі складним фоном не менше 97%.

У роботі [7] авторів Ізотова П.Ю., Сухна С.В., Головашкіна Д.Л. описано технологію реалізації нейромережевого алгоритму в середовищі Cuba на прикладі розпізнавання рукописних цифр. В роботі показано, що якість НМ, навченої на GPU, обмежена 1,6% помилок розпізнавання тестового набору зразків, в той час як мережа, навчена на CPU, робить близько 1,3% помилок.

Незважаючи на глибину проведених досліджень та різноманітність наукових праць, задача оптимізації архітектури ЗНМ та алгоритмів її навчання з метою зменшення похибки розпізнавання залишається актуальною.

Результати

ЗНМ – це спеціальна архітектура штучних НМ, основною ідеєю якої є чергування згорткових шарів (convolution layers) та шарів підвибірки (pooling layers) [8]. Кожний шар ЗНМ є площиною, складеною з нейронів, які мають однакові синаптичні коефіцієнти, що ведуть до попереднього шару. У кінці ЗНМ розташовують повнозв’язні шари (fully connected layers), які є звичайною НМ. ЗНМ розташовуються не в ряд, а у вигляді матриці (рис. 1).

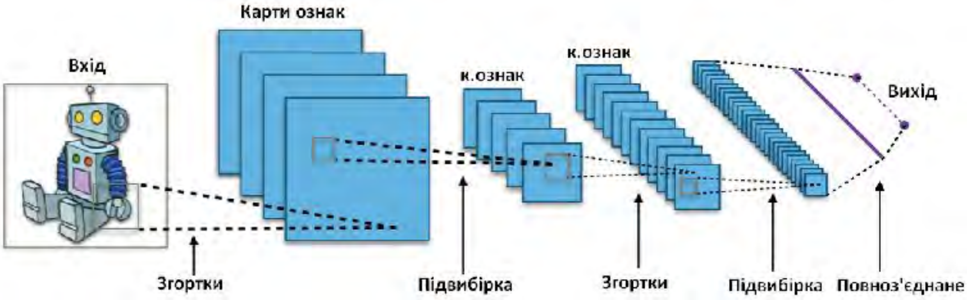


Рис. 1. Узагальнена структура ЗНМ

Матриця нейрону проходиться по всьому зображенню і формує мапу ознак. За рахунок того, що ця матриця дає один вихід – мережа згортається. Операція згортки – це математична операція, яка відображає схожість однієї функції на зсунуту копію іншої. На шарах згортки здійснюється операції згортки вхідної карти ознак заданим ядром згортки, яке визначає вагові коефіцієнти нейрону. Ядро K відображається по горизонталі та вертикалі і має ще назву «вікна» шару. Ядро згортки переміщується по вхідному зображенню x та формує відповідні значення вихідної карти ознак c. Елементи зображення розраховуються за наступною формулою:

$$c_{i,j} = \sum_{p,q} c_{i+p,j+q} c_{r-p,r-q}, \quad p,q = 0,1,\ldots r-1,$$

де r – розмір ядра згортки.

Після того, як матриця пройшла по всьому зображенню, кожен вихід проходить через функцію активації. Шар підвибірки найчастіше в мережі стоїть одразу за шаром згортки. Він обробляє мапи ознак, отримані від згорткового шару. На відмінну від шару згортки, він не обробляє данні в глибину, кожен нейрон такого шару з'єднаний з однією мапою ознак. Нейрон шару підвибірки зазвичай не має функції активації, він проходить по отриманій карті ознак ядром, та вибирає максимальне значення з даного ядра, всі інші значення ігноруються. Завдяки цьому процесу в мережі обираються найсильніші ознаки, а вхідне зображення зменшується. На відміну від шарів згортки шари підвибірки мають регульований параметр – фактор субдискретизації, який визначає у скільки разів буде зменшено зображення [9]. Після всіх шарів згортки та підвибірки у ЗНМ розташовується повнозв'язний шар, який розгортає отримані данні у єдиний вектор та має вигляд звичайної НМ.

На ефективність роботи ЗНМ суттєво впливає її структура, яка повинна підбиратися під конкретну поставлену задачу [10]. Проаналізувавши особливості побудови ЗНМ, авторами була розроблена ЗНМ, що складається із 7 шарів наступної структури:

1. Вхідний шар, який застосовується для подачі вхідного зображення до мережі розміром 28x28 пікселів.
2. Наступним за вхідним шаром розташовується перший прихований шар, який є шаром згортки з матрицею ядра 5x5 нейронів, у цьому шарі 8 ядер.
3. Другий прихований шар є шаром підвибірки (maxpooling) та має синаптичну маску розміром 2x2 нейрону із фактором субдискретизації 2.
4. Третій прихований шар – це шар згортки, який має матрицю ядра 5x5 нейронів. У цьому шарі 16 ядер.
5. Четвертий прихований шар – шар підвибірки із синаптичною маскою розміром 3x3 нейронів та фактором субдискретизації 3.
6. П'ятий прихований шар – це повнозв'язний шар, який складається з 10 простих нейронів. Призначення цього шару полягає в забезпеченні класифікації після скорочення розміру входу.
7. Шостий шар – це вихідний шар. У даній роботі автори реалізували вихідний шар у вигляді softmax шару, який перетворює отримані дані в числа в інтервалі [0,1]. Цей шар дає відповідь у відсотках, розпізнала мережа вхідне зображення чи ні.

Розмір площини, що згортається визначається за наступною формулою:

$$w_c = w_u - K + 1, \quad h_c = h_u - K + 1,$$

де w_c, h_c, – ширина та висота згорткової площини відповідно;
w_u, h_u, – ширина та висота попереднього шару;
K – розмір ядра сканування.

В якості функції активації була обрана функція-випрямляч ReLU (RectifiedLinearUnit), формула якої:

$$f(x) = \max(0, x).$$

Дана функція реалізує простий пороговий перехід у нулю [9]. Функція ReLUбула обрана в якості функції активації тому, що вона має наступні переваги перед функціями активації гіперболічного тангенсу та сигмоїди, а саме:

1. Обчислення сигмоїди вимагає виконання ресурсомістких операцій, таких як уведення до ступеню, в той час як ReLU може бути реалізована за допомогою простого порогового перетворення матриці активації в нулі. Крім того, ReLU не схильна до насичення.
2. Застосування ReLU істотно підвищує швидкість збіжності стохастичного градієнтного спуску (в деяких випадках до 6 разів) в порівнянні з сигмоїдою і гіперболічним тангенсом. Вважається, що це обумовлено лінійним характером і відсутністю насичення даної функції.

Однак ReLU не завжди достатньо надійна і в процесі навчання нейрони можуть виходити з ладу. Великий градієнт, що проходить через ReLU, може привести до такого оновлення ваг, що нейрон ніколи більше не активується. Якщо це станеться, то, починаючи з даного моменту, градієнт, що проходить через цей нейрон, завжди буде дорівнювати нулю. Відповідно, даний нейрон буде не зворотно виведений з ладу. Ця проблема вирішувалася за допомогою налаштування швидкості навчання, оскільки саме цей параметр впливає на збільшення неактивованих нейронів.

Для навчання розробленої ЗНМ застосовувався метод зворотного розповсюдження помилки. Алгоритм якого полягає в отриманні виходу після проходження зображення через мережу, порівняння його з мітками та пошуку помилки у зворотному напрямку через усі шари та для кожного нейрону [11, 12].

Навчання розробленої ЗНМ проходило на базі локалізованих рукописних цифр бази даних MNIST– об’ємної бази даних зразків рукописного написання цифр, що була розроблена для калібрування і зіставлення методів розпізнавання зображень за допомогою машинного навчання. MNIST містить 60000 зображень для навчання і 10000 зображень для тестування НМ.

Окрім розробки структури ЗНМ, обрання функції активації та методу навчання автори здійснили параметризацію системи розпізнавання рукописних цифр. Для оцінки роботи розробленої ЗНМ та проведення аналізу отриманих результатів був розроблений програмний застосунок із візуальним графічним інтерфейсом, через екранну форму якого можна здійснювати налаштування параметрів системи, переглядати графік ходу навчання систем, задавати вхідні зображення за індексом бази MNIST, зберігати результати розпізнавання. До параметрів систем, що піддавалися налаштуванню відносяться: швидкість навчання, розмір підвибірки розпізнавання, параметр моменту та кількості епох. Тестування навченої ЗНМ відбувалося на тестовій множині з 10000 зображень.

