

Д. С. Клещ, В. М. Федорченко

Харківський національний технічний університет радіоелектроніки, Харків, Україна

АНАЛІЗ ПІДХОДІВ ДО РОЗВ'ЯЗАННЯ ЗАДАЧ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Анотація. Актуальність. Розпізнавання тексту на зображеннях (оптичне розпізнавання символів) — один із напрямків розпізнавання образів, завдання якого полягає у переведенні зображень рукописного, машинного або друкованого тексту в текстові дані, які використовуються для представлення символів на комп'ютері (наприклад, у текстовому редакторі). Розпізнавання тексту на зображеннях є важливим завданням машинного навчання, оскільки це дозволяє організувати зручну взаємодію з даними: редагування, аналіз, пошук слів чи фраз тощо. Тим не менш, створення додатку в цій галузі залишається творчим завданням і вимагає додаткових досліджень у зв'язку зі специфічними вимогами щодо вирішення, швидкодії, надійності розпізнавання та обсягу пам'яті, якими характеризується кожна конкретна задача. **Метою даної роботи** є надання рекомендацій що до вибору типів нейронних мереж, методів їх навчання в задачах розпізнавання зображень. **Об'єктом дослідження** є процеси розпізнавання зображень. **Предметом дослідження** є методи розпізнавання зображень тексту або символів на основі штучного інтелекту. **Результати.** В роботі були проаналізовані типи нейронних мереж та види їх навчання що притаманні для розв'язання задач розпізнавання рукописних символів. **Висновок.** В даний час на ринку існує досить велика кількість інноваційних компаній, які займаються розпізнаванням зображень із використанням нейромережевих технологій навчання системи. Достеменно відомо, що вони досягли точності розпізнавання зображень в районі 95% при використанні бази даних 10 000 зображень. Проте всі досягнення відносяться до статичних зображень, з динамічними зображеннями ситуація не однозначна. Тому дослідження в галузі розпізнавання зображень за допомогою нейронної мережі ще досліджуються, вона є актуальною зараз.

Ключові слова: нейронна мережа, перцептрон, парадигма var, cnn, rnn, adaptive resonance theory.

Вступ

На сьогоднішній день технологічний та науково-дослідний прогрес охоплює нові горизонти, стрімко прогресуючи. Один із них — це моделювання навколишнього природного світу за допомогою математичних алгоритмів. В даному аспекті існують тривіальні, наприклад, моделювання коливачів моря, і вкрай складні, нетривіальні, багатокомпонентні завдання, наприклад, моделювання функціонування людського мозку. У процесі дослідження цього питання було виділено окреме поняття — нейронна мережа. Нейронна мережа є математичну модель та її здійснення як програмної чи програмно-апаратної реалізації, яка виконано з урахуванням моделювання діяльності біологічних нейронних мереж, якими є мережі нейронів в біологічному організмі. Науковий інтерес до цієї структури виникла тому, що дослідження її моделі дозволяє отримувати інформацію про деяку систему. Тобто подібна модель може мати практичну реалізацію у низці галузей сучасної науки та техніки.

Вибір нейронної мережі залишається актуальним, оскільки різні нейронні мережі підходять для вирішення різних завдань. Залежно від задачі, може знадобитися використовувати різні типи архітектур, такі як нейронні мережі (Convolutional Neural Networks, CNN) для завдань комп'ютерного зору, рекурентні нейронні мережі (Recurrent Neural Networks, RNN) для завдань обробки послідовностей або пов'язані нейронні мережі (Fully Connected Networks, FCN) для класифікаційних завдань. Також слід враховувати ресурси, які доступні для навчання та запуску нейронної мережі, такі як пам'ять, процесорний час та енергоспоживання, щоб вибрати найбільш відповідну мережу для конкретного завдання. Загалом,

вибір відповідної нейронної мережі залежить від багатьох факторів.

