

Міністерство освіти і науки України
Тернопільський національний економічний університет
Факультет комп'ютерних інформаційних технологій
Кафедра спеціалізованих комп'ютерних систем

ОЛІХ Віталій Ярославович

**КОМП'ЮТЕРНА СИСТЕМА РОЗПІЗНАВАННЯ ГРАФІЧНИХ
ОБРАЗІВ НА ОСНОВІ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ / COMPUTER
SYSTEM OF GRAPHIC PATTERN RECOGNITION BASED ON
NEURAL NETWORKS**

спеціальність: 8.05010203 – Спеціалізовані комп'ютерні системи
магістерська програма – Спеціалізовані комп'ютерні системи

Дипломна робота за освітньо-кваліфікаційним рівнем "магістр"

Виконав студент групи СКСм-21
В.Я. Оліх

Науковий керівник:
к.т.н., доцент А.І. Сегін

Дипломну роботу допущено до захисту:
"____" _____ 20__ р.

Завідувач кафедри
_____ Я.М. Николайчук

Тернопіль 2017

РЕФЕРАТ

Дипломна робота складається із переліку умовних скорочень, вступу, чотирьох розділів, висновків і списку використаних джерел. Основний зміст викладений на 75 сторінках друкованого тексту, містить 33 рисунка і 2 таблиці. Список використаних джерел містить 33 найменування.

Мета роботи. Методи розпізнавання графічних образів.

Методи дослідження. Розробка, проектування і тестування нейронної мережі для полегшення процедури розпізнавання графічних образів.

Результати роботи. Полягають у експериментальних дослідженнях методів розпізнавання графічних образів з використанням нейронних мереж. Розробка комп'ютерної системи розпізнавання графічних образів.

Рекомендації по використанню результатів роботи. Отримані результати досліджень можна використати для розпізнавання різних типів графічних образів.

Можливі напрямки розвитку. Створення програмних бібліотек для різних методів розпізнавання графічних образів використовуючи нейронні мережі.

Ключові слова: графічні образи, нейронні мережі, рецепторна структура, алгоритмічні побудови.

ABSTRACT

This thesis consists of a list of abbreviations, introduction, four chapters, conclusions and list of references. Main content posted on 75 pages of printed text contains 33 drawings and 2 tables. References contain 33 items.

Purpose of work. Methods recognition of graphic images.

Research methods. Development, design and testing of a neural network to facilitate the recognition of graphic images.

Job performances. In experimental studies is recognition methods of graphic images using neural networks. Development of computer recognition system graphic images.

Recommendations after the use of job performances. The results of research can be used to detect various types of graphic images.

Possible directions of development. Creation of software libraries for different methods of recognition of graphic images using neural networks.

Keywords: images, neural networks, receptor structure, algorithmic construction.

ЗМІСТ

Вступ.....	6
1 Аналіз методів розпізнавання графічних образів.....	8
1.1 Опис предметної області.....	8
1.2 Огляд існуючих методів.....	11
1.3 Штучні нейронні мережі, як інструмент для вирішення задачі.....	18
2 Проблема класифікації графічних образів.....	25
2.1 Рецепторна структура сприйняття інформації.....	25
2.2 Алгоритмічні побудови.....	37
2.3 Персептрон, як модель розпізнавання.....	45
3 Розробка комп'ютерної системи розпізнавання графічних образів.....	52
3.1 Постановка задачі і складності, пов'язані з її реалізацією.....	52
3.2 Реалізація комп'ютерної системи розпізнавання графічних образів.....	57
3.3 Аналіз отриманих результатів.....	63
4 Охорона праці.....	67
4.1 Поняття про рівні шуму та вібрацій.....	67
4.2 Розрахунок захисту від шуму та вібрацій.....	70
Висновки.....	73
Перелік використаних джерел.....	75
Додаток А Лістинг коду комп'ютерної системи.....	79
Додаток Б Акт впровадження.....	86
Додаток Г Копії публікації.....	87

ВСТУП

Актуальність теми. Зростаючий інтерес до задач розпізнавання образів обумовлено необхідністю автоматизації, як функцій контролю і управління складними динамічними об'єктами в реальному часі, так і образних процесів комунікації в інтелектуальних системах. Тому досі продовжується пошук і реалізація ефективних принципів передачі розпізнавальної функції людини комп'ютеризованими системами. Один з перспективних напрямків вирішення даної проблеми ґрунтується на застосуванні штучних нейронних мереж і нейрокомп'ютерів, як найбільш адекватних по відношенню до класу задач розпізнавання образів. У наш час запропоновано велику кількість нейромережових парадигм для вирішення задач розпізнавання образів. Значні важкості при розпізнаванні викликають образи, що були підвернені будь-якому спотворенню (зашумленню, зсуву, повороту, масштабуванню). Цю проблему вирішують шляхом вибору відповідної архітектури та способу навчання. Аналіз робіт показує що досі не існує такої моделі, яка б була не чутлива до всіх видів спотворень. Проблема достатньо добре вирішена відносно зміщених і зашумлених образів нейромережами зворотнього розповсюдження похибки. Однак, як і раніше, викликають труднощі такі види спотворень як зміна образу у розмірах і поворот. Перспективу в подоланні цих труднощів бачать у новій нейромережовій парадигмі - моделлю персептрона, яка використовує якісно нову архітектуру і неконтрольоване навчання. В основу архітектури персептрона покладена організація зорової системи людини.

Метою даної роботи є розробка, проектування і тестування удосконаленої нейронної мережі для полегшення процедури розпізнавання образів.

Метод дослідження. У даній роботі розглянуто різні підходи для вирішення задачі розпізнавання образів. Основну увагу приділено підходу до розпізнавання образів за допомогою штучних нейронних мереж та методів їх навчання. Зокрема докладно розглянуто таку нейронну мережу як персептрон, наведені переваги і недоліки цієї нейронної мережі. В заключній частині роботи розроблено та запропоновано вдосконалену модель персептрона, після чого

наведені результати розробленої комп'ютерної системи для задачі розпізнавання образів, зроблено порівняння з прототипом і вказані переваги та недоліки модифікованої нейронної мережі.

Науковановизна. Вдосконалено метод розпізнавання графічних образів використовуючи нейронну мережу, що дозволило розпізнати спецефічні позначки на зображеннях, а також підвищити швидкодію та зменшити апаратні затрати.

Практична цінність роботи полягає у можливості застосування отриманих результатів для ефективного використання нейронних мереж для задачі розпізнавання образів. Також, слід відмітити, що запропонована модель може бути змінена для досягнення кращих результатів розпізнавання.

Публікації

1. Оліх В.Я. Використання нейронних мереж для вирішення задач розпізнавання образів / В.Я. Оліх, А.І. Сегін // Матеріали проблемно-наукової міжгалузевої конференції. – Надвірна – Яремче, Україна – 2016. – С.117-120.

2. Оліх В.Я. Алгоритми машинного навчання в задачах розпізнавання образів / В.Я. Оліх, А.І. Сегін // VIII Міжнародна школа-семінар теорія прийняття рішень. – Ужгород, Україна – 2016. – С.200-202.

1 АНАЛІЗ МЕТОДІВ РОЗПІЗНАВАННЯ ГРАФІЧНИХ ОБРАЗІВ

1.1 Опис предметної області

Досить довгий час завдання розпізнавання графічних образів розглядалася людиною з боку біологічного і психологічного аспектів. При цьому вивчення піддавалися лише якісні характеристики, які не дозволяли точно описати механізм функціонування. Отримання функціональних залежностей було, як правило, пов'язане з дослідженням рецепторів органів слуху, дотику або зору. Однак принципи формування рішення залишалися загадкою. Вважається, що основним помилкою на зорі дослідження була думка про те, що мозок функціонує за певними алгоритмами, а отже, з'ясувавши цю систему правил, можна її відтворити за допомогою обчислювальних і технічних засобів.

Заснована Норбертом Вінером на початку ХХ століття нова наука, що отримала назву кібернетика (наука про загальні закономірності процесів управління і передачі інформації в машинах, живих організмах і суспільстві), дозволила в дослідження розпізнавання образів ввести кількісні методи. Іншими словами, представити процес розпізнавання образів (по суті - природне явище) математичними методами.

Створення пристроїв, що виконують функції розпізнавання різних об'єктів, в більшості випадків забезпечує можливість заміни людину спеціалізованим автоматом. Завдяки цьому, значно розширюються можливості складних систем, що виконують різні інформаційні, логічні, аналітичні завдання. Слід зазначити, що якість робіт, що виконуються людиною на робочому місці, залежить від багатьох факторів (кваліфікації, досвіду, сумлінності і т. д.). У той же час справний автомат діє одноманітно і забезпечує завжди однакову якість. Автоматичний контроль складних систем дозволяє вести моніторинг і забезпечувати своєчасне обслуговування, ідентифікацію перешкод і автоматичне застосування відповідних методів шумозаглушення, дозволяє підвищити якість передачі інформації. Також зрозуміло, що використання

автоматичних систем у ряді завдань може забезпечити неможливе для людини швидкодію.

Протягом досить тривалого часу проблема розпізнавання графічних образів привертає увагу фахівців в області прикладної математики, а потім і інформатики. Так, зокрема, відзначають роботи Р. Фішера, виконані в 20-х роках і що призвели до формування дискримінантного аналізу як одного з розділів теорії та практики розпізнавання. У 40-х роках А. Н. Колмогоровим і А. Я. Хінчіним поставлена задача про поділ суміші двох розподілів.

У 50-60-ті роки ХХ століття на основі великої кількості робіт з'явилася теорія статистичних рішень. В результаті цього було відкрито алгоритми, які забезпечують віднесення нового об'єкта до одного з заданих класів, що стало початком планомірного наукового пошуку і практичних розробок. В рамках кібернетики почало формуватися новий науковий напрям, пов'язаний з розробкою теоретичних основ і практичної реалізації пристроїв, а потім і систем, призначених для розпізнавання об'єктів, явищ, процесів. Нова наукова дисципліна отримала назву "Розпізнавання образів".

Таким чином, базою для вирішення завдань віднесення об'єктів до того чи іншого класу послужили, як це відзначається сьогодні, результати класичної теорії статистичних рішень. В її рамках будувалися алгоритми, що забезпечують на основі експериментальних вимірювань параметрів (ознак), що характеризують цей об'єкт, а також деяких апріорних даних, що описують класи, визначення конкретного класу, до якого може бути віднесений об'єкт.

Розпізнавання образів (об'єктів) - задача ідентифікації об'єкта або визначення будь-яких його властивостей по його зображенню (оптичне розпізнавання) або аудіозаписи (акустичне розпізнавання) та інші характеристики (рис 1.1).

Образ - класифікаційне угруповання в системі класифікації, яка об'єднує (виділяє) певну групу об'єктів за певною ознакою. Образи мають характерні властивості, які виявляються в тому, що ознайомлення з кінцевим числом явищ

з одного і того ж безлічі дає можливість дізнаватися як завгодно велике число його представників.

Методика віднесення елемента до якого-небудь образу називається вирішальним правилом. Ще одне важливе поняття - метрика - спосіб визначення відстані між елементами універсальної множини. Чим менший цей період, тим більш схожими є об'єкти (символи, звуки та ін.) нате, що ми розпізнаємо. Зазвичай елементи задаються у вигляді набору чисел, а метрика - у вигляді функції. Від вибору уявлення образів і реалізації метрики залежить ефективність програми, один алгоритм розпізнавання з різними метриками буде помилятися з різною частотою.

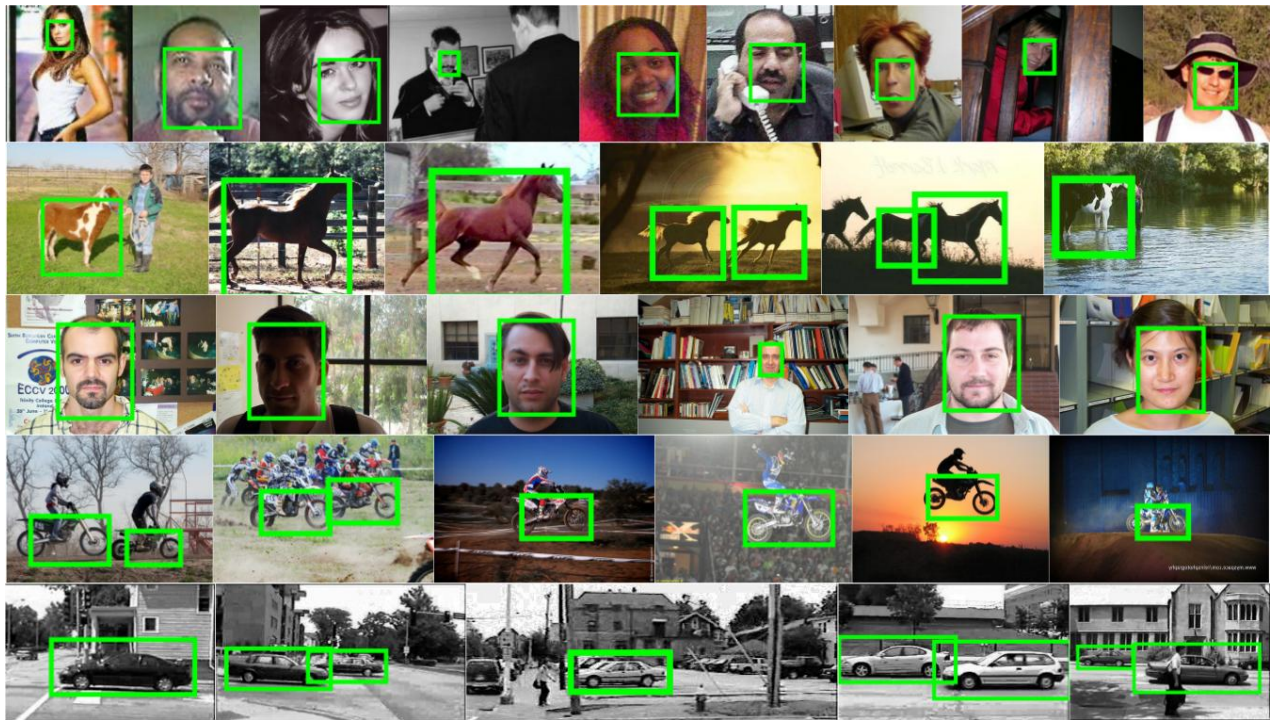


Рисунок 1.1 – Приклад розпізнавання графічних образів

Адаптація - це процес зміни параметрів і структури системи, а можливо - і керуючих впливів, на основі поточної інформації з метою досягнення певного стану системи при початковій невизначеності і мінливих умовах роботи.

Навчання - це процес, в результаті якого система поступово набуває здатності відповідати потрібними реакціями на певні сукупності зовнішніх впливів, а адаптація - це підстроювання параметрів і структури системи з метою досягнення необхідної якості управління в умовах безперервних змін

зовнішніх умов. Навчанням зазвичай називають процес вироблення в деякій системі тієї чи іншої реакції на групи зовнішніх ідентичних сигналів шляхом багаторазового впливу на систему зовнішньої коректування. Таку зовнішню коригування в навчанні прийнято називати "заохоченнями" і "покараннями". Механізм генерації цієї коригування практично повністю визначає алгоритм навчання. Самонавчання відрізняється від навчання тим, що тут додаткова інформація про вірність реакції системі не повідомляється.

1.2 Огляд існуючих методів

Методи розпізнавання графічних образів можна розділити на три групи: попередня фільтрація і підготовка зображення, логічна обробка результатів фільтрації, алгоритми прийняття рішень на основі логічної обробки. Межі між групами умовні. Для вирішення завдання далеко не завжди потрібно застосовувати методи з усіх груп, буває достатньо двох, а іноді навіть одного.

Фільтрація. До цієї групи відносяться методи, які дозволяють виділити на зображеннях області, без їх аналізу. Велика частина цих методів застосовує єдине перетворення на всі точки зображення. На рівні фільтрації аналіз зображення не проводиться, але точки, які проходять фільтрацію, можна розглядати як області з особливими характеристиками.

Саме простіше перетворення - це бінаризація зображення по порогу. Для RGB зображення і зображення в градаціях сірого порогом є значення кольору. Зустрічаються ідеальні завдання, в яких такого перетворення досить. Припустимо, потрібно автоматично виділити предмети на білому аркуші паперу: вибір порога, за яким відбувається бінаризація, багато в чому визначає процес самої бінаризації. В даному випадку, зображення було бінаризованим за середнім кольором. Зазвичай бінаризація здійснюється за допомогою алгоритму, який адаптивно вибирає поріг.

Бінаризація може дати дуже цікаві результати при роботі з гістограмами, в тому числі в ситуації, якщо ми розглядаємо зображення не в RGB, а в HSV. Наприклад, сегментувати кольори. На цьому принципі можна побудувати як детектор мітки так і детектор шкіри людини.

Класична фільтрація: Фур'є, ФНЧ, ФВЧ. Класичні методи фільтрації з радіолокації і обробки сигналів можна з успіхом застосовувати в безлічі завдань Pattern Recognition. Традиційним методом в радіолокації, який майже не використовується в зображеннях в чистому вигляді, є перетворення Фур'є (конкретніше - БПФ). Одне з небагатьох винятків, при яких використовується одновимірне перетворення Фур'є, - компресія зображень. Для аналізу зображень одновимірного перетворення зазвичай не вистачає, потрібно використовувати куди більш ресурсоємних двовимірне перетворення.

$$G_{uvw} = \frac{1}{NM} \sum_{n=1}^{N-1} \sum_{m=1}^{M-1} x_{mne-2\pi j}$$

Мало хто його насправді розраховує, зазвичай, куди швидше і простіше використовувати згортку області з уже готовим фільтром, заточеним на високі (ФВЧ) або низькі (ФНЧ) частоти. Такий метод, звичайно, не дозволяє зробити аналіз спектра, але в конкретному завданні відеоспостереження зазвичай потрібен не аналіз, а результат.

Найпростіші приклади фільтрів, що реалізують підкреслення низьких частот (фільтр Калмана (рис. 1.2)) і високих частот (Фільтр Габора).

Для кожної точки зображення вибирається вікно і перемножується з фільтром того ж розміру. Результатом такої згортки є нове значення точки. При реалізації ФНЧ і ФВЧ виходять зображення такого типу:

Але що якщо використовувати для згортки з сигналом якусь довільну характеристическую функцію? Тоді це буде називатися "Вейвлет-перетворення". Це визначення вейвлетов не є коректним, але традиційно склалося, що в багатьох командах вейвлет-аналізом називається пошук довільного патерну на зображенні за допомогою згортки з моделлю цього

патерну. Існує набір класичних функцій, використовуваних в вейвлет-аналізі. До них відносяться вейвлет Хаара, вейвлет Морлі, вейвлет мексиканський капелюх, і.т.д.

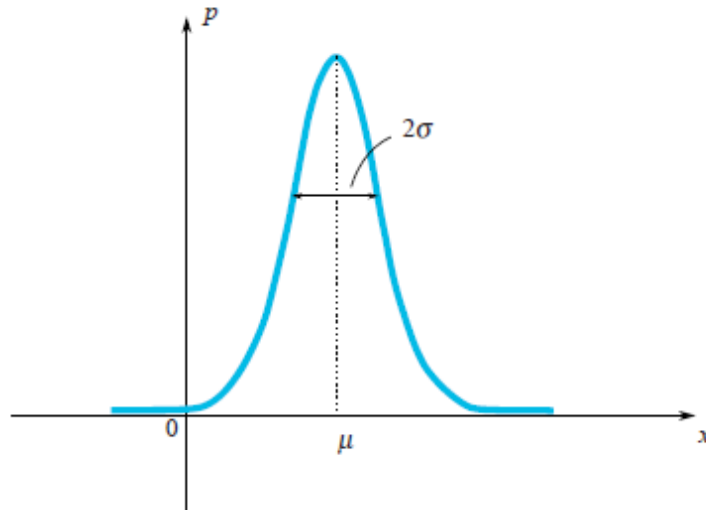


Рисунок 1.2 – Фільтр Калмана

Вище наведено 4 приклади класичних вейвлетів. 3х-мірний вейвлет Хаара, 2х-мірні вейвлет Мейєра, вейвлет Мексиканська Капелюх, вейвлет Добеши. Хорошим прикладом використання розширеної трактування вейвлетів є завдання пошуку відблиску в оці, для якої вейвлетом є сам відблиск. Класичні вейвлети зазвичай використовуються для стиснення зображень, або для їх класифікації (буде описано нижче).

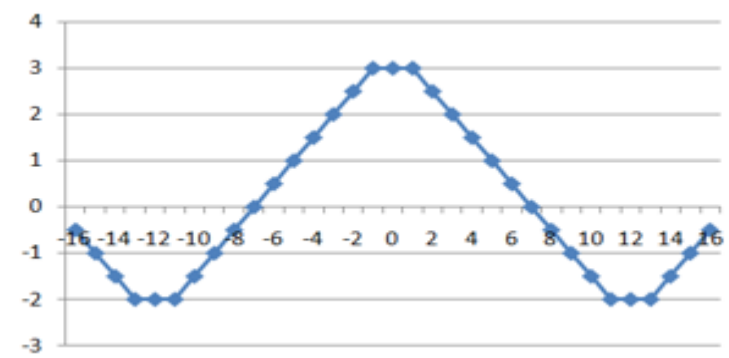


Рисунок 1.3 – Фільтр Гарбора

Після такої вільного трактування вейвлетів з мого боку варто згадати власне кореляцію, що лежить в їх основі. При фільтрації зображень це

незамінний інструмент. Класичне застосування - кореляція відеопотоку для знаходження зрушень або оптичних потоків. Найпростіший детектор зсуву - теж в якомусь сенсі різницевий коррелятор. Там де зображення не корелюють - був рух.

Цікавим класом фільтрів є фільтрація функцій. Це чисто математичні фільтри, які дозволяють виявити просту математичну функцію на зображенні (пряму, параболу, коло). Будується зображення, в якому для кожної точки вихідного зображення промальовується безліч функцій, які її породжують. Найбільш класичним перетворенням є перетворення Хафа для прямих (рис. 1.4). У цьому перетворенні для кожної точки (x; y) отрисовується безліч точок (a; b) прямих $y = ax + b$, для яких вірно рівність.

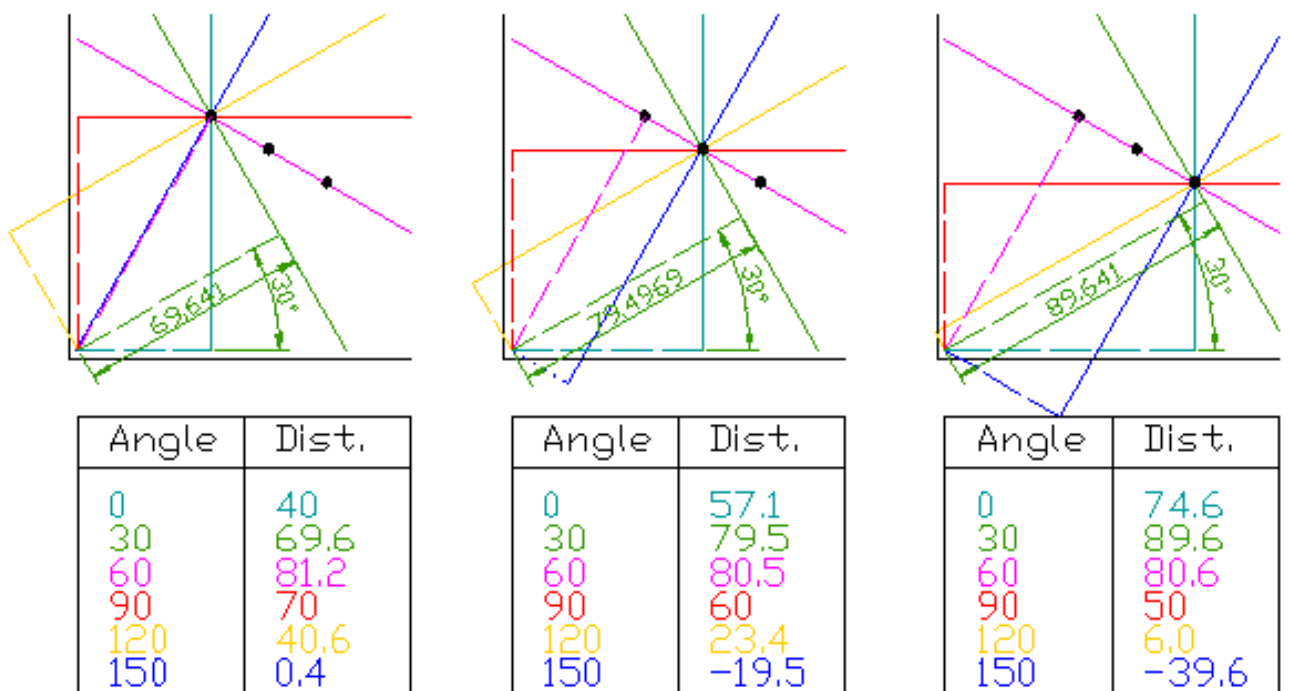


Рисунок 1.4 – Перетворення Хафа для прямих

Перетворення Хафа дозволяє знаходити будь-які параметризовані функції. Наприклад окружності. Є модифіковане перетворення, яке дозволяє шукати будь-які фігури. Це перетворення страшенно люблять математики. Але ось при обробці зображень, воно, на жаль, працює далеко не завжди. Дуже повільна швидкість роботи, дуже висока чутливість до якості бінаризації. Навіть в ідеальних ситуаціях я вважав за краще обходитися іншими методами.

Аналогом перетворення Хафа для прямих є перетворення Радону. Воно обчислюється через БПФ, що дає виграш продуктивності в ситуації, коли точок дуже багато. До того ж його можна використовувати до не бінаризованими зображенню.

Окремий клас фільтрів - фільтрація кордонів і контурів. Контури дуже корисні, коли ми хочемо перейти від роботи з зображенням до роботи з об'єктами на цьому зображенні. Коли об'єкт досить складний, але добре виділяється, то часто єдиним способом роботи з ним є виділення його контурів. Існує цілий ряд алгоритмів, які вирішують задачу фільтрації контурів:

Найчастіше використовується саме Кенні, який добре працює і реалізація якого є в OpenCV (Собель там теж є, але він гірше шукає контури).

Логічна обробка результатів фільтрації. Фільтрація дає набір придатних для обробки даних. Але найчастіше можна просто взяти і використовувати ці дані без їх обробки. У цьому розділі буде кілька класичних методів, що дозволяють перейти від зображення до властивостей об'єктів, або до самих об'єктів.

Переходом від фільтрації до логіки, є методи математичної морфології. По суті, це найпростіші операції нарощування і ерозії бінарних зображень. Ці методи дозволяють прибрати шуми з бінарного зображення, збільшивши або зменшивши наявні елементи. На базі математичної морфології існують алгоритми оконтурювання, але зазвичай користуються якимись гібридними алгоритмами або алгоритмами в зв'язці.

У підозділі про фільтрації вже згадувалися алгоритми отримання кордонів. Отримані кордону досить просто перетворюються в контури. Для алгоритму Кенні це відбувається автоматично, для інших алгоритмів потрібна додаткова бінаризація.

Контур є унікальною характеристикою об'єкта. Часто це дозволяє ідентифікувати об'єкт по контуру. Існує потужний математичний апарат, що дозволяє це зробити. Апарат називається контурним аналізом.

Особливі точки це унікальні характеристики об'єкта, які дозволяють зіставляти об'єкт сам з собою або зі схожими класами об'єктів. Існує кілька десятків способів дозволяють виділити такі точки. Деякі способи виділяють особливі точки в сусідніх кадрах, деякі через великий проміжок часу і при зміні освітлення, деякі дозволяють знайти особливі точки, які залишаються такими навіть при поворотах об'єкта. Почнемо з методів, що дозволяють знайти особливі точки, що не такі стабільні, зате швидко розраховуються, а потім підемо по зростанню складності:

Перший клас. Особливі точки, які є стабільними протягом секунд. Такі точки служать для того, щоб вести об'єкт між сусідніми кадрами відео, або для відомості зображення з сусідніх камер. До таких точок можна віднести локальні максимуми зображення, кути на зображенні (рис. 1.5), точки в яких досягається максимуми дисперсії, певні градієнти і т.д.

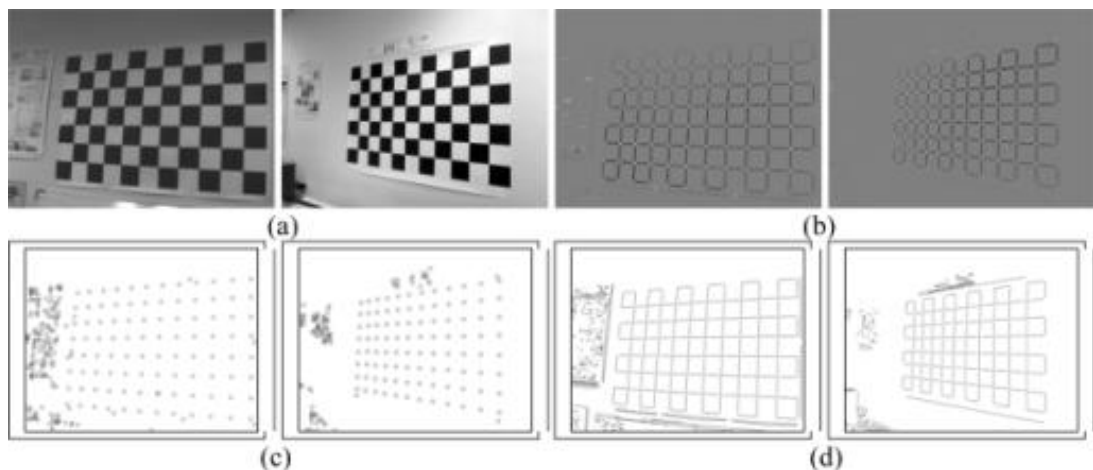


Рисунок 1.5 – Розпізнавання кутів на зображеннях

Другий клас. Особливі точки, які є стабільними при зміні освітлення і невеликих рухах об'єкта. Такі точки служать в першу чергу для навчання і подальшої класифікації типів об'єктів. Наприклад, класифікатор пішохода або класифікатор особи - це продукт системи, побудованої саме на таких точках. Деякі з раніше згаданих вейвлетов можуть є базою для таких точок. Наприклад, примітиви Хаара, пошук відблисків, пошук інших специфічних функцій. До

таких точок відносяться точки, знайдені методом гістограм спрямованих градієнтів (рис 1.6).

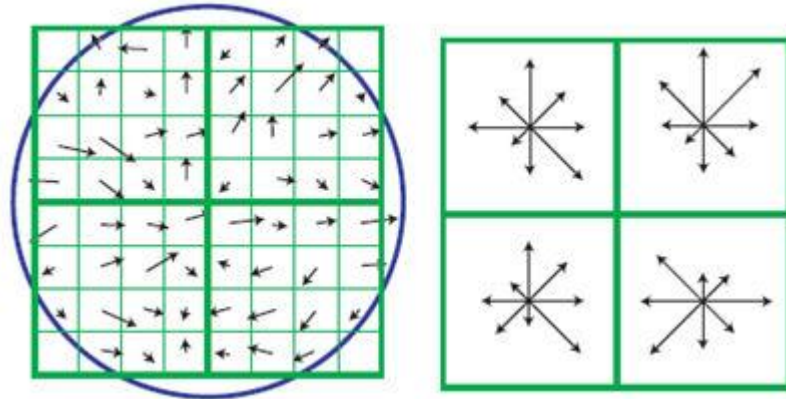


Рисунок 1.6 – Гістограм спрямованих градієнтів

Третій клас. Стабільні точки. Мені відомо лише про два методи, які дають повну стабільність і про їх модифікації. Це SURF і SIFT. Вони дозволяють знаходити особливі точки навіть при повороті зображення. Розрахунок таких точок здійснюється довше в порівнянні з іншими методами, але досить обмежений час. На жаль ці методи запатентовані.

Навчання. Третя частина буде присвячена методам, які не працюють безпосередньо з зображенням, але які дозволяють приймати рішення. В основному це різні методи машинного навчання і прийняття рішень. Нещодавно Яндекс виклав на Хабре курс з цієї тематики, там дуже хороша підбірка. Ось тут воно є в текстовій версії. Для серйозного заняття тематикою настійно рекомендую подивитися саме їх. Тут я спробую окреслити кілька основних методів використовуваних саме в розпізнаванні образів. Є тестова вибірка, на якій є кілька класів об'єктів. Нехай це буде наявність / відсутність людини на фотографії. Для кожного зображення є набір ознак, які були виділені яким-небудь ознакою, будь то Хара, HOG, SURF або який-небудь вейвлет. Алгоритм навчання повинен побудувати таку модель, за якою він зможе проаналізувати нове зображення і прийняти рішення, який з об'єктів є на зображенні.

Як це робиться? Кожне з тестових зображень - це точка в просторі ознак. Її координати це вага кожного з ознак на зображенні. Нехай нашими ознаками будуть: «Наявність очей», «Наявність носа», «Наявність двох рук», «Наявність вух», і.т.д ... Всі ці ознаки ми виділимо існуючими у нас детекторами, які навчені на частини тіла, схожі на людські. Для людини в такому просторі буде коректною точка [1; 1; 1; 1; ...]. Для мавпи точка [1; 0; 1; 0 ...] для коня [1; 0; 0; 0 ...]. Класифікатор навчається за вибіркою прикладів. Але не на всіх фотографіях виділилися руки, на інших немає очей, а на третій у мавпи через помилку класифікатора з'явився людський ніс. Той, якого навчають класифікатор людини автоматично розбиває простір ознак таким чином, щоб сказати: якщо перша ознака лежить в діапазоні $0.5 < x < 1$, другий $0.7 < y < 1$, і.т.д., тоді це людина.

По суті мета класифікатора - відрисувати в просторі ознак області, характеристичні для об'єктів класифікації. Ось так буде виглядати послідовне наближення до відповіді для одного з класифікаторів (AdaBoost) в двовимірному просторі:

Існує дуже багато класифікаторів. Кожен з них краще працює в якійсь своїй завданню. Завдання підбору класифікатора до конкретного завдання це багато в чому мистецтво. Ось тут трошки красивих картинок на тему.

1.3 Штучні нейронні мережі, як інструмент для вирішення задачі

Дослідження штучних нейронних мереж пов'язано з тим, що вони дозволяють наблизитися до можливостей обробки інформації людським мозком, який являє собою надзвичайно складний, нелінійний, паралельний комп'ютер (систему обробки інформації). Мозок має здатність організовувати свої структурні компоненти, так звані нейрони, так, щоб вони могли виконувати конкретні задачі (такі як розпізнавання образів, обробку сигналів органів почуттів, моторні функції) в багато разів швидше, ніж можуть дозволити найшвидкодійні сучасні комп'ютери.

На сьогоднішній день існує багато прикладів використання штучних нейронних мереж для прогнозів, класифікації, оптимізації, розпізнавання образів та багато інших.

Нейронні мережі – обчислювальні структури, які моделюють прості біологічні процеси, що асоціюються з процесами людського мозку. Вони представляють собою системи, здатні до навчання шляхом аналізу позитивних і негативних впливів. Елементарним перетворювачем в даних мережах є штучний нейрон або просто нейрон, названий так за аналогією з біологічним прототипом.

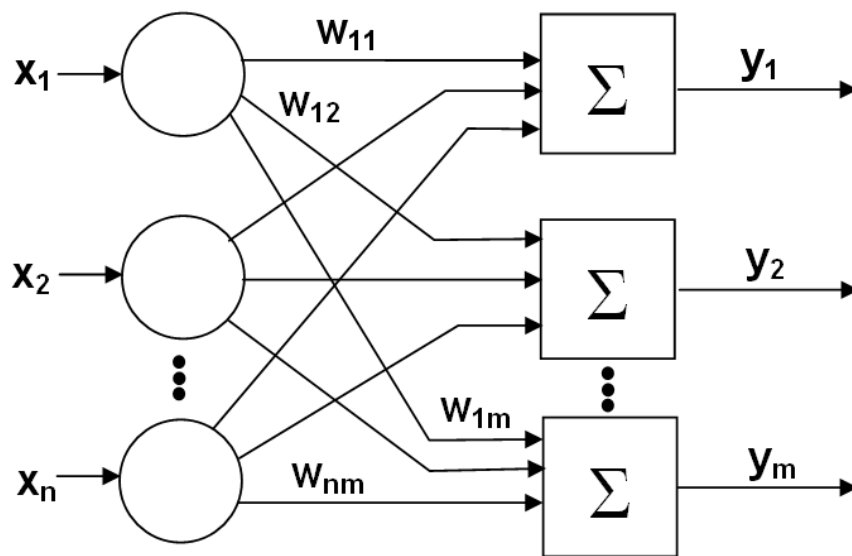


Рисунок 1.7 – Одношарова нейронна мережа

Прототипом для створення нейрона став біологічний нейрон головного мозку. Біологічний нейрон має тіло, сукупність відростків – дендритів, за якими в нейрон надходять вхідні сигнали, і аксонів, що передають вихідні сигнали нейронів іншим клітинам. Точка з'єднання дендрита і аксона називається синапсом. Спрощено функціонування нейрона можна представити наступним чином:

1. Нейрон отримує від дендритів набір (вектор) вхідних сигналів.
2. У тілі нейрона оцінюється сумарне значення вхідних сигналів. Однак входи нейрона нерівнозначні. Кожен вхід характеризується деяким ваговим коефіцієнтом, що визначає важливість інформації переданої ним. Таким чином,

нейрон не просто підсумовує значення вхідних сигналів, а обчислює скалярний добуток вектора вхідних сигналів і вектора вагових коефіцієнтів.

3. Нейрон формує вихідний сигнал, інтенсивність якого залежить від значення обчисленого скалярного перемноження. Якщо воно не перевищує деякого заданого порогу, то вихідний сигнал не формується зовсім – нейрон «не спрацьовує».

4. Вихідний сигнал надходить на аксон і передається дендриту інших нейронів.

Найважливішою властивістю нейронних мереж є їх здатність навчатися на основі даних навколишнього середовища і в результаті навчання підвищувати свою продуктивність. Підвищення продуктивності відбувається з часом у відповідності з певними правилами. Навчання нейронної мережі відбувається за допомогою інтерактивного процесу корегування синаптичних ваг і порогів. В ідеальному випадку нейронна мережа отримує знання про навколишнє середовище на кожній ітерації процесу навчання.

З поняттям навчання асоціюється досить багато видів діяльності, тому складно дати цьому процесу однозначне визначення. Більше того, процес навчання залежить від точки зору на нього. Саме це робить практично неможливим появу будь-якого точного визначення цього поняття. Наприклад, процес навчання з точки зору психолога в корені відрізняється від навчання з точки зору шкільного вчителя. З позицій нейронної мережі, ймовірно, можна використовувати наступне визначення: Навчання – це процес, у якому вільні параметри нейронної мережі настроюються за допомогою моделювання середовища, у яке ця мережа вбудована.

Тип навчання визначається способом підстроювання цих параметрів. Це визначення процесу навчання нейронної мережі передбачає наступну послідовність подій:

1. У нейронну мережу надходять стимули із зовнішнього середовища.
2. У результаті реалізації першого пункту змінюються вільні параметри нейронної мережі.

3. Після зміни внутрішньої структури нейронна мережа відповідає на штрафи вже іншим чином.

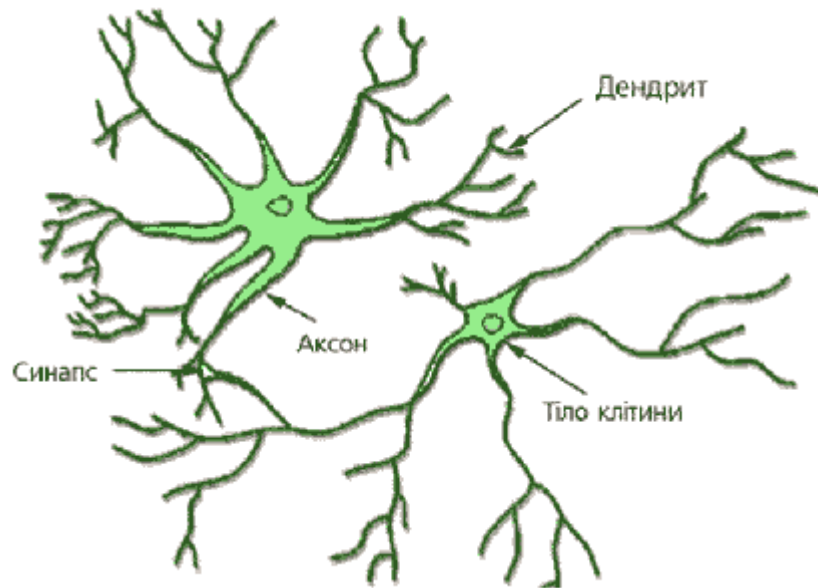


Рисунок 1.8 – Біологічний нейрон

Вищевказаний список чітких правил вирішення проблеми навчання нейронної мережі називається алгоритмом навчання. Не існує універсального алгоритму навчання, відповідного для всіх архітектур нейронних мереж. Існує лише набір засобів, представлений безліччю алгоритмів навчання, кожен з яких має свої переваги. Алгоритми навчання відрізняються один від одного способом налаштування синаптичних ваг нейронів. Ще однією відмінною характеристикою є спосіб зв'язку навченою нейронної мережі із зовнішнім світом. У цьому контексті говорять про парадигму навчання, пов'язану з моделлю навколишнього середовища, в якій функціонує дана нейронна мережа. Існують три способу навчання: з вчителем; без вчителя; змішана.

Навчання нейронної мережі з учителем припускає, що для кожного вхідного вектора з навчальної множини існує необхідне значення вихідного вектора, такзваного цільовим. Ці вектора утворюють навчальну пару. Ваги мережі змінюють до тих пір, поки для кожного вхідного вектора не буде отриманий прийнятний рівень відхилення вихідного вектора від цільового. Нейронна мережа має у своєму розпорядженні правильними відповідями (виходами мережі) на кожен вхідний приклад. Ваги налаштовуються так, щоб

мережа виробляла відповіді, як можна більш близькі до відомих правильних відповідей. Посилений варіант навчання з учителем припускає, що відома тільки критична оцінка правильності виходу нейронної мережі, але не самі правильні значення виходу.

Навчання нейронної мережі без вчителя є набагато більш правдоподібною моделлю навчання з точки зору біологічних коренів штучних нейронних мереж. Навчальна множина складається лише з вхідних векторів. Алгоритм навчання нейронної мережі підлаштовує ваги мережі так, щоб виходили узгоджені вихідні вектори, тобто щоб пред'явлення досить близьких вхідних векторів давало однакові виходи. Навчання без вчителя не вимагає знання правильних відповідей на кожний приклад навчальної вибірки. У цьому випадку розкривається внутрішня структура даних, або кореляції між зразками в системі даних, що дозволяє розподілити зразки за категоріями. При змішаному навчанні частина ваг визначається за допомогою навчання з учителем, у той час як інша виходить за допомогою самонавчання.

Класифікація образів. Завдання полягає у вказівці приналежності вхідного образу (наприклад, мовного сигналу чи рукописного символу), представленого вектором ознак, одному або декільком попередньо визначеним класам. Наприклад розпізнавання букв, розпізнавання мови, класифікація сигналу електрокардіограми, класифікація клітин крові.

Кластеризація (категоризація). При вирішенні задачі кластеризації, яка відома також як класифікація образів «без вчителя», відсутня навчальна вибірка з мітками класів. Алгоритм кластеризації заснований на подібності образів і розміщує близькі образи в один кластер. Відомі випадки застосування кластеризації для стиснення даних і дослідження властивостей даних.

Апроксимація функцій. Припустимо, що є навчальна вибірка (пари даних вхід-вихід), яка генерується невідомою функцією $F(x)$, спотвореної шумом. Завдання апроксимації полягає в знаходженні оцінки невідомої функції $F(x)$. Апроксимація функцій необхідна при рішенні численних інженерних і наукових задач моделювання.

Прогнозування. Завдання полягає в передбаченні деякого значення у деякий майбутній момент часу. Передбачення мають значний вплив на прийняття рішень у бізнесі, науці і техніці. Передбачення цін на фондовій біржі і прогноз погоди є типовими програмами прогнозування.

Оптимізація. Численні проблеми в математиці, статистиці, техніці, науці, медицині та економіці можуть розглядатися як проблеми оптимізації. Завданням алгоритму оптимізації є знаходження такого рішення, яке задовольнить обмеженням системи і максимізує чи мінімізує цільову функцію. Задача комівояжера є класичним прикладом задачі оптимізації.

Пам'ять, що адресується за змістом. У моделі обчислень фон Неймана звертання до пам'яті доступно тільки за допомогою адресу, який не залежить від утримання пам'яті. Більш того, якщо допущена помилка в обчисленні адреси, то може бути знайдена зовсім інша інформація. Асоціативна пам'ять, чи пам'ять, що адресується за змістом, доступна за вказівкою заданого змісту. Зміст пам'яті може бути викликаний навіть по частковому входу. Асоціативна пам'ять надзвичайно ефективна при створенні мультимедійних інформаційних баз даних.

Програмні продукти на базі нейронних мереж використовують для контролю якості води та можуть знаходити пластикові бомби в багажі авіапасажирів. Фахівці інвестиційного банку за допомогою програмного нейропакета роблять короткострокові прогнози коливань курсів валют.

Адаптація до змін навколишнього середовища. Нейронні мережі мають здатність адаптуватися до змін навколишнього середовища. Зокрема, нейронні мережі, навчені діяти в певному середовищі, можуть бути легко перевчені для роботи в умовах незначних коливань параметрів середовища. Більш того, для роботи в нестационарній середовищі (де статистика змінюється з плином часу, наприклад як котирування акцій на біржі) можуть бути створені нейронні мережі, вони перенавчаються в реальному часі. Чим вище адаптивні здатності системи, тим більш стійкою буде її робота в нестационарній середовищі. При цьому слід зауважити, що адаптивність не завжди веде до стійкості; іноді вона

призводить до зовсім протилежного результату. Наприклад, адаптивна система з параметрами, що швидко змінюються в часі, може також швидко реагувати і на сторонні порушення, що викличе втрату продуктивності. Для того, щоб використовувати всі переваги адаптивності, основні параметри системи повинні бути досить стабільними, щоб можна було не враховувати зовнішні перешкоди, і досить гнучкими, щоб забезпечити реакцію на істотні зміни середовища.

Висока швидкість проведення обчислювань. Нейронні мережі мають потенційну надвисоку швидкість за рахунок використання масового паралелізму обробки інформації.

Нейронні мережі потенційно відмовостійкі при апаратній реалізації. Це означає, що за несприятливих умов їх продуктивність падає незначно. Наприклад, якщо пошкоджений якийсь нейрон або його зв'язки, вилучення запам'ятовані інформації ускладнюється. Проте, враховуючи розподілений характер зберігання інформації в нейронній мережі, можна стверджувати, що тільки серйозні пошкодження структури нейронної мережі суттєво вплинуть на її працездатність. Тому нейронні мережі чудово підходять для розпізнавання образів на зображеннях.

2 ПРОБЛЕМА КЛАСИФІКАЦІЇ ГРАФІЧНИХ ОБРАЗІВ

2.1 Рецепторна структура сприйняття інформації

Для того, щоб людина свідомо сприйняв інформацію, вона повинна пройти досить тривалий цикл попередньої обробки. Спочатку світло потрапляє в око. Пройшовши через всю оптичну систему фотони, в решті-решт, потрапляють на сітківку - шар світлочутливих клітин - паличок і колбочок.

Вже тут - ще дуже далеко від головного мозку, відбувається перший етап обробки інформації, оскільки, наприклад, у ссавців, відразу за світлочутливими клітинами знаходиться зазвичай два шари нервових клітин, які виконують порівняно нескладну обробку.

Тепер інформація надходить по зоровому нерву в головний мозок людини, в так звані "зорові горби", на які проектується зорова інформація то, що ми бачимо. Далі зорова інформація надходить до відділів мозку, які вже виділяють з неї окремі складові - горизонтальні, вертикальні, діагональні лінії, контури, області світлого, темного, кольорового. Поступово образи стають все більш складними і розмитими, але графічний образ картини пройде ще довгий шлях, перш ніж досягне рівня свідомості.

До проблеми розпізнавання образів можна підходити, відштовхуючись від аналогії з біологічними процесами. У деяких умовах здатності тварин до розпізнавання образів перевищують здатності будь-якої машини, яку тільки можна побудувати.

При класифікації, заснованої на безпосередньому сенсорному досвіді, тобто при розпізнаванні осіб або вимовлених слів, люди легко перевершують технічні пристрої. В "несенсорним ситуаціях" дії людей не настільки ефективні. Наприклад, люди не можуть змагатися з програмами класифікації образів, якщо правильний спосіб класифікації включає логічні комбінації абстрактних властивостей, таких, як колір, розмір і форма. Оскільки розпізнавання образів має бути функцією нейронів тваринного, можна шукати ключ до біологічного розпізнавання образів у властивостях самого нейрона. Для багатьох цілей

нейрон можна розглядати як граничний елемент. Це означає, що він або дає на виході деяку постійну величину, якщо сума його входів досягає певного значення, або ж залишається пасивним. Мак-Каллок і Пітте довели, що будь-яку обчислювану функцію можна реалізувати за допомогою належним чином організованої мережі ідеальних нейронів - порогових елементів, логічні властивості яких з достатньою підставою можна приписати реальному нейрону. Проблема полягає в тому, чи можна знайти розумний принцип реорганізації мережі, що дозволяє випадково об'єднаної спочатку групі ідеальних нейронів самоорганізуватися в "обчислювальний пристрій", здатне вирішувати довільну задачу розпізнавання образів. Такий принцип реорганізації з'явився в теорію навчання, застосовної на рівні окремого нейрона.

Нейрологіческая теорія навчання, висунута канадським психологом Хеббом, була розрахована на використання в якості моделі, призначеної для психології, справила великий вплив на штучний інтелект. Її модифікація застосовувалася при визначенні принципів системи розпізнавання образів, що одержали назву персептрон. Персептрони, описані Розенблатта, можуть існувати і в формі програм, і як спеціально сконструйовані обчислювальні машини.

Образ, клас - класифікаційне угруповання в системі класифікації, яка об'єднує певну групу об'єктів за певною ознакою. Образне сприйняття світу - одна з властивостей живого мозку, що дозволяє розібратися в нескінченному потоці сприймається інформації і зберігати орієнтацію в розрізнених даних про зовнішній світ. Сприймаючи зовнішній світ, ми завжди проводимо класифікацію інформації, т. Е. Розбиваємо їх на групи схожих, але не тотожних явищ. Наприклад, незважаючи на істотну відмінність, до однієї групи належать всі букви "А", написані різними почерками, або все звуки, відповідні одній і тій же ноті, взятої в будь-якій октаві і на будь-якому інструменті. Для складання поняття про групу сприйняття досить ознайомитися з незначною кількістю її представників. Це властивість мозку дозволяє сформулювати таке поняття, як образ.

Образи мають характерним властивістю, що виявляється в тому, що ознайомлення з кінцевим числом явищ з одного і того ж безлічі дає можливість дізнаватися як завгодно велике число його представників. Образи мають характерні об'єктивними властивостями в тому сенсі, що різні люди, які навчаються на різному матеріалі спостережень, здебільшого однаково і незалежно один від одного класифікують одні і ті ж об'єкти. Саме ця об'єктивність образів дозволяє людям усього світу розуміти один одного.

Здатність сприйняття зовнішнього світу в формі образів дозволяє з певною вірогідністю дізнаватися нескінченне число об'єктів на підставі ознайомлення з кінцевим їх числом, а об'єктивний характер основної властивості образів дозволяє моделювати процес їх розпізнавання.

Розпізнавання образів - це завдання ідентифікації об'єкта або визначення яких-небудь його властивостей по його зображенню (оптичне розпізнавання) або аудіозаписи (акустичне розпізнавання). В процесі біологічної еволюції багато тварин за допомогою зорового і слухового апарату вирішили це завдання досить добре. Створення штучних систем з функціями розпізнавання образів залишається складною технічною проблемою.

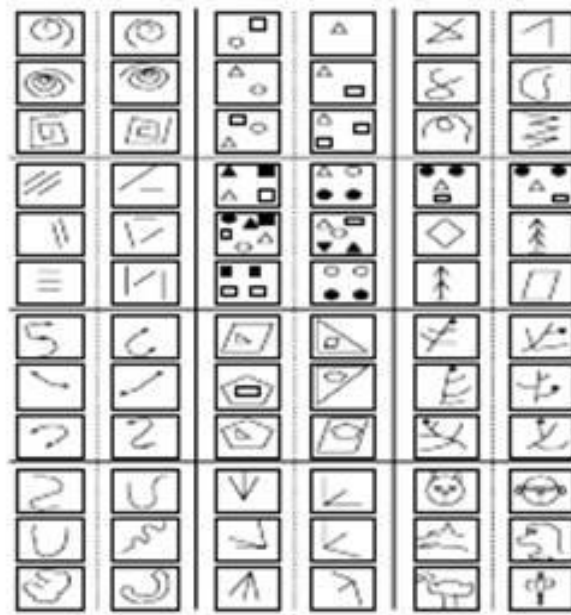


Рисунок 2.1 – Приклад об'єктів навчання

В цілому проблема розпізнавання образів (ПРО) складається з двох частин: навчання та розпізнавання. Навчання здійснюється шляхом показу окремих об'єктів із зазначенням їх приналежності того чи іншого способу. В результаті навчання розпізнає система повинна придбати здатність реагувати однаковими реакціями на всі об'єкти одного образу та іншими реакціями - на всі об'єкти відмітних образів. Дуже важливо, що процес навчання повинен завершитися тільки шляхом показів кінцевого числа об'єктів. Як об'єкти навчання можуть бути або картинки (рис. 2.1), або інші візуальні зображення (літери, цифри) [1]. Важливо, що в процесі навчання вказуються тільки самі об'єкти і їх приналежність образу. За навчанням слід процес розпізнавання нових об'єктів, який характеризує дії вже навченої системи. Автоматизація цих процедур і становить проблему навчання розпізнаванню образів. У тому випадку, коли людина сама розгадує або придумує, а потім нав'язує машині правило класифікації, проблема розпізнавання вирішується частково, так як основну і головну частину проблеми (навчання) людина бере на себе.

Коло завдань, які можуть вирішуватися за допомогою розпізнають систем, надзвичайно широкий. Сюди відносяться не тільки задачі розпізнавання зорових і слухових образів, а й завдання класифікації складних процесів і явищ, що виникають, наприклад, при виборі доцільних дій керівником підприємства або виборі оптимального управління технологічними, економічними, транспортними або військовими завданнями. Перш ніж почати аналіз будь-якого об'єкта, потрібно отримати про нього певну, впорядковану інформацію.

Вибір вихідного опису об'єктів є однією з центральних завдань проблеми розпізнавання образів. При вдалому виборі вихідного опису (простору ознак) завдання розпізнавання може виявитися тривіальною і, навпаки, невдало вибране початкове опис може привести або до дуже складної подальшої переробки інформації, або взагалі до відсутності рішення.

Будь-яке зображення, яке виникає в результаті спостереження будь-якого об'єкта в процесі навчання або іспиту, можна представити у вигляді вектора, а значить і в вигляді точки деякого простору ознак. Якщо стверджується, що при

показі зображень можливо однозначно віднести їх до одного з двох (або декількох) образів, то тим самим стверджується, що в деякому просторі існує дві (або декілька) області, не мають спільних точок, і що зображення - точки з цих областей. Кожній такій області можна приписати найменування, т. Е. Дати назву, яка відповідає образу.

Проінтерпретіруем тепер в термінах геометричної картини процес адаптації розпізнавання образів, обмежившись поки випадком розпізнавання тільки двох образів. Заздалегідь вважається відомим лише тільки те, що потрібно розділити дві області в деякому просторі, і що показуються точки тільки з цих областей. Самі ці області заздалегідь не визначені, т. Е. Немає будь-яких відомостей про розташування їх меж чи правил визначення приналежності точки до тієї чи іншої області.

В ході навчання пред'являються точки, випадково вибрані з цих областей, і повідомляється інформація про те, до якої області належать пред'являються точки. Ніякої додаткової інформації про ці областях, т. п. Про розташування їх меж, в ході навчання не повідомляється. Головна мета навчання полягає або в побудові поверхні, яка розділяла б не тільки показані в процесі навчання точки, але і всі інші точки, що належать цим областям, або в побудові поверхонь, що обмежують ці області так, щоб в кожній з них знаходилися тільки точки одного образу. Головна мета навчання полягає в побудові таких функцій від векторів-зображень, які були б, наприклад, позитивні на всіх точках одного і негативні на всіх точках іншого способу. У зв'язку з тим, що області не мають спільних точок, завжди існує ціла безліч таких поділяють функцій, а в результаті навчання повинна бути побудована одна з них.

Якщо пред'являються зображення належать не двом, а більшій кількості образів, то завдання полягає в побудові по показаним в ході навчання точкам поверхні, що розділяє всі області, які відповідають цим образам, один від одного. Завдання це може бути вирішена, наприклад, шляхом побудови функції, що приймає над точками кожної з областей однакоове значення, а над точками з різних областей значення цієї функції повинно бути по-різному.

На перший погляд здається, що знання всього лише деякої кількості точок з області недостатньо, щоб відокремити всю область. Дійсно, можна вказати незліченна кількість різних областей, які містять ці точки, і як би не була побудована за ним поверхню, що виділяє область, завжди можна вказати іншу область, яка перетинає поверхню і в той же час містить показані точки. Однак відомо, що завдання про наближення функції за інформацією про неї в обмеженій множині точок, істотно більш вузької, ніж всі безліч, на якому функція задана, є звичайною математичною завданням про апроксимації функцій. Рішення таких завдань вимагає введення певних обмежень на класі розглянутих функцій, а вибір цих обмежень залежить від характеру інформації, яку може додати вчитель в процесі навчання. Однією з таких підказок є гіпотеза про компактності образів. Апроксимація розділяє функції буде завданням тим легшою, ніж більш компактні і чим більше рознесені в просторі області, що підлягають поділу. Так, наприклад, в разі, показаному на рис. 2.2а, поділ свідомо більш просто, ніж в разі, показаному на рис. 2.2б. Дійсно, в разі, зображеному на рис 2.2а, області можуть бути розділені площиною, і навіть при великих погрішності у визначенні розділяє функції вона все ж буде продовжувати розділяти області. У разі ж на рис. 2.2б, поділ здійснюється хитромудрої поверхнею, і навіть незначні відхилення в її формі призводять до помилок поділу. Саме це інтуїтивне уявлення про порівняно легко розділимих областях призвело до гіпотези компактності.

Поряд з геометричною інтерпретацією проблеми адаптації розпізнавання образів існує й інший підхід, який названий структурним, або лінгвістичним. Пояснимо лінгвістичний підхід на прикладі розпізнавання зорових зображень. Спочатку виділяється набір вихідних понять - типових фрагментів, що зустрічаються на зображеннях, і характеристик взаємного розташування фрагментів - "зліва", "знизу", "всередині" і т. д. Ці вихідні поняття утворюють словник, що дозволяє будувати різні логічні висловлювання. Завдання полягає в тому, щоб з великої кількості висловлювань, які могли б бути побудовані з

використанням цих понять, відібрати найбільш істотні для даного конкретного випадку.

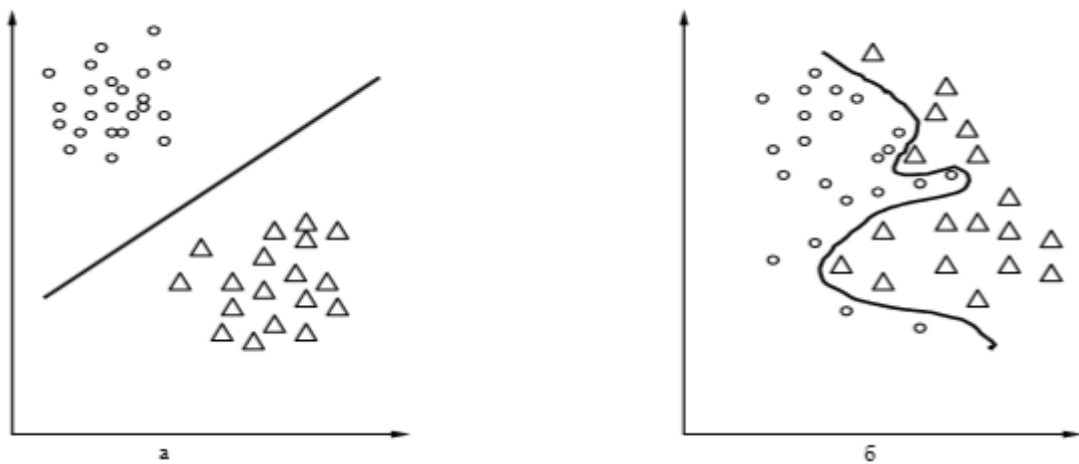


Рисунок 2.2 – Розподіл двох образів у просторі

Далі, переглядаючи кінцеве і по можливості невелике число об'єктів з кожного образу, потрібно побудувати опис цих образів. Побудовані опису повинні бути настільки повними, щоб вирішити питання про те, до якого образу належить даний об'єкт. При реалізації лінгвістичного підходу виникають два завдання: завдання побудови вихідного словника, т.п. Набір типових фрагментів, і завдання побудови правил опису з елементів заданого словника.

В рамках лінгвістичної інтерпретації проводиться аналогія між структурою зображень і синтаксисом мови. Прагнення до цієї аналогії було викликано можливістю, використовувати апарат математичної лінгвістики, т. п. методи за своєю природою є синтаксичними. Використання апарату математичної лінгвістики для опису структури зображень можна застосовувати тільки після того, як проведена сегментація зображень на складові частини, т. п. Вироблені слова для опису типових фрагментів і методи їх пошуку. Після попередньої роботи, що забезпечує виділення слів, виникають власне лінгвістичні завдання, що складаються із завдань автоматичного граматичного розбору описів для розпізнавання зображень. При цьому проявляється самостійна область досліджень, яка вимагає не тільки знання основ

математичної лінгвістики, а й оволодіння прийомами, які розроблені спеціально для лінгвістичної обробки зображень.

Якщо припустити, що в процесі навчання простір ознак формується виходячи із задуманої класифікації, то завдання в просторі ознак саме по собі задає властивість, під дією якої образи в цьому просторі легко розділяються. Гіпотеза компактності говорить: компактним образам відповідають компактні безлічі в просторі ознак. Під компактним безліччю розуміються якісь "згустки" точок в просторі зображень, припускаючи, що між цими згустками існують розділяють їх розрядження. Цю гіпотезу не завжди вдавалося підтвердити експериментально, однак ті завдання, в рамках яких гіпотеза компактності добре виконувалася (рис. 2.2.а), знаходилося просте рішення. І навпаки, ті завдання, для яких гіпотеза не підтверджувалася (рис. 2.2б), або зовсім не вирішувалися, або вирішувалися з великими труднощами. Цей факт змусив, щонайменше, засумніватися в справедливості гіпотези компактності, так як для спростування будь-гіпотези досить одного заперечує її прикладу. Разом з цим, виконання гіпотези всюди там, де вдавалося добре вирішити завдання навчання розпізнаванню образів, зберігало до цієї гіпотези інтерес. Сама гіпотеза компактності перетворилася в ознаку можливості задовільного вирішення завдань розпізнавання.

Навчання - це процес, в результаті якого система поступово набуває здатність відповідати потрібними реакціями на певні сукупності зовнішніх впливів, а адаптація - це підстроювання параметрів і структури системи з метою досягнення необхідної якості управління в умовах безперервних змін зовнішніх умов. Всі картинки, представлені на рис. 2.1, характеризують завдання навчання. У кожній з цих завдань задається кілька прикладів (навчальна послідовність) правильно вирішених завдань. Якби вдалося помітити якусь загальне властивість, яке залежить ні від природи образів, ні від їх зображень, а визначальне лише їх здатність до розделимости, то поряд зі звичайною завданням адаптації розпізнавання з використанням інформації про приналежність кожного об'єкта з навчальної послідовності того чи іншого

образу, можна було б поставити іншу класифікаційну завдання - так звану задачу навчання без учителя. Завдання такого роду на описовому рівні можна сформулювати наступним чином: системі одночасно або послідовно пред'являються об'єкти без будь-яких вказівок про їх належність до образам. Вхідний пристрій системи відображає безліч об'єктів на безліч зображень і, використовуючи деякий закладене в неї заздалегідь властивість розделимости образів, виробляє самостійну класифікацію цих об'єктів. Після такого процесу самонавчання система повинна придбати здатність до розпізнавання не тільки вже знайомих об'єктів (об'єктів з навчальної послідовності), але і тих, які раніше не пред'являлися. Процесом самонавчання деякої системи називається такий процес, в результаті якого ця система без підказки вчителя набуває здатності до вироблення однакових реакцій на зображення об'єктів одного і того ж образу і різних реакцій на зображення різних образів [2]. Роль вчителя при цьому складається лише в підказці системі деякого об'єктивного властивості, однакового для всіх образів і визначає здатність до поділу безлічі об'єктів на образи. Таким об'єктивним властивістю є властивість компактності образів. Взаємне розташування точок в обраному просторі вже містить інформацію про те, як слід розділити безліч точок. Ця інформація і визначає то властивість розделимости образів, що виявляється достатнім для самонавчання системи розпізнаванню образів.

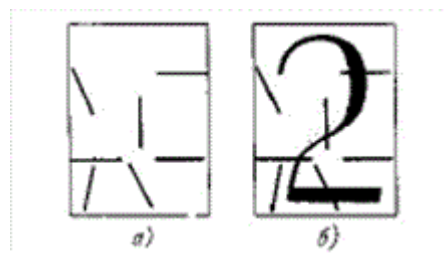


Рисунок 2.3 – Схема розпізнавання цифр

Навчанням зазвичай називають процес вироблення в деякій системі тієї чи іншої реакції на групи зовнішніх ідентичних сигналів шляхом багаторазового впливу на систему зовнішньої коректування. Таку зовнішню коригування в навчанні прийнято називати "заохоченнями" і "покараннями". Механізм

генерації цієї коригування практично повністю визначає алгоритм навчання. Самонавчання відрізняється від навчання тим, що тут додаткова інформація про вірність реакції системі не повідомляється.

Більшість відомих алгоритмів самонавчання здатні виділяти тільки абстрактні образи, т. п. Компактні безлічі в заданих просторах. Різниця між ними полягає, в формалізації поняття компактності. Результат самонавчання характеризує придатність обраного простору для конкретного завдання навчання розпізнаванню. Якщо абстрактні образи, які виділяються в процесі самонавчання, збігаються з реальними, то простір вибрано вдало. Чим сильніше абстрактні образи відрізняються від реальних, тим "незручно" вбрання простір для конкретного завдання.

Адаптація - це процес зміни параметрів і структури системи, а можливо, і керуючих впливів на основі поточної інформації з метою досягнення певного стану системи при початковій невизначеності і мінливих умовах роботи.

Можливий спосіб побудови розпізнають машин, заснований на розрізненні будь-яких ознак підлягають розпізнаванню фігур. В якості ознак можуть бути обрані різні особливості фігур, наприклад, їх геометричні властивості (характеристики складових фігури кривих), топологічні властивості (взаємне розташування елементів фігури) і т.п. Відомі розпізнають машини, в яких розрізнення букв або цифр проводиться, по так званому "методу зондів" (рис. 2.3), тобто за кількістю перетинів контура фігури з кількома особливим чином розташованими прямими.

Якщо проектувати цифри на поле з зондами, то виявиться, що кожна з цифр перетинає цілком певні зонди, причому комбінації перетинаються зондів різні для всіх десяти цифр. Ці комбінації і використовуються в якості ознак, за якими проводиться розрізнення цифр. Такі машини успішно справляються, наприклад, з читанням машинописного тексту, але їх можливості обмежені тим шрифтом (або групою подібних шрифтів), для якого була розроблена система ознак [3]. Робота зі створення набору еталонних фігур або системи ознак повинна проводитися людиною. Якість роботи машини, т. п. Надійність

"впізнання" пропонуваніх фігур визначається якістю цієї попередньої підготовки і без участі людини не може бути підвищено. Описана машина не є навчається машиною.

Для того щоб ввести зображення в машину, потрібно перевести його на машинний мову, тобто закодувати, представити у вигляді деякої комбінації символів, якими може оперувати машина. Кодування плоских фігур можна здійснити самим різним чином. Краще прагнути до найбільш "природному" кодування зображень. Будемо малювати фігури на деякому полі, розбитому вертикальними і горизонтальними прямими на однакові елементи - квадратики. Елементи, на які впало зображення, будемо суцільно зачернять, інші - залишати білими. Домовимося позначати чорні елементи одиницею, білі - нулем. введемо послідовнунумерацію всіх елементів поля, наприклад, в кожному рядку зліва направо і по рядках зверху вниз. Тоді кожна фігура, намальована на такому полі, буде однозначно відображатися кодом, що складається з стількох цифр (одиниць і нулів), скільки елементів містить поле.

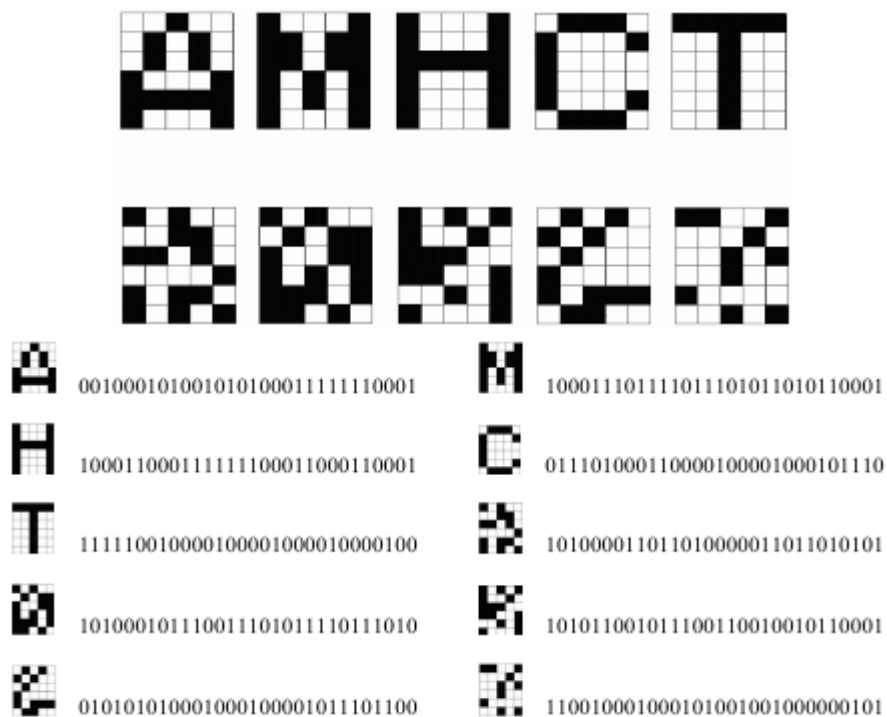


Рисунок 2.4 – Приклади кодування зображень

Таке кодування (рис. 2.4) вважається "природним" тому, що розбиття зображення на елементи лежить в основі роботи нашого зорового апарату. Дійсно, сітківка ока складається з великого числа окремих чутливих елементів (так званих паличок і колбочок), пов'язаних нервовими волокнами із зоровими відділами головного мозку. Чутливі елементи сітківки передають за своїми нервових волокнах у головний мозок сигнали, інтенсивність яких залежить від освітленості даного елемента. Таким чином, зображення, спроектоване оптичною системою ока на сітківку, розбивається паличками і колбочками на окремі ділянки, і за основними елементами в деякому кодї передається в мозок. Окремі елементи поля називаються рецепторами, а саме поле - полем рецепторів.

Сукупність усіх плоских фігур, які можна зобразити на поле рецепторів, складає якесь безліч. Кожна конкретна фігура з цієї сукупності є об'єкт цього безліччя. Будь-якому їх таких об'єктів відповідає певний код. Точно також будь-якого коду відповідає певне зображення на поле рецепторів. Взаємно однозначна відповідність між кодами і зображеннями дозволить оперувати тільки кодами, пам'ятаючи про те, що зображення завжди може бути відтворене за його кодом.

Ємність ІНС - число образів, що пред'являються на входи ІНС для розпізнавання. Для поділу множини вхідних образів, наприклад, за двома класами достатньо всього одного виходу. При цьому кожен логічний рівень - "1" і "0" - буде позначати окремий клас. На двох виходах можна закодувати вже 4 класу і так далі. Для підвищення достовірності класифікації бажано ввести надмірність шляхом виділення кожному класу одного нейрона у вихідному шарі або, що ще краще, декількох, кожен з яких навчається визначати приналежність образу до класу зі своїм ступенем достовірності, наприклад: високого, середнього та низької. Такі ІНС дозволяють проводити класифікацію вхідних образів, об'єднаних в нечіткі (розмиті або пересічні) безлічі. Це властивість наближає подібні ІНС до умов реального життя.

2.2 Алгоритмічні побудови

Алгоритмічна універсальність ЕОМ означає, що на них можна програмно реалізовувати (у вигляді машинної програми) будь-які алгоритми перетворення інформації, будь то обчислювальні алгоритми, алгоритми управління, пошуку доведення теорем, тривимірні графічні або аудіо композиції.

Однак не слід думати, що обчислювальні машини і роботи можуть в принципі вирішувати будь-які завдання [4]. Було суворо доведено існування таких типів завдань, які не можуть бути єдиний і ефективний алгоритм, що вирішує всі завдання даного типу; в цьому сенсі неможливо рішення таких задач і за допомогою обчислювальних машин. Цей факт сприяє кращому розумінню того, що можуть робити машини і чого вони не можуть зробити.

Серед властивостей штучних нейронних мереж основним є їх здатність до навчання, вони навчаються найрізноманітнішими методами. Більшість методів навчання походять від загальних передумов, і має багато ідентичних характеристик. Їх навчання нагадує процес інтелектуального розвитку людської особистості. Можливості навчання штучних нейронних мереж обмежені. Проте, вже отримані переконливі досягнення, такі як "говорить мережу" Сейновскі, і виникає багато інших практичних застосувань [5]. Мережа навчається, щоб для деякого безлічі входів давати необхідне безліч виходів. Кожне таке вхідний (або вихідний) безліч розглядається як вектор. Навчання здійснюється шляхом послідовного пред'явлення вхідних векторів з одночасної підстроюванням ваг відповідно до певної процедури. У процесі навчання ваги мережі поступово стають такими, щоб кожен вхідний вектор виробляв вихідний вектор.

Навчальні алгоритми можуть бути класифіковані як алгоритми навчання з вчителем і без вчителя.

При навчанні з учителем існує вчитель, який пред'являє вхідні образи мережі, порівнює результуючі виходи з необхідними значеннями, а потім

налаштовує ваги мережі таким чином, щоб зменшити відмінності. Навчання з учителем передбачає, що для кожного вхідного вектора існує цільовий вектор, що представляє собою необхідний вихід [6]. Разом вони називаються навчальною парою. Зазвичай мережа навчається на деякому числі таких навчальних пар. Пред'являється вихідний вектор, обчислюється вихід мережі і порівнюється з відповідним цільовим вектором, різниця (помилка) за допомогою зворотного зв'язку подається в мережу, і ваги змінюються відповідно до алгоритму, що прагнуть мінімізувати помилку. Вектори навчальної множини пред'являються послідовно, обчислюються помилки і ваги підлаштовуються для кожного вектора доти, поки помилка по всьому навчальному масиву не досягне прийнятно низького рівня.

Навчання з вчителем критикувалося за свою біологічну неправдоподібність. Важко уявити навчальний механізм в мозку, який би порівнював бажані і дійсні значення виходів, виконуючи корекцію за допомогою зворотного зв'язку. Навчання без вчителя є набагато більш правдоподібною моделлю навчання в біологічній системі. Розвинена Кохоненом і іншими, вона не потребує цільового векторі для виходів і, отже, не вимагає порівняння з зумовленими ідеальними відповідями. Навчальна множина складається лише з вхідних векторів. Навчальний алгоритм підлаштовує ваги мережі так, щоб виходили узгоджені вихідні вектори, т. п. Щоб пред'явлення досить близьких вхідних векторів давало однакові виходи. Процес навчання, отже, виділяє статистичні властивості навчальної множини і групує подібні вектори в класи. Пред'явлення на вхід вектора з даного класу дасть певний вихідний вектор, але до навчання неможливо передбачити, який вихід буде проводитися даним класом вхідних векторів. Отже, виходи подібної мережі повинні трансформуватися в деяку зрозумілу форму, зумовлену процесом навчання.

Процес навчання Штучною Нейронної Мережі (ІНС) нового класу задач включає наступні стадії [7]:

1. Формулюється постановка задачі і виділяється набір ключових параметрів, що характеризують предметну область.

2. Вибирається парадигма нейронної мережі (модель, що включає в себе вид вхідних даних, порогової функції, структури мережі і алгоритмів навчання), найбільш підходяща для вирішення даного класу задач. Як правило, сучасні нейропакет, нейроплата й еволюційний [8] дозволяють реалізувати не одну, а кілька базових парадигм.

3. Готується, можливо, більш широкий набір навчальних прикладів, організованих у вигляді наборів вхідних даних, асоційованих з відомими вихідними значеннями. Вхідні значення для навчання можуть бути неповні і частково суперечливі.

4. Вхідні дані по черзі пред'являються ІНС, а отримане вихідне значення порівнюється з еталоном. Потім проводиться підстроювання вагових коефіцієнтів міжнейронних з'єднань для мінімізації помилки між реальним і бажаним виходом мережі.

5. Навчання повторюється до тих пір, поки сумарна помилка у всій безлічі вхідних значень не досягне прийнятного рівня, або ІНС не прийде в стаціонарний стан. Розглянутий метод навчання нейроподібні мережі носить назву «зворотне поширення помилки» (error backpropagation) і відноситься до числа класичних алгоритмів нейроматематики.

Налагоджена і навчена ІНС може використовуватися на реальних вхідних даних, не тільки підказуючи користувачеві коректне рішення, а й оцінюючи ступінь його достовірності.

Існують різні алгоритми, що дозволяють розпізнавати образи. Алгоритм навчання машини "впізнавання" образів, заснований на методі січних гіперплоскостей (рис. 2.5), полягає в апроксимації розділяє гіперповерхні "шматками" гіперплоскостей і складається з наступних основних етапів:

1. Навчання. Формування розділеної поверхні: проведення січних площин, вирізання зайвих площин, вирізання зайвих шматків площин.

2. Розпізнавання нових об'єктів.

При використанні методу паралельних варіантів одночасно і незалежно один від одного на одному і тому ж матеріалі навчаються кілька машин. При пізнанні нових об'єктів кожна машина буде відносити ці об'єкти до якогось образу, може бути, не до одного і того ж. Остаточне рішення приймається "голосуванням" машин - об'єкт ставиться до того образу, до якого його віднесло більше число машин.

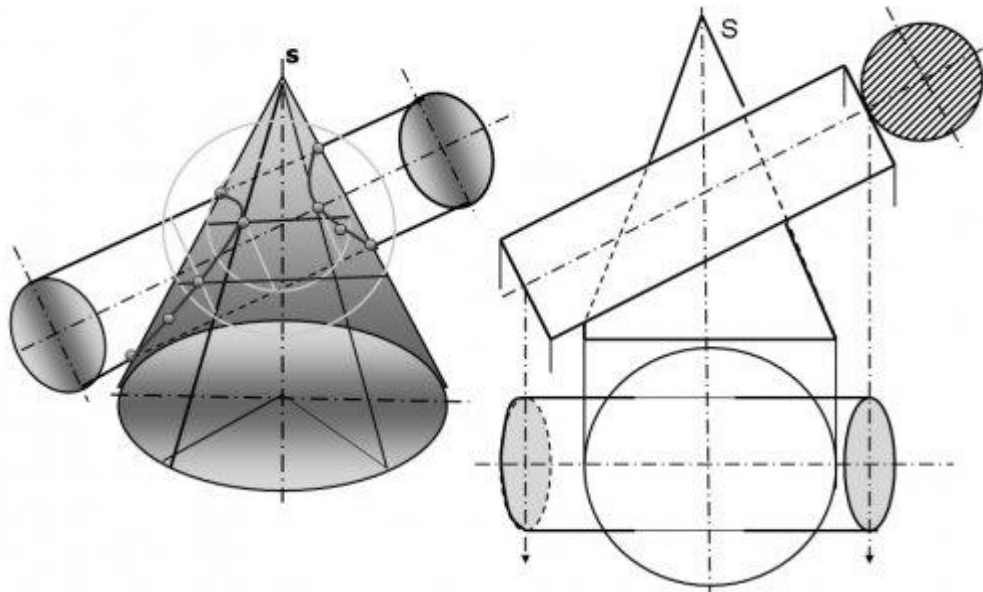


Рисунок 2.5 – Метод січних гіперплощин

Спосіб підвищення надійності розпізнавання полягає в деяке поліпшення методу проведення січних площин. Можна припустити, що якщо проводити січні площини близько до площини, що проходить через середину прямої, що з'єднує об'єкт і опонент, перпендикулярній цій прямій, то результуюча поверхню буде ближче до істинної кордоні між образами. Експерименти підтверджують це припущення.

В алгоритмі, заснованому на методі потенціалів, з кожним збудженим елементом поля рецепторів можна зв'язати деяку функцію, рівну одиниці на цьому елементі і спадну в усіх напрямках від нього, тобто функцію φ , аналогічну електричного потенціалу з тією лише різницею, що в даному випадку R є відстань між двома сусідніми елементами поля рецепторів [9].

$$\varphi(R) = \frac{1}{1 + \alpha R^2}$$

Для підрахунку користуються таким простим правилом: кожен збуджений елемент поля рецепторів має "власний" потенціал, рівний одиниці, і який в свою чергу збільшує на $\frac{1}{2}$ потенціали всіх (в тому числі і порушених) сусідніх з ним елементів по горизонталі, вертикалі і діагоналях. Однак цей метод кодування може бути поліпшений. Якщо пов'язати з кожним збудженим елементом поля рецепторів деяку функцію, рівну одиниці на цьому елементі і спадає в усіх напрямках від нього, тобто функцію, аналогічну потенціалу ϕ , з тією лише різницею, що в даному випадку R є відстань між двома сусідніми елементами поля рецепторів (рис. 2.6). Ця функція, може бути, аппроксимирована ступінчастою функцією, постійної в межах одного рецептора і стрибкоподібно змінюється на кордонах рецепторів.

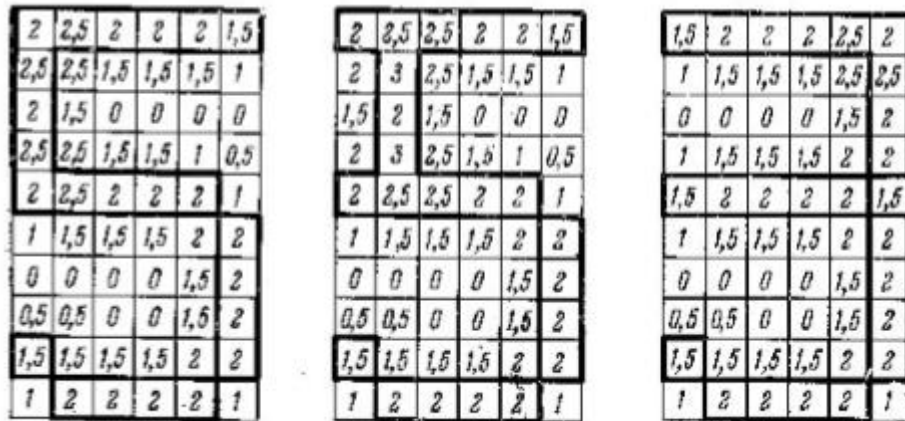


Рисунок 2.6 – Метод потенцілів

Найпростіший алгоритм впізнавання, побудований на методі потенцілів, можна здійснити в два етапи:

1. Навчання (в процесі навчання запам'ятовуються коди всіх з'явилися точок і вказівки, до якого з образів відноситься кожна точки).

2. Впізнавання (в процесі пізнавання проводиться ідентифікація і видається інформація, до якого образу належить закодована матриця).

Незважаючи на деякі обмеження вихідної форми моделі перцептрона Розенблатта, вона стала основою для багатьох сучасних найбільш складних алгоритмів навчання з учителем [10]. Прикладом перцептрона з нерекуррентної мережею може служити вид, показаний на рис. 2.8. Вона

використовує алгоритм навