

УДК 004

Д.Михайлов, магістр гр. КН-22М-2,
Центральноукраїнський національний технічний університет

ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ СТВОРЕННЯ ТА НАВЧАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ

У статті розроблено програмне забезпечення, яке призначено для системи створення та навчання нейронної мережі для розпізнавання образів. Метою розробки є дослідження та програмна реалізація системи створення та навчання нейронної мережі для розпізнавання образів. Об'єктом дослідження є процес створення та навчання нейронної мережі для розпізнавання образів. Предметом дослідження є методи створення та навчання нейронної мережі для розпізнавання образів. Методи дослідження базуються на методах штучного інтелекту, методах математичної статистики, методах розробки програмного забезпечення. Результат роботи – програмна реалізація системи створення та навчання нейронної мережі для розпізнавання образів. В процесі роботи над програмною моделлю виконано аналіз існуючих апаратних та програмних засобів. В повній мірі описані всі компоненти розробленого програмного забезпечення.

Постановка проблеми. Розпізнавання зображень – це здатність комп'ютерів ідентифікувати та класифікувати конкретні об'єкти, місця, людей, текст і дії в цифрових зображеннях і відео. Як додаток комп'ютерного зору, програмне забезпечення для розпізнавання зображень працює шляхом аналізу та обробки візуального вмісту зображення чи відео та порівняння його з отриманими даними, що дозволяє програмному забезпеченню автоматично «бачити» та інтерпретувати те, що є, так, як це може робити людина. здатний.

Розпізнавання зображень – це застосування комп'ютерного зору, у якому машини ідентифікують і класифікують конкретні об'єкти, людей, текст і дії в цифрових зображеннях і відео. По суті, це здатність комп'ютерного програмного забезпечення «бачити» та інтерпретувати речі у візуальних медіа так, як це може зробити людина.

Розпізнавання зображень є невід'ємною частиною технології, яку ми використовуємо щодня – від функції розпізнавання обличчя, яка розблоковує смартфони, до мобільних чекових депозитів у банківських програмах. Він також широко використовується в таких сферах, як медична візуалізація для виявлення пухлин, зламаних кісток та інших аберацій, а також на фабриках для виявлення дефектної продукції на конвеєрі.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. При аналізі останніх досліджень і публікацій [1-20] було виявлено певні прогалини у забезпеченні системи створення та навчання нейронної мережі для розпізнавання образів.

Мета й завдання дослідження. Метою роботи є дослідження та програмна реалізація системи створення та навчання нейронної мережі для розпізнавання образів.

Для досягнення поставленої мети визначена програма дослідження, що складається з наступних завдань:

- існуючих систем створення та навчання нейронної мережі для розпізнавання образів.
- Дослідження системи створення та навчання нейронної мережі для розпізнавання образів.
- Програмна реалізація системи створення та навчання нейронної мережі для розпізнавання образів.

Об'єктом дослідження є процес створення та навчання нейронної мережі для розпізнавання образів.

Предметом дослідження є методи створення та навчання нейронної мережі для розпізнавання образів.

Методи дослідження базуються на методах штучного інтелекту, методах математичної статистики, методах розробки програмного забезпечення.

Виклад основного матеріалу. Нейронні мережі зробили революцію в області комп'ютерного зору, дозволивши машинам розпізнавати та аналізувати зображення. Вони стають все більш популярними завдяки своїй здатності вивчати складні моделі та особливості. Особливо згорткові нейронні мережі (CNN) є найпопулярнішим типом нейронної мережі, що використовується в обробці зображень.

Але також трансформатори зору (ViT) стають все більш популярними останнім часом завдяки революційним досягненням генеративних попередньо навчених трансформаторів (GPT) та інших архітектур на основі трансформаторів у обробці природної мови.

Загалом, нейронні мережі обробляють і розпізнають зображення різними способами. Це залежить від архітектури мережі та проблеми, яку ми повинні вирішити. Деякі з найпоширеніших проблем, які нейронні мережі вирішують із зображеннями, включають:

- Класифікація зображень – включає призначення мітки або категорії зображенню. Наприклад, чи зображення містить kota чи собаку.
- Виявлення об'єктів – визначення та виявлення об'єктів на зображенні.
- Сегментація зображення – передбачає перетворення зображення на набір областей пікселів, представлених маскою або позначеним зображенням.
- Генерація зображень – створення нових зображень на основі певних критеріїв або характеристик

Є деякі інші проблеми, які нейронні мережі вирішують із зображеннями, включаючи підписи до зображень, відновлення зображення, виявлення орієнтирів, оцінку пози людини та передачу стилю

Класифікація зображень

Класифікація зображень є найпопулярнішим завданням комп'ютерного зору, коли ми навчаємо нейронну мережу призначати мітку або категорію вхідному зображенню. Це можна зробити за допомогою різних методів, але найпоширенішими є згорткові нейронні мережі (CNN).