У цілому навчання у 200 епох на даній конструкції ЗНМ займало приблизно 20 хвилин, а повний тест після навчання мережі – приблизно 40 хвилин. Точність розпізнавання цифр оцінювалась для тренувальної та тестової вибірки MNIST. Після проведення тестування ЗНМ із різними значеннями перелічених параметрів були здійснені наступні висновки щодо отриманих результатів:

- параметр швидкості навчання повинен мати невелике значення, оскільки збільшення значення швидкості навчання негативно впливає на якість розпізнавання, тому що виникають випадки, коли ЗНМ перестрибує правильний результат. Це в свою чергу призводить до підвищення часу навчання та може призводити до так званого перенавчання ЗНМ;
- розмір підвибірки задавався більший, ніж кількість виходів. Збільшення розміру підвибірки збільшує час навчання для кожної епохи. Вплив збільшення розміру підвибірки на час навчання системи показано на графіку (рис. 2), де представленні результати тестування ЗНМ із підвибірками розміром 20, 40 і 60 зображень відповідно.

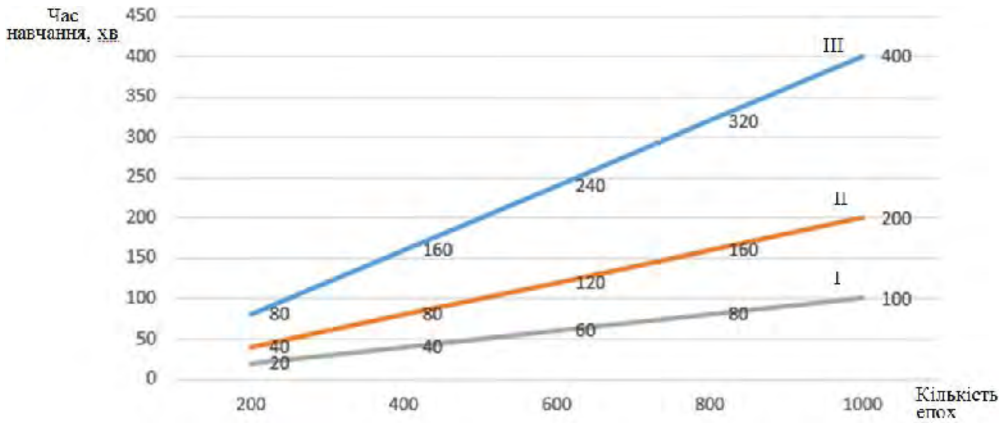


Рис. 2. Отримані залежності часу навчання ЗНМ від розміру підвибірки:
I – підвибірка 20 зображень; II – підвибірка 40 зображень; III – підвибірка 60 зображень

Так, для підвибірки розміром 20 зображень час навчання системи для 1000 епох склав 1 годину та 40 хвилин, у той час, як навчання системи з тими ж налаштуваннями для підвибірки в 60 зображень тривало 6 годин та 40 хвилин за співмірної якості розпізнавання.

Оцінивши співвідношення якості розпізнавання до заданого розміру підвибірки та часу, необхідного для навчання ЗНМ, автори дійшли висновку, що підвибірка розміром 20 зображень дає обґрунтовано кращий результат у співвідношенні якість результату – час навчання ЗНМ;

- параметр моменту відповідає за те, щоб ЗНМ при навчанні намагалась знайти не локальний мінімум, а глобальний. Обрання малого значення моменту призводить до ситуації, коли пошук помилки потрапляє до локального мінімуму і більше не виходить з нього. Встановлення моменту значно більшого за 1 призводить до перестрибування глобального мінімуму і негативно впливає на час навчання ЗНМ. Параметр моменту обирають близький до одиниці. В даній роботі автори обрали значення моменту 0,9;
- параметр кількості епох навчання суттєво впливає на швидкість навчання ЗНМ та на якість розпізнавання. Тестування ЗНМ були проведені з кількістю епох 200, 400, 600, 800 та 1000. На рис. 3 представлені результати тестів навченої ЗНМ у вигляді залежності кількості розпізнаних образів та значення похибки розпізнавання від кількості епох навчання у відсотковому співвідношенні.

Подальше збільшення кількості епох не впливало суттєво на якість розпізнавання, але значно збільшувало час навчання ЗНМ. Отримана якість розпізнавання на рівні 96,83% – це найкращій результат, що отримали автори на розробленій ЗНМ із обраним методом навчання та функцією активації ReLu. Тобто розроблена ЗНМ не розпізнала 317 зображень із бази серед 10000 поданих вхідних зображень.

З метою проведення аналізу результатів розпізнавання навченої ЗНМ було створено журнал транзакцій. Після кожної ітерації розпізнавання вхідного зображення до журналу додавався запис, що складався з полів: індекс вхідного зображення, відповідь розпізнавання, позначка правильності операції. Вибірка даних за найчастіше нерозпізнаними цифрами (похибка розпізнавання близька до 100%) показала, які саме зразки рукописних цифр із MNIST не вдалося розпізнати розробленій ЗНМ, приклади деяких зразків найчастіше нерозпізнаних цифр показані на рис. 4.

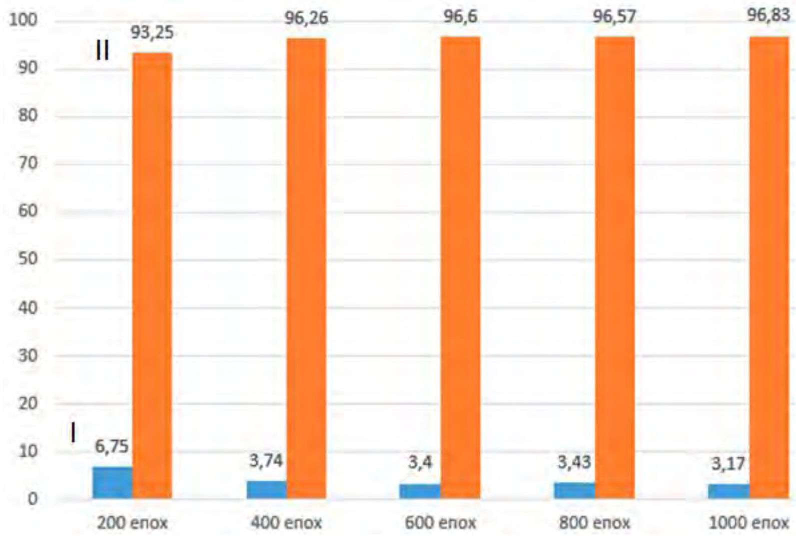
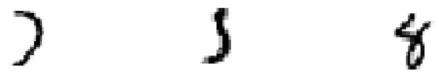


Рис. 3. Графік результатів розпізнавання:
I – не розпізнано вхідних зображень, II – розпізнано вхідних зображення



а) б) в)
Рис. 4. Приклади найчастіше нерозпізнаних цифр:
а) нерозпізнана цифра 7, б) нерозпізнана цифра 5, в) нерозпізнана цифра 8

З наведених на рисунку 4 зображень видно, що навіть людині розпізнавання таких цифр може завдати труднощів, тому результати розпізнавання ЗНМ можна вважати високо результативними. Окрім того, отримані результати тестування ЗНМ були порівняні з результатами розпізнавання подібних ЗНМ, розроблених іншими авторами, які здійснювали навчання ЗНМ та її тестування на тих же вибірках бази MNIST. На рис. 5 представлено порівняння отриманої похибки розпізнавання розробленої ЗНМ із мережами авторів робіт [3–5].

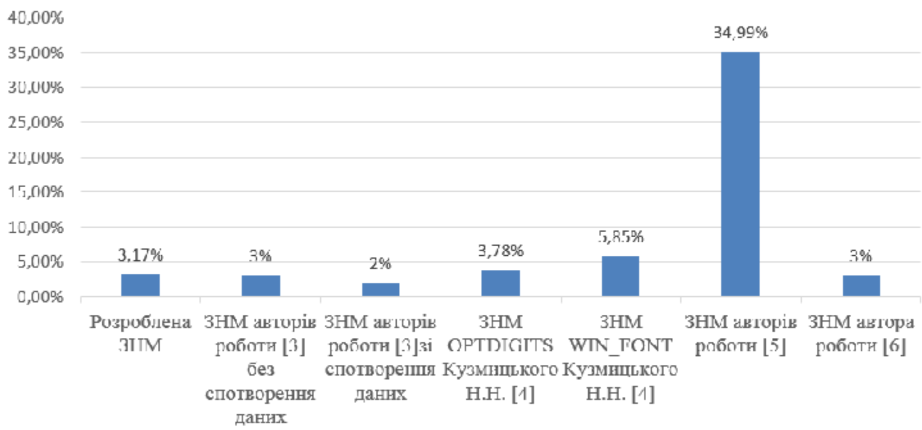


Рис. 5. Порівняння отриманих даних із результатами розпізнавання іншими ЗНМ

Отриманий результат є адекватно співмірний із похибками розпізнавання ЗНМ, структура яких описана в роботах [3–7]. Необхідно зауважити, що отримані результати розпізнавання можуть бути покращенні за рахунок:

- ускладнення структури шарів мережі та збільшення кількості нейронів;
- збільшення кількості епох навчання системи;
- оптимізації алгоритму навчання системи;
- налаштування параметрів навчання та тестування ЗНМ.

Висновки

З метою дослідження ефективності застосування ЗНМ для розпізнавання образів на прикладі рукописних цифр було розроблено спеціалізований програмний застосунок, робота якого дала змогу налаштовувати параметри ЗНМ, здійснити її навчання і тестування та проаналізувати отримані дані. В роботі представлено результати навчання та тестування розробленої ЗНМ, що складається з 7 шарів: вхідного, двох шарів згортки, двох шарів підвибірки, одного повнозв'язного та вихідного шару. В якості алгоритму навчання запропоновано застосовувати метод зворотного розповсюдження помилки, а функція активація була представлена функцією ReLu. Навчання та тестування розробленої ЗНМ проводилися на основі бази даних рукописних цифр MNIST. Проведення серій тестувань навченої ЗНМ дали змогу визначити оптимальні параметри системи, що забезпечують високу точність розпізнавання. В результаті налаштування параметрів ЗНМ вдалося досягти 96,83-відсоткового розпізнавання вхідних зображень. Помилка розпізнавання 3,17% є співмірною до результатів, показаних іншими ЗНМ, що застосовують для навчання та тестування базу даних MNIST. Аналіз зображень, помилка розпізнавання яких близька до 100%, показав, що самі зразки рукописних цифр доволі складні для розпізнавання навіть людині, що може характеризувати досягнуті результати як високоточні. В той же час автори роботи ставлять перед собою задачі для подальших досліджень з метою зменшення помилки розпізнавання, які полягають в оптимізації алгоритму навчання, ускладненні структури ЗНМ та вибір ефективних параметрів її налаштування, застосування спотворення вхідних зображень.

Література

1. Михалевич Ю.С. Использование сверточных нейронных сетей для распознавания автомобильных номеров. Преимущества и недостатки по сравнению с шаблонным методом / Ю.С. Михалевич // Научный журнал КубГАУ. – 2016. – № 120(06). – С. 3–13.
2. Simard, P.Y. Best Practices for Convolutional Neural Networks Applied to Visual Document Analysis / P.Y. Simard, D. Steinkraus, J. Platt // International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR), IEEE Computer Society. – Los Alamitos. – 2003. – P. 958–962.
3. Солдатова О.П. Применение сверточной нейронной сети для распознавания рукописных цифр / О.П. Солдатова, А.А. Гаршин // Компьютерная оптика. – 2010. – Т. 34. – № 2. – С. 252–259.
4. Кузьмицкий Н.Н. Сверточная нейросетевая модель в задаче классификации изображений изолированных цифр / Н.Н. Кузьмицкий // Доклады БгУИР. – 2012. – № 7(69). – С. 65–71.
5. Федотов Д.В. Оптимизация структуры сверточной нейронной сети с помощью самоконфигурируемого эволюционного алгоритма в одной задаче идентификации / Д.В. Федотов, Е.А. Попов, В.А. Охорзин // ВестникСибГАУ. – 2015. – Т. 16. – № 4. – С. 857–862.
6. Друки А.А. Применение сверточных нейронных сетей для выделения и распознавания автомобильных номерных знаков на изображениях со сложным фоном / А.А. Друки // Известия Томского политехнического университета. – 2014. – Т. 324. – № 5. – С. 85–92.
7. Изотов П.Ю. Технология реализации нейросетевого алгоритма в среде CUBA на примере распознавания рукописных цифр / П.Ю. Изотов, С.В. Суханов, Д.Л. Головашкин // Компьютерная оптика. – 2010. – Т. 34. – № 2. – С. 252–259.
8. Нейронная сеть [Електронний ресурс]. – Режим доступу : http://robocraft.ru/blog/algorithm/558.html.
9. Штучні нейронні мережі [Електронний ресурс]. – Режим доступу : http://www.victoria.lviv.ua/ html/oio/html/theme5.htm.
10. Tariq R. Make our own neural network. – Kindle Edition, 2016. – 370 p.
11. Алгоритм обучения многослойной нейронной сети методом обратного распространения ошибки (Backpropagation) [Електронний ресурс]. – Режим доступу : https://habrahabr.ru/post/198268/.
12. Duffner S. An Online Backpropagation Algorithm with Validation Error-Based Adaptive Learning Rate / S. Duffner, C. Garcia // ICANN 2007, Part I, LNCS 4668, 2007. – P. 249–258.

References

1. Mihalevich Yu.S. Ispolzovanie svertochnyih neyronnyih setey dlya raspoznavaniya avtomobilnyih nomerov. Preimuschestva i nedostatki po sravneniyu s shablonnyim metodom / Yu.S. Mihalevich // Nauchnyiy zhurnal KubGAU: – 2016. – № 120(06) – C.3-13.
2. Simard, P.Y. Best Practices for Convolutional Neural Networks Applied to Visual Document Analysis / P.Y. Simard, D. Steinkraus, J. Platt // International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR), IEEE Computer Society. – Los Alamitos. – 2003. – P. 958-962.
3. Soldatova O.P. Primenenie svertochnoy neyronnoy seti dlya raspoznavaniya rukopisnyih tsifr / O.P. Soldatova, A.A. Garshin // Kompyuternaya optika. – 2010. – T.34. – №2. – S. 252-259.
4. Kuzmitskiy N.N. Svertochnaya neyrosetevaya model v zadache klassifikatsii izobrazheniy izolirovannyih tsifr / N.N. Kuzmitskiy // Dokladyi BgUIR. – 2012. – №7(69). – S. 65-71.
5. Fedotov D.V. Optimizatsiya strukturyi svertochnoy neyronnoy seti s pomoschyu samokonfiguriruemogo evolyutsionnogo algoritma v odnoy zadache identifikatsii / D.V. Fedotov, E.A. Popov, V.A. Ohorzin // Vestnik SibGAU. – 2015. – T. 16. – №4. – S. 857-862.
6. Druki A.A. Primenenie svertochnyih neyronnyih setey dlya vyideleniya i raspoznavaniya avtomobilnyih nomernyih znakov na izobrazheniyah so slozhnyim fonom / A.A. Druki // Izvestiya Tomskogo politehnicheskogo universiteta. – 2014. – T. 324. – 5. – S. 85-92.
7. Izotov P.Yu. Tehnologiya realizatsii neyrosetevogo algoritma v srede CUBA na primere raspoznavaniya rukopisnyih tsifr / P.Yu. Izotov, S.V. Suhanov, D.L. Golovashkin // Kompyuternaya optika. – 2010. – T. 34. – 2. – S. 252-259.
8. Neyronnaya set [Elektronniy resurs]. – Rezhim dostupu: http://robocraft.ru/blog/algorithm/558.html.
9. Shtuchny neyronny merezhi [Elektronniy resurs]. – Rezhim dostupu: http://www.victoria.lviv.ua/ html/oio/html/theme5.htm.
10. R. Tariq. Make our own neural network. – Kindle Edition, 2016. – 370p.
11. Algoritm obucheniya mnogosloynoy neyronnoy seti metodom obratnogo rasprostraneniya oshibki (Backpropagation) [Elektronniy resurs]. – Rezhim dostupu: https://habrahabr.ru/post/198268/.
12. Duffner, S. An Online Backpropagation Algorithm with Validation Error-Based Adaptive Learning Rate / S. Duffner, C. Garcia // ICANN 2007, Part I, LNCS 4668, 2007. – P. 249-258.

Отримана/Received : 9.2.2018 р. Надрукована/Printed :26.3.2018 р.
Рецензент: д.т.н., проф. С.Є. Самохвалов