Коротка історія розвитку нейронних мереж

Варто зазначити, що спочатку поняття «нейронна мережа» бере свій початок у роботі американських математиків, нейролінгвістів та нейропсихологів У. Маккалока та У. Піттса (1943 р.), де автори вперше згадують про неї, дають їй визначення та роблять першу спробу побудови моделі нейронної мережі. Вже 1949 р. Д. Хебб пропонує перший алгоритм навчання. Далі була низка досліджень у галузі нейронного навчання, і перші робочі прототипи з'явилися приблизно у 1990–1991 роках. минулого сторіччя. Проте обчислювальних потужностей устаткування на той час не вистачало для досить швидкої роботи нейронних мереж. До 2010 року потужності GPU відеокарт сильно збільшилися і з'явилося поняття програмування безпосередньо на відеокартах, що істотно (в 3–4 рази) збільшило продуктивність комп'ютерів. У 2012 р. нейромережі вперше перемогли на чемпіонаті ImageNet, чим і ознаменувався їхній подальший бурхливий розвиток та поява терміну Deep Learning [1].

У сучасному світі нейронні мережі мають колосальне охоплення, вчені вважають дослідження, що проводяться в галузі вивчення поведінкових особливостей та станів нейронних мереж, вкрай перспективними. Перелік областей, у яких нейронним мережам знайшлося застосування, величезний. Це і розпізнавання і класифікація образів, і прогнозування, і розв'язання апроксимаційних завдань, і деякі аспекти стишення даних, аналізу даних і, звичайно, застосування систем безпеки різного характеру.

Дослідження нейронних мереж сьогодні активно відбувається у наукових спільнотах різних країн. При такому розгляді вона представлена як окремий

випадає ряд методів розпізнавання образів, дискримінантного аналізу, а також методів кластеризації.

Слід також зазначити, що протягом останнього року на стартапи в галузі систем розпізнавання зображень було виділено фінансування більш ніж за попередні 5 років, що говорить про досить велику популярність даного типу розробок на кінцевому ринку.

Приклад кілька актуальних нейронних мереж:

- Google AutoDraw - сервіс, перетворює малюнки від руки на високоякісні кліп-арти;
- Let's Enhance - сервіс, який дозволяє покращувати фотографії та масштабувати їх без втрати якості;
- CaptionBot - онлайнний сервіс компанії Microsoft, який розпізнає об'єкти на зображеннях, що завантажуються користувачем, і за допомогою нейронних мереж описує те, що знаходиться на фото, причому простими людськими словами;
- Colorize - сервіс, який використовує технології штучного інтелекту для розфарбовування чорно-білих фотографій;
- Remove.bg - AI-сервіс, що дозволяє за лічені секунди видалити фон на фотографіях без використання графічних редакторів. Достатньо завантажити зображення - і система автоматично, з використанням алгоритмів штучного інтелекту виділить об'єкти на передньому плані і прибере все зайве.

Застосування нейронних мереж для розпізнавання зображень

Розглянемо стандартні завдання, які вирішуються нейронними мережами у додатку до зображень [2]:

- ідентифікація об'єктів;
- розпізнавання частин об'єктів;
- семантичне визначення меж об'єктів (дозволяє залишати тільки межі об'єктів на картинці);
- семантична сегментація (дозволяє розділяти зображення на різні окремі об'єкти);
- виділення нормалей до поверхні (дозволяє перетворювати двовимірні картини на тривимірні зображення);
- виділення об'єктів уваги (дозволяє визначити те, на що звернула б увагу людина на цьому зображенні).

Варто зазначити, що завдання розпізнавання зображень має яскравий характер, розв'язання цього завдання є складним та неординарним процесом. При виконанні розпізнавання як об'єкта може бути людська особа, техніка, а також безліч інших об'єктів, що характеризуються низкою унікальних ознак, що суттєво ускладнює процес ідентифікації.

У цьому дослідженні буде розглянуто алгоритм створення та навчання розпізнаванню рукописних символів нейронної мережі. Зображення буде вважати одним із входів нейронної мережі, а один з виходів буде задіяний для виведення результату.