Згорткові нейронні мережі

CNN складаються з кількох рівнів, включаючи згорткові рівні, рівні об'єднання та повністю зв'язані рівні. Згорткові шари є серцем мережі та відповідають за вивчення функцій із вхідного зображення. Зокрема, вони застосовують серію фільтрів до зображення, кожен з яких фіксує певний візерунок або функцію, наприклад краї, текстури або форми.

Популярні архітектури CNN

Протягом багатьох років було розроблено кілька архітектур CNN, кожна зі своїми унікальними функціями та перевагами. Деякі з найпопулярніших:

- VGG16.
- InceptionNet.
- ResNets.
- NFNets.
- EfficientNets та інші.

Трансформери зору

Ключова ідея трансформаторів зору полягає в застосуванні архітектури трансформатора, спочатку розробленої для завдань обробки природної мови, до завдань обробки зображень. Архітектура трансформатора складається з механізмів самоконтролю, які дозволяють моделі звертати увагу на різні частини вхідної послідовності під час прогнозування.

При обробці зображень вхідними даними для моделі трансформатора є послідовність фрагментів зображення, а не все зображення. Потім ці патчі обробляються серією трансформаторних блоків, що дозволяє моделі отримувати локальну та глобальну інформацію:

4. Виявлення об'єктів

Виявлення об'єктів – це виявлення об'єктів у зображенні чи відео шляхом призначення мітки класу та рамки обмеження. Наприклад, він приймає зображення як вхідні дані та генерує одну або кілька обмежувальних рамок, до кожної з яких додається мітка класу.

Виявлення об'єктів – це поєднання двох завдань:

- Локалізація об'єкта.
- Класифікація зображень.

Алгоритми локалізації об'єкта визначають розташування об'єкта на зображенні та вказують його положення, малюючи рамку навколо нього. Ці алгоритми приймають зображення, що містить один або кілька об'єктів, як вхідні дані та визначають розташування об'єктів, вказуючи положення, висоту та ширину обмежувальних рамок:

Виявлення об'єктів за допомогою нейронних мереж

Подібно до класифікації зображень, CNN зазвичай використовуються для цього завдання. Ми можемо навчити CNN на наборі даних позначених зображень, кожне з яких має обмежувальні рамки та мітки класів, що ідентифікують об'єкти на зображенні. Під час навчання мережа вчиться ідентифікувати та класифікувати об'єкти на зображенні та знаходити їх за допомогою обмежувальних рамок.

Найпопулярнішими архітектурами нейронної мережі для виявлення об'єктів є:

- Ти дивишся лише раз (YOLO).
- Регіональні згорткові нейронні мережі (R-CNN, Fast R-CNN тощо).
- Одиночний детектор (SSD).
- Retina-Net.

Ти дивишся лише раз (YOLO)

YOLO – одна з найпопулярніших архітектур нейронної мережі та алгоритмів виявлення об'єктів. Алгоритм YOLO поділяє вхідне зображення на сітку та передбачає обмежувальні прямокутники та ймовірності класу для кожної комірки сітки. Він передбачає ймовірність класу та розташування кількох об'єктів за один прохід через мережу, що робить його швидшим і ефективнішим, ніж інші алгоритми виявлення об'єктів.

Щоб відфільтрувати обмежувальні рамки, що перекриваються, і вибрати найточнішу, використовується техніка, яка називається немаксимальним придушенням. Немаксимальне придушення працює шляхом вибору обмежувальної рамки з найвищим показником достовірності. Після цього він видаляє будь-які інші поля, які перекриваються з ним більш ніж на певний поріг:

YOLO має кілька версій, кожна з яких покращує попередню. Більше інформації про алгоритми YOLO можна знайти в нашій статті тут.

Сегментація зображення

Нейронні мережі є популярним інструментом для сегментації зображень, і існує кілька типів сегментації зображень, які ми можемо виконати за допомогою нейронних мереж. Деякі з найпоширеніших типів сегментації зображень за допомогою нейронних мереж:

- Семантична сегментація.
- Сегментація екземплярів.
- Виявлення межі.
- Паноптична сегментація.

Семантична сегментація

Семантична сегментація включає призначення мітки класу кожному пікселю зображення. По суті, це означає, що якщо на зображенні є два або більше об'єктів одного класу, семантична сегментація поверне єдину маску, що включає всі об'єкти одного класу:

Нейронні мережі можуть виконувати семантичну сегментацію, навчивши їх виводити маску сегментації, яка призначає мітку класу кожному пікселю зображення. CNN є найпоширенішою нейронною мережею для вирішення семантичної сегментації. Деякі з популярних архітектур:

- SegNet.
- U-Net.
- DeepLab.

Сегментація екземпляра

Окрім семантичної сегментації, сегментація екземплярів може розрізняти різні екземпляри одного класу. Нейронні мережі можуть виконувати сегментацію екземплярів, виводячи маску сегментації, яка призначає мітки класу та екземпляра кожному пікселю зображення.

Деякі з популярних архітектур, наприклад, сегментація:

- Маска R-CNN.
- MaskLab.
- TensorMask.

Виявлення меж

Виявлення меж – це процес ідентифікації країв або меж об'єктів на зображенні. Нейронні мережі можуть виконувати виявлення меж, навчаючи їх виводити двійкову маску, яка підсвічує межі об'єктів на зображенні. Кілька архітектур виявлення меж працюють добре, зокрема:

- ResUNet.
- Маска R-CNN.
- Швидше виявлення краю CNN.

Паноптична сегментація

Підводячи підсумок, паноптична сегментація – це комбінація семантичної та екземплярної сегментації. Це означає, що цей підхід розділяє зображення на окремі об'єкти або речі (сегментація екземплярів) і аморфний фон або області речей (семантична сегментація).

Ми можемо виконати панорамну сегментацію за допомогою нейронних мереж, навчивши їх виводити маску сегментації, яка включає як екземпляри об'єктів, так і області речей. Деякі з найбільш перспективних моделей:

- Мережі піраміди панорамних функцій.
- Ефективний PS.

Генерація зображення

Нейронні мережі мають можливість генерувати реалістичні зображення, вивчаючи великий набір даних зображень. Генерація зображень за допомогою нейронних мереж є складним процесом, який передбачає моделювання розподілу ймовірностей вхідних зображень і створення нових зображень, які відповідають цьому розподілу. Є кілька архітектур нейронної мережі, які ми можемо використовувати для створення зображень:

- Генеративні змагальні мережі (GAN).
- Варіаційні автокодери (VAE).
- Авторегресійні моделі.

Крім того, існують деякі гібридні рішення, такі як DALL-E, створені OpenAI.

Генеративні змагальні мережі (GAN)

GAN – це популярна архітектура для створення зображень, яка включає дві нейронні мережі: генератор і дискримінатор. Генератор вчиться генерувати зображення з вектора випадкового шуму, подібні до реальних зображень у наборі даних. У той же час

дискримінатор вчиться розрізняти реальне і згенероване зображення. Шляхом проб і помилок генератор вчиться генерувати зображення, які вводять дискримінатора в оману, в результаті чого генеруються реалістичні зображення:

Варіаційні автокодери (VAE)

VAE – це нейронні мережі, які складаються з двох частин: кодера та декодера. Мережа кодера відображає вхідне зображення на низьковимірний вектор прихованого простору. Після цього мережа декодера генерує нове зображення з цього вектора. Відбираючи точки з латентного простору, VAE може генерувати нові зображення, подібні до вхідних зображень:

Авторегресійні моделі

Авторегресійні моделі генерують зображення піксель за пікселем, використовуючи розподіл ймовірностей кожного пікселя з урахуванням попередніх пікселів як орієнтир. Вони можуть створювати високоякісні зображення, але можуть бути обчислювально дорогими та трудомісткими. Для створення зображень можна використовувати кілька типів авторегресійних моделей, зокрема PixelCNN і PixelRNN.

DALL-E

DALL-E – це архітектура нейронної мережі, розроблена OpenAI, яка може генерувати зображення з текстових описів. Поточна версія, DALL-E 2, в основному складається з двох частин: Prior і Decoder. Prior перетворює введений текст у вектор вбудовування зображення. Після цього Decoder бере цей вектор і генерує зображення.

Нижче наведено приклад одного конкретного виходу DALL-E:

Як працює розпізнавання зображень?

Щоб зрозуміти, як працює розпізнавання зображень, важливо спочатку визначити цифрові зображення.

Цифрове зображення складається з елементів зображення або пікселів, які просторово організовані у двовимірну сітку або масив. Кожен піксель має числове значення, яке відповідає його інтенсивності світла або рівню сірого, пояснив Джейсон Корсо, професор робототехніки в Університеті Мічигану та співзасновник стартапу комп'ютерного зору Voxel51.

Використовуючи розпізнавання зображень, система комп'ютерного зору може розпізнавати моделі та закономірності в усіх цих числових даних, які відповідають таким речам, як люди, транспортні засоби чи пухлини. Це, по суті, автоматизує вроджену здатність людини дивитися на зображення, ідентифікувати об'єкти в ньому та відповідним чином реагувати. (Сітківка ока людини може обробляти близько 10 зображень із роздільною здатністю один мільйон точок за секунду, які аналізуються мозком, щоб ми могли швидко асимілювати, контекстуалізувати та реагувати на те, що бачимо.)

«Комп'ютерний зір в основному виконує частину роботи мозку», – сказав Корсо для Built In. «Це справді складно».

Сьогодні розпізнавання зображень базується на глибокому навчанні – підкатегорії машинного навчання, яка використовує багаторівневі структури алгоритмів, які називаються нейронними мережами, щоб постійно аналізувати дані та робити висновки про них, подібно до того, як працює людський мозок. У разі розпізнавання зображень нейронні мережі подають якомога більше попередньо позначених зображень, щоб «навчити» їх розпізнавати подібні зображення.

Процес зазвичай розбивається на три окремі етапи:

1. Збирається набір даних

Після створення величезного набору даних із зображень і відео його необхідно проаналізувати та додати до нього будь-які значущі функції чи характеристики. Наприклад, зображення собаки має бути ідентифіковано як «собака». І якщо на одному зображенні кілька собак, їх потрібно позначити мітками або обмежувальними рамками, залежно від поставленого завдання.

2. Нейронну мережу годують і навчають

Далі на цих зображеннях живиться та навчається нейронна мережа. Як і людський мозок, машину потрібно навчити розпізнавати концепцію, показуючи їй багато різних прикладів. Якщо всі дані позначені, для розрізнення різних категорій об'єктів (наприклад, kota чи собаки) використовуються алгоритми навчання під наглядом. Якщо дані не позначені, система використовує алгоритми неконтрольованого навчання для аналізу різних атрибутів зображень і визначення важливих подібностей або відмінностей між зображеннями.

Для завдань, пов'язаних із розпізнаванням зображень, найкраще підходять згорткові нейронні мережі, або CNN, оскільки вони можуть автоматично виявляти важливі особливості зображень без нагляду людини.

Для цього CNN мають різні рівні. Перший, відомий як згортковий шар, застосовує фільтри (також відомі як ядра) до пакету вхідних зображень, щоб сканувати їх пікселі та математично порівнювати кольори та форми пікселів, вилучаючи важливі характеристики або візерунки із зображень, як-от краї і кути.

Потім CNN використовує те, що дізнався з першого шару, щоб розглянути дещо більші частини зображення, відзначаючи більш складні характеристики. Він продовжує робити це з кожним шаром, дивлячись на більші та важливіші частини зображення, доки не вирішить, що зображено на основі всіх знайдених функцій.

«У глибокому навчанні вам не потрібні ручні інженерні функції. Вам просто потрібні великі обсяги даних. І модель достатньо глибока, щоб початкові рівні спочатку витягували корисні функції, а потім класифікували, що таке об'єкт», – сказав Вікеш Кханна, головний технічний директор і співзасновник Ambient.ai, для Built In.

3. Висновки перетворюються на дії

Після того, як система розпізнавання зображень навчена, їй можна надсилати нові зображення та відео, які потім порівнюються з вихідним набором навчальних даних, щоб зробити прогнози. Це те, що дозволяє йому призначити певну класифікацію зображенню або вказати, чи присутній певний елемент.

Потім система перетворює їх на висновки, які можна застосувати: безпілотний автомобіль виявляє червоне світло та зупиняється; камера безпеки ідентифікує витягнуту зброю та надсилає сповіщення.

Штучна нейронна мережа є деякою моделлю природної нейронної мережі. Кожний елемент штучної мережі (нейрон) є прототипом, що імітує властивості й роботу біологічного нейрона [1].