На цьому етапі необхідно коротко зупинитися на класифікації нейронних мереж. На сьогоднішній день основних видів три [3–5]:

- згорткові нейронні мережі (CNN);
- рекурентні мережі (deep learning);
- навчання з підкріпленням.

Один із найчастіших прикладів побудови нейронної мережі – це класична топологія нейронної мережі. Така нейронна мережа може бути представлена як повнозв'язний граф, характерною її рисою є пряме поширення інформації та зворотне поширення сигналізації про помилку. Ця технологія не має рекурсивних властивостей. Ілюстративно нейронну мережу із класичною топологією можна зобразити на рис. 1-2.

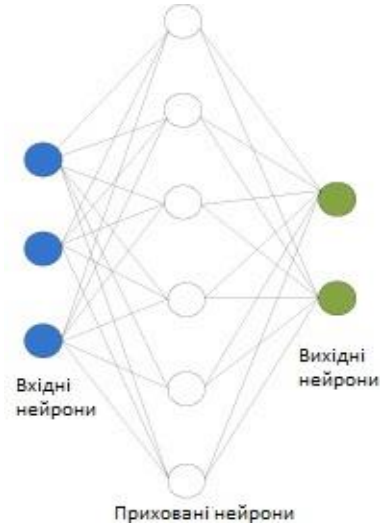


Рис. 1. Нейронна мережа із найпростішою топологією

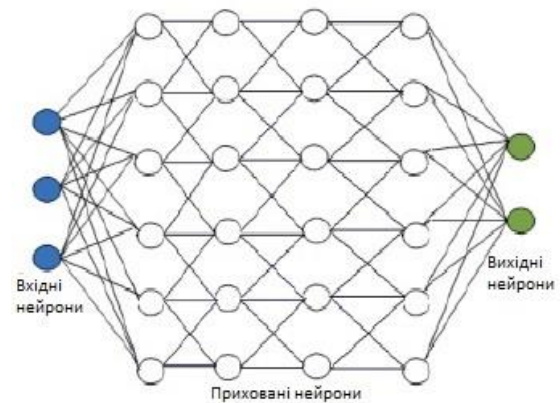


Рис. 2. Нейронна мережа з 4-ма шарами прихованих нейронів

Один із явно суттєвих мінусів цієї топології мережі – надмірність. За рахунок надмірності при подачі даних у вигляді, наприклад, двовірної матриці на вхід, можна отримати одновірний вектор. Так, для зображення рукописної латинської літери, описаної за допомогою матриці розміром 34x34, потрібно 1156 входів. Це говорить про те, що обчислювальні потужності, що витрачаються на реалізацію програмно-апаратного рішення даного алгоритму, виявляються занадто великими.

Проблема була вирішена американським ученим Яном Ле Куном, який провів аналіз робіт лауреатів Нобелівської премії у галузі медицини Т. Wtesel та D. Hubel [6, 7]. В рамках дослідження, проведеного ними, як об'єкт дослідження виступила зорова кора головного мозку кішки. Аналіз результатів показав, що в корі є ряд простих клітин, а також ряд складних клітин. Прості клітини реагували на отримане від зорових рецепторів зображення прямих ліній, а складні

– на поступальний рух одному напрямку. В результаті було вироблено принцип побудови нейронних мереж, званий згортковим. Ідея цього принципу полягала в тому, що для реалізації функціонування нейронної мережі використовується чергування згорткових шарів, які прийнято позначати $C - \text{Layers}$, субдискретизуючих шарів $S - \text{Layers}$ та повнозв'язкових шарів $F - \text{Layers}$ на виході з нейронної мережі.

В основі побудови мережі подібного роду лежать три парадигми – це парадигма локального сприйняття, парадигма ваг, що розділяються, і парадигма субдискретизації.

Суть парадигми локального сприйняття у тому, що у кожен вхідний нейрон подається не вся матриця зображення, та її частина. Інші частини подаються інші вхідні нейрони. В даному випадку можна спостерігати механізм розпаралелювання, за допомогою подібного методу можна зберігати топологію зображення від шару до шару, багатомірно обробляючи його, тобто в процесі обробки може використовуватися кілька нейронних мереж.

Парадигма ваг, що розділяються, говорить про те, що для безлічі зв'язків може бути використаний невеликий набір ваг. Дані набори мають назву «ядра». Для кінцевого результату обробки зображень можна сказати, що ваги, що розділяються, позитивно впливають на властивості нейронної мережі, при дослідженні поведінки якої підвищується здатність знаходження інваріантів у зображеннях і фільтрувати шумові компоненти, не виробляючи їх обробку.

Виходячи з вищевикладеного можна зробити висновки про те, що при застосуванні процедури згортання зображення на базисі ядра з'явиться вихідне зображення, елементи якого будуть головною характеристикою відповідності фільтру, тобто відбудеться генерація карти ознак. Цей алгоритм наведено на рис. 3.

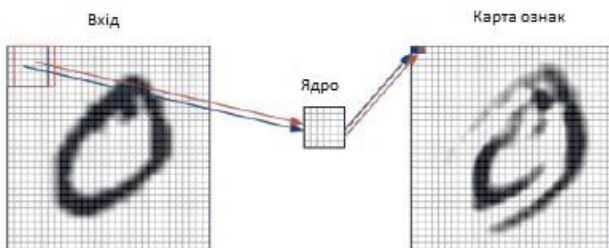


Рис. 3. Алгоритм генерації карти ознак

Парадигма субдискретизації у тому, що відбувається зменшення вхідного зображення рахунок зменшення просторової розмірності його математичного еквівалента – n -мерної матриці. Необхідність субдискретизації виявляється в інваріантності масштабу вихідного зображення. При застосуванні методики чергування шарів з'являється можливість генерації нових карт ознак з наявних, тобто практична реалізація даного методу полягає в тому, що буде придбана здатність виродження багатовимірної матриці у векторну, а потім і зовсім в скалярну величину.

Рекурентні нейронні мережі (RNN) – це тип нейронних мереж, що особливо підходять для обробки послідовних даних, таких як текст, часові ряди та аудіосигнали.

Плюси рекурентних нейронних мереж:

- Гнучкість: RNN може обробляти дані різних розмірів та форматів, що робить її гнучкою та застосовною для різних завдань.

- Обробка послідовностей: RNN відмінно працює з послідовними даними, такими як тексти, часові ряди та аудіосигнали, оскільки вона може запам'ятовувати попередні значення та використовувати їх для прогнозування наступних значень.

- Ефективність: RNN може ефективно обробляти дані у великих обсягах, що робить її придатною для великих та складних.

Мінуси рекурентних нейронних мереж:

- Проблема довгої комп'ютерної пам'яті: RNN зазнає труднощів при роботі з довгими послідовностями, оскільки вона повинна запам'ятовувати довгі залежності між елементами вхідних даних, що потребує багато пам'яті.

- Труднощі оптимізації: RNN також може відчувати труднощі при оптимізації, оскільки градієнти, які вона використовує для навчання, можуть швидко зникати або виходити за межі, що може призвести до неефективного або невдалого навчання.

- Труднощі в інтерпретації: RNN може бути складною для інтерпретації, оскільки вона складна і використовує багато шарів, щоб обробляти дані.

- Необхідність у великій кількості даних: RNN вимагає більше.

Навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning) – це метод машинного навчання, у якому наша система (агент) навчається методом спроб та помилок. Ідея полягає в тому, що агент взаємодіє із середовищем, паралельно навчаючись, і отримує винагороду за виконання дій.

Плюси навчання із підкріпленням:

- Застосування до реальних завдань: Навчання з підкріпленням може бути застосоване до багатьох реальних завдань, таких як ігри, керування роботами тощо.

- Навчання шляхом проб та помилок: Навчання з підкріпленням дозволяє моделі навчатися шляхом проб та помилок, випробовуючи різні варіанти та отримуючи зворотний зв'язок у вигляді нагороди або штрафу.

- Мотивація: Навчання з підкріпленням може бути мотивуючим для моделі, оскільки вона може бачити прямий зв'язок між своїми діями та отриманою нагородою.

Мінуси навчання з підкріпленням:

- Труднощі у формулюванні завдання.

Реалізація навчання нейронної мережі

Існуючі мережі діляться на 3 класи архітектур з погляду навчання:

- навчання з учителем (перцептон);

Плюси: простота; застосування до багатьох завдань; результати у вигляді чітко визначених класів.

Мінуси: перцептрон має обмежену ефективність під час вирішення завдань із складнішими межами класів; неможливість вирішення завдань із нелінійними межами класів.

Навчання з учителем, або supervised learning, є одним із найпоширеніших типів машинного

навчання. Воно використовується в широкому спектрі завдань, таких як:

- класифікація: класифікація зображень, текстів, звуків тощо;
- регресія: прогноз числових значень, таких як ціни на нерухомість, погода і т.д.;
- обробка природної мови: класифікація тональності тексту, переклад тексту іншою мовою тощо;
- аналіз даних: виявлення викидів, кластеризація.

Загалом, навчання з учителем може бути використане в будь-якій задачі, де є достатній обсяг навчальних даних з відомими мітками або значеннями.

- навчання без вчителя (мережі адаптивного резонансу);

Плюси: автоматична класифікація; виявлення подібностей; ефективність. Мінуси: відсутність явних міток; складність налаштування.

Мережі Adaptive Resonance Theory (ART) - це один з типів нейронних мереж, які можна використовувати для навчання без вчителя. Їх можна використовувати у випадках, коли дані мають нелінійну структуру або коли необхідно враховувати динамічну поведінку даних. Мережі ART можна використовувати для кластеризації, зменшення розмірності та виявлення викидів. Деякі приклади програм включають обробку зображень та аудіо, аналіз фінансових даних та розпізнавання образів.

Загалом використання мереж ART найкраще підходить для ситуацій, коли дані мають складну структуру та традиційні методи навчання без вчителя, такі як K-Means або PCA, неефективні. Важливо, що вибір відповідного методу машинного навчання залежить від конкретної задачі та характеристик даних.

- змішане навчання (мережі радіально-базових функцій).

Плюси: простота використання; гнучкість; поліпшена точність; загальні характеристики. Мінуси: складність підбору; високий час обчислення.

Загалом змішане навчання з мережами RBF може бути хорошим вибором для завдань, де як контрольоване, так і неконтрольоване навчання можуть надати додаткову інформацію. Деякі приклади програм включають класифікацію зображень, обробку природної мови та аналіз фінансових даних.

Однак важливо відзначити, що вибір відповідного методу машинного навчання залежить від конкретної проблеми та характеристик даних. Продуктивність мереж RBF іноді може бути чутливою до вибору параметрів та якості даних, тому важливо ретельно розглянути придатність цього методу для цієї проблеми, перш ніж використовувати його.

Варто також відзначити, що навчання мережі проводиться на спеціально підготовлених базах зображень, класифікованих на велику кількість класів, і займає досить багато часу. На сьогодні найбільшою базою є ImageNet (www.image_net.org) [8]. Вона має безкоштовний доступ до академічних установ.

Оцінка нейронної мережі

Існує кілька підходів для оцінювання нейронних мереж, які можуть відрізнятися залежно від завдання та даних. Ось кілька із них:

Оцінка точності: цей підхід зосереджений на оцінці точності мережі даних валідації. Точність може бути оцінена з використанням метрик, таких як точність (accuracy), повнота (precision), одержання (recall) та міра.

Крос-валідація: у цьому підході дані розбиваються на кілька частин, і кожна частина використовується як валідаційні дані по черзі. Цей підхід дозволяє отримати більш впевнені оцінки точності мережі.

Оцінка перенавчання: у цьому підході оцінюється, наскільки добре нейронна мережа узагальнюється нові дані. Оцінка перенавчання може включати порівняння точності мережі.

Один із найважливіших критеріїв оцінки роботи нейронної мережі у разі розпізнавання зображення – це якість розпізнавання зображень. Варто зазначити, що для кількісної оцінки якості розпізнавання зображення за допомогою функціонування нейронної мережі найчастіше застосовується алгоритм середньоквадратичної помилки [6]:

$$E^P = \frac{1}{2} (D^P - 0(I^P, W))^2, \quad (1)$$

У залежності (1) E^P - р-та помилка розпізнавання для пари нейронів,

D^P – очікуваний вихідний результат нейронної мережі (зазвичай мережа має прагнути розпізнавання на 100 %, але цього практично поки що не відбувається), а конструкція $O(I^P, W)^2$ – квадрат виходу мережі, який залежить від р-ого входу і набору коефіцієнтів ваги W . До цієї конструкції входять і ядра згортки, і вагові коефіцієнти всіх верств. Прорахунок помилки полягає у обчисленні середнього арифметичного значення для всіх пар нейронів.

В результаті аналізу було виведено закономірність, що номінальне значення ваги, коли значення помилки буде мінімальним, можна розрахувати виходячи із залежності (2):

$$W_{min} = W_c - \left(\frac{d^2 E(W_c)}{dW^2} \right)^{-1} \frac{dE(W_c)}{dW}, \quad (2)$$

W_{min} - мінімальний коефіцієнт ваги. W_c – середній коефіцієнт ваги. З цієї залежності можна сказати, що завдання обчислення оптимальної ваги є арифметична різниця похідної функції першого порядку помилки за вагою, розділена на похідну функції другого порядку помилки [7].

Наведені залежності дають можливість тривіального обчислення помилки, що у вихідному шарі. Обчислення помилки у прихованих шарах нейронів можна реалізувати за допомогою методу зворотного розповсюдження помилки. Основна ідея методу полягає у поширенні інформації, у вигляді сигналізації про помилку, від вихідних нейронів до вхідних, тобто у напрямку, зворотному по відношенню до поширення сигналів нейронної мережі [6].

Висновки

Програма, реалізована з урахуванням алгоритмів, основою яких входить нейронна мережа, буде значно ефективніше.

Підсумовуючи, можна резюмувати наступне:

- Нейронні мережі можуть знаходити застосування як у питанні розпізнавання зображень.

• Ця теорія дає можливість говорити про створення нового перспективного класу моделей, а саме моделей на основі інтелектуального моделювання.

• Нейронні мережі здатні до навчання, що свідчить про можливість оптимізації процесу з функціонування. Така можливість є надзвичайно важливою опцією для практичної реалізації алгоритму.

• Оцінка алгоритму розпізнавання образів з допомогою дослідження нейронної мережі може мати кількісне значення, відповідно, є механізми підстроювання параметрів необхідного значення з допомогою обчислення потрібних вагових коефіцієнтів.

На сьогоднішній день, подальше дослідження нейронних мереж є перспективною областю дослідження, яка успішно застосовуватиметься в ще більшій кількості галузей науки і техніки, а також діяльності людини. Основний наголос у розвитку сучасних систем розпізнавання зараз зрушується в область семантичної сегментації 3D зображень у геодезії, медицині, прототипуванні та інших сферах діяльності людини – це досить складні алгоритми і це пов'язано з:

• З відсутністю достатньої кількості баз даних еталонних зображень.

• Відсутність достатньої кількості вільних експертів для початкового навчання системи.

• Зображення зберігаються не в пікселях, що

потребує додаткових ресурсів як від комп'ютера, так і від розробників.

Слід також зазначити, що на сьогоднішній день існує велика кількість стандартних архітектур побудови нейронних мереж, що суттєво полегшує задачу побудови нейронної мережі з нуля і зводить її до підбору структури мережі, що відповідає конкретній задачі.

В даний час на ринку існує досить велика кількість інноваційних компаній, які займаються розпізнаванням зображень із використанням нейромережових технологій навчання системи. Достеменно відомо, що вони досягли точності розпізнавання зображень в районі 95% при використанні бази даних 10 000 зображень.

В даний час на ринку існує досить велика кількість інноваційних компаній, які займаються розпізнаванням зображень із використанням нейромережових технологій навчання системи. Достеменно відомо, що вони досягли точності розпізнавання зображень в районі 95% при використанні бази даних 10 000 зображень. Проте всі досягнення відносяться до статичних зображень, з динамічними зображеннями ситуація не однозначна. Тому дослідження в галузі розпізнавання динамічних зображень за допомогою нейронної мережі є актуальними і потребують подальшого розвитку.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Нейронні мережі: їх застосування, робота [Electronic resource] – URL: <https://www.poznavayka.org/>
2. Neural Networks Modeling and Control: Applications for Unknown Nonlinear Delayed Systems in Discrete Time Authors: Jorge Rios, Alma Alanis, Nancy Arana-Daniel, Carlos Lopez-Franco -2020. – 158 p.
3. Згорткова нейронна мережа – просте пояснення CNN та її застосування [Electronic resource] – URL: <https://evergreens.com.ua/ua/articles/cnn.html>
4. Рекурентні нейронні мережі [Electronic resource] – URL: <https://studfile.net/preview/7653871/page:9/>
5. Навчання з підкріпленням у машинному навчанні [Electronic resource] – URL: <https://goo.su/i0gLlZ9>
6. Y. LeCun, L. Bottou, G. Orr and K. Muller: Efficient BackProp, in Orr, G. and Muller K. (Eds) // Neural Networks: Tricks of the trade. – 2008. – 200 p.
7. Y. LeCun and Y. Bengio: Convolutional Networks for Images, Speech, and Time-Series, in Arbib, M. A. (Eds) // The Handbook of Brain Theory and Neural Networks. – 2005. – 150 p.
8. Neural Networks and Deep Learning: A Textbook by Charu C. Aggarwal – 2018. - 520 p.

Received (Надійшла) 17.12.2023

Accepted for publication (Прийнята до друку) 22.02.2023

Analysis of approaches to solving the problem of picture recognition using artificial intelligence

Danil Klieshch, Volodymyr Fedorchenko

Abstract. Topicality. Text recognition on images (optical character recognition) is one of the areas of image recognition, the task of which is to translate images of handwritten, typewritten or printed text into text data that is used to represent characters on a computer (for example, in a text editor). Recognizing text on images is an important task of machine learning, as it allows you to organize convenient interaction with data: editing, analysis, searching for words or phrases, etc. Nevertheless, the creation of an application in this field remains a creative task and requires additional research in connection with the specific requirements for resolution, speed, recognition reliability and memory capacity, which are characterized by each specific task. In the work, the algorithm for creating and learning the recognition of handwritten symbols of a neural network was considered, and the types of learning and classification of neural networks were also analyzed. **The goal of this work** there are recommendations and approaches to the selection of types of neural networks, methods and their training. The object of research is the task of image recognition of handwritten symbols. **The object of research** image recognition task. **The subject of research** recognition of images of text or symbols based on artificial intelligence. **Results.** the paper analyzed the types, training and classification of neural networks for creating recognition of handwritten symbols using a neural network. **Conclusions.** Currently, there is a fairly large number of innovative companies on the market that are engaged in image recognition using neural network learning system technologies. It is known for certain that they achieved image recognition accuracy of around 95% when using a database of 10,000 images. However, all achievements refer to static images, the situation is not clear-cut with dynamic images. Therefore, further research in the field of image recognition using a neural network is still being investigated, it is relevant now.

Keywords: neural network, perceptron, weight paradigm, cnn, rnn, adaptive resonance theory.