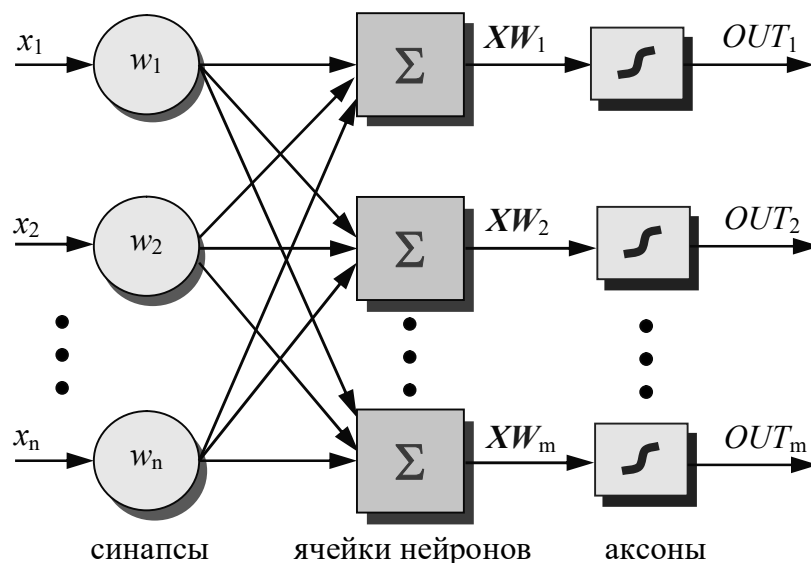


Рисунок 1 – Штучна одношарова нейронна мережа

Розглянемо роботу штучної одношарової нейронної мережі (рисунок 1). На синапси (односпрямовані входи) штучного нейрона надходить деяка множина сигналів. Кожний сигнал множиться на відповідну вагу, що характеризує синаптичну силу. Вхідні сигнали після синапсів надходять в осередки нейронів (блоки підсумовування), виходом яких є аксони, з яких сигнали (порушення або гальмування), що визначають рівень активації нейрона, надходять на синапси наступних нейронів (якщо мережа багатошарова) або на основі яких приймається рішення (наприклад, граничним мажоритарним блоком).

Відзначимо, що синапси служать лише для розподілу вхідних сигналів, а аксони лише для видачі сигналів, тому вони не вважаються шаром (шаром є осередки нейронів, що виконують обчислення з комбінаціями вхідних сигналів).

Умовно цю частину нейронної мережі може представити штучним нейроном (рисунок 2).

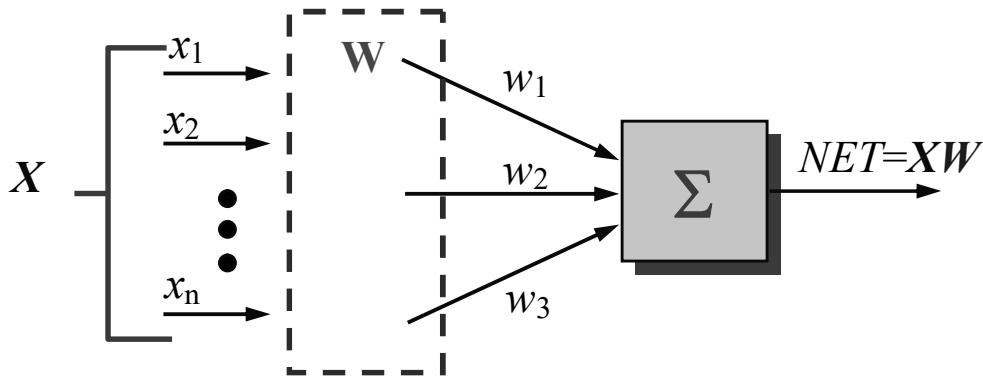


Рисунок 2 – Вхідна частина штучного нейрона

Якість роботи штучної нейронної мережі багато в чому залежить від ваг синаптичних зв'язків і від типу застосовуваних активаційних функцій. Розглянемо типи активаційних функцій.

Типи активаційних функцій

Розрізняють наступні види активаційних функцій:

- одинична функція;
- лінійний поріг (функція гістерезису);
- сигмоїдальна функція (гіперболічний тангенс).

Розробка структурної схеми

Мережі зустрічного поширення

У зустрічному поширенні об'єднані два добре відомих алгоритми: карта, що самоорганізується, Кохонена [9] і зірка Гроссберга [8].

Структура мережі

На рисунку 3 показана спрощена версія мережі зустрічного поширення. На ньому ілюструються функціональні властивості цієї парадигми.

Як видно з рисунка 3 мережа зустрічного поширення дуже схожа на двошарову мережу зворотного поширення. Розходження полягає в операціях, виконуваних нейронами Кохонена й Гроссберга.

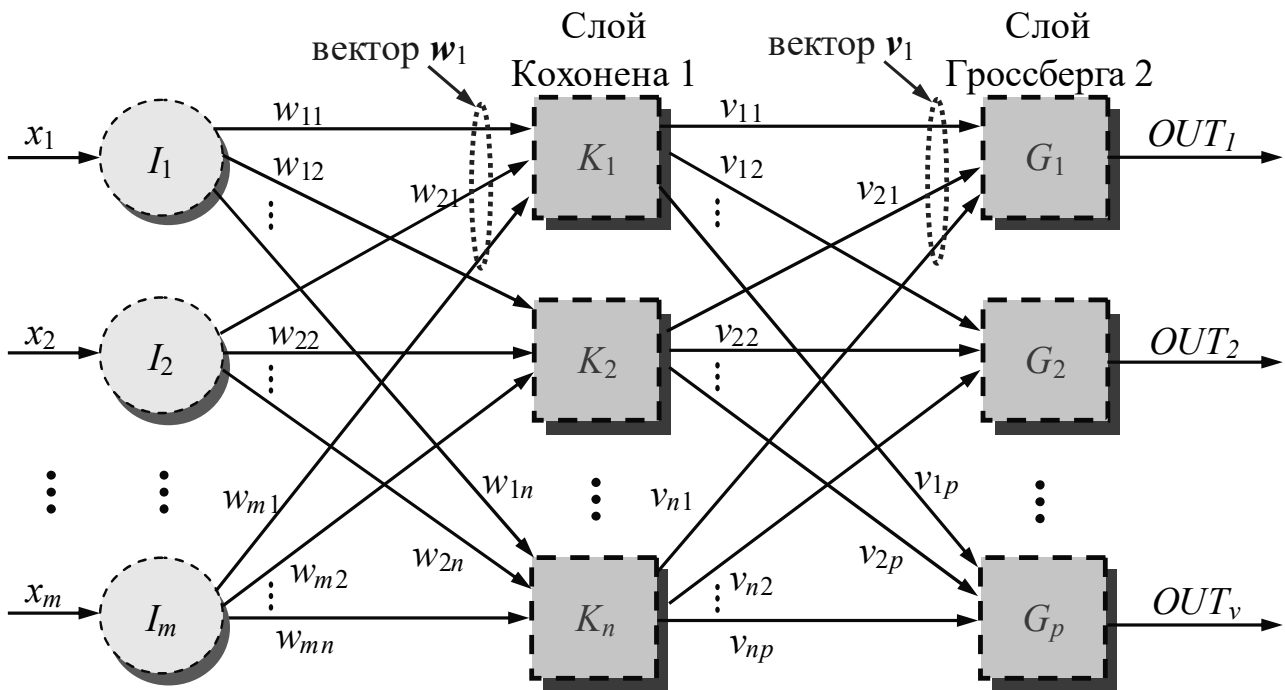


Рисунок 3 – Мережа зустрічного поширення без зворотних зв'язків

На рисунку 4 зображена структурна схема системи. На наведеній структурній схемі зазначені основні класи об'єктів ядра системи і їхня взаємодія. Стрілками показані потоки даних при роботі системи. Кожному з основних блоків управляючої системи відповідає свій блок у системі. Чотири блоки складають управляючу систему:

- апарат формування й розпізнавання образів;
- база знань;
- блок оцінки стану;
- блок прийняття рішень.

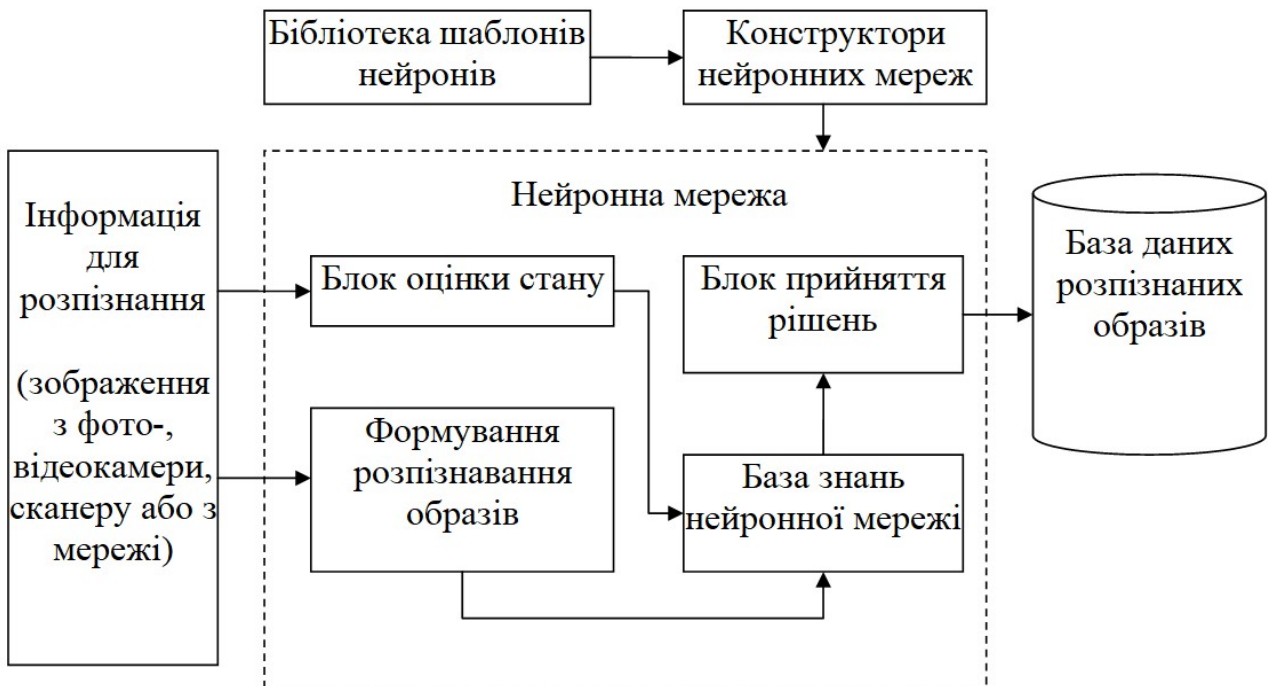


Рисунок 4 – Структурна схема системи

Висновки. У статті наведені теоретичне узагальнення й рішення наукового завдання дослідження методів створення та навчання нейронної мережі для розпізнавання образів. Рішення даного завдання полягало у вирішенні наступних задач: Був проведений огляд існуючих систем створення та навчання нейронної мережі для розпізнавання образів; Досліджена система створення та навчання нейронної мережі для розпізнавання образів; На основі отриманих результатів досліджень створена програмна реалізація системи створення та навчання нейронної мережі для розпізнавання образів. Розроблені під час виконання випускної кваліфікаційної роботи за другим (магістерським) рівнем вищої освіти алгоритми дозволяють успішно вирішувати завдання створення та навчання нейронної мережі для розпізнавання образів. Проведено аналіз предметної галузі в ході якого були виявлені об'єкти, взаємодія яких носить істотний характер для функціональної діяльності предметної галузі, і їхні основні характеристики; побудована алгоритм і вибраний середовище розробки.

Список літератури

1. Smirnov O., Fedorov E., Neskorođieva A., Neskorođieva T. «Intellectual Classification method of Gymnastic Elements Based on Combinations of Descriptive and Generative Approache». CEUR Workshop Proceedings Volume 3664, 2024, Pages 11-23.
2. Malyukov V., Bebesko B., Lakhno V., Smirnov O., Malyukova I., Mohylnyi H. «Managing the Purchase-Sale Process of Digital Currencies Under Fuzzy Conditions». Lecture Notes in Networks and Systems, 2023, 729 LNNS, pp. 104–112.
3. Al-Mudhafar Aqeel, A.M., Smirnova, T., Buravchenko, K., Smirnov, O. «The method of assessing and improving the user experience of subscribers in software-configured networks based on the use of machine learning». Advanced Information Systems, 2023, 7(2), pp. 49-56.
4. Smirnov, O., Sydorenko, V., Aleksander, M., Zhyharevych, O., Yenchov, S. «Simulation of the cloud IoT-based monitoring system for critical infrastructures». CEUR Workshop Proceedings, Volume 3530, 2023, pp. 256-265.
5. Smirnov, O., Karapetyan, A., Fedorov, E., «Creating Neural Network and Single Solution Human-Based Metaheuristic Methods of Solving the Traveling Salesman Problem». CEUR Workshop Proceedings, Volume 3312, 2022, pp. 47-58.
6. Smirnov, O., Neskorođieva, T., Fedorov, E., Rudakov, K., Neskorođieva, A. «Method Detection Audit Data Anomalies on Basis Restricted Cauchy Machine» CEUR Workshop Proceedings, Volume 3187, 2022, pp. 1-12.
7. Smirnov O., Smirnova T., Anas M. Al-Oraiqat, Drieiev O., Polishchuk L., Sheroz Khan, Yassin M. Y. Hasan, Aladdein M. Amro, Hazim S. AlRawashdeh «Method for Determining Treated Metal Surface Quality Using Computer Vision Technology». Sensors (Basel, Switzerland) Volume 22, Issue 16, 6223, 2022.
8. Smirnov, O., Lakhno, V., Akhmetov, B., Chubaievskiy, V., Khorolska, K., Bebesko, B. «Selection of a Rational Composition of Information Protection Means Using a Genetic Algorithm». In: Rajakumar, G., Du, KL., Vuppapalati, C., Beligiannis, G.N. (eds) Intelligent Communication Technologies and Virtual Mobile Networks. Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies, vol 131. 2023. Springer, Singapore. pp. 21-34.
9. Kuznetsov, A., Oleshko, I., Chernov, K., Bagmut, M., Smirnova, T. «Biometric authentication using convolutional neural networks». Lecture Notes in Networks and Systems. Volume 152, 2021, Pages 85-98.
10. Smirnov O., Kuznetsov A., Kryvinska N., Kiian A., Kuznetsova K. «Full Non-Binary Constant-Weight Codes». SN Computer Science, Vol 2, 337, 2021. <https://doi.org/10.1007/s42979-021-00739-w>.
11. Smirnov O., Neskorođieva T., Fedorov E., Rymar P. «Neural Network Modeling Method of Transformations Data of Audit Production with Returnable Waste». CEUR Workshop Proceedings Volume 3101, 2021, Pages 192-207.
12. Smirnov, O., Kuznetsov, A., Potii, O., Poluyanenko, N., Stelnyk, I., Mialkovsky, D. «Combining and filtering functions in the framework of nonlinear-feedback shift register». International Journal of Computing; 2020, Volume 19, Issue 2 – Research Institute for Intelligent Computer Systems – 2020. – P. 247-256.
13. Smirnov O., Kuznetsov A., Kiian A., Kuznetsova T. «Non-binary constant weight coding technique». CEUR Workshop Proceedings. Volume 2740, 2020, Pages 102-114.
14. Smirnov O., Kuznetsov A., Kiian A., Cherep A., Kanabekova M., Chepurko I. «Testing of code-based pseudorandom number generators for post-quantum application». 2020 IEEE 11th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies (DESSERT), Ukraine, Kyiv, May 14-18. 2020. P. 172-177.
15. Smirnov O., Kuznetsov A., Pushkar'ov A., Serhiienko R., Babenko V., Kuznetsova T., «Representation of Cascade Codes in the Frequency Domain». In: Radivilova T., Ageyev D., Kryvinska N. (eds) Data-Centric Business and Applications. Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies, vol 48. Springer, Cham. 2021. pp 557-587.
16. Smirnov, O., Drieieva, H., Drieiev, O., Polishchuk, Y., Brzhanov, R., Aleksander, M. «Method of fractal traffic generation by a model of generator on the graph». CEUR Workshop Proceedings Volume 2616, 2020, Pages 366-

379.

17. Smirnov, O., Drieieva, H., Drieiev, O., Simakhin, V., Bondar, S., Odarchenko, R. «Managing multifractal properties of the binary sequence generated with the Markov chains», CEUR Workshop Proceedings Volume 2608, 2020, Pages 633-645.
18. Smirnov O. Kuznetsov A., Zaichenko Yu., Pastukhov M., Oleshko O., Kuznetsova K., «Formation of Discrete Signals with Special Correlation Properties». International Conference on Information and Telecommunication Technologies and Radio Electronics, UkrMiCo 2019; Odessa; Ukraine; 9-13 September 2019. P.22-28.
19. Smirnov, O., Kuznetsov, A., Kolovanova, I., Kuznetsova, T., «Noise immunity of the algebraic geometric codes». International Journal of Computing; 2019, Volume 18, Issue 4 – Research Institute for Intelligent Computer Systems – 2019. – P. 393-407.
20. Smirnov, O., Kuznetsov, A., Reshetniak, O., Ivko, N., Katkova, T., Kuznetsova, T., «Generators of Pseudorandom Sequence with Multilevel Function of Correlation». 2019 IEEE International Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications, Science and Technology (PIC S&T), Kyiv, Ukraine, 8 – 11 October 2019 . P.517-522.
21. Smirnov, O., Ulichev, O., Meleshko, Y., Khokh, V., Goncharenko, I. «Method of Choosing Objects for Informational Influence in Social Networks during Information Campaign Based on the Analytic Hierarchy Process». CEUR Workshop Proceedings, Vol 2588, P. 215-227, 2019.
22. Smirnov, O., Krasnobayev, V., Yanko, A., Kuznetsova, T. «Methods of nulling numbers in the system of residual classes». CEUR Workshop Proceedings, Vol 2588, P. 90-106, 2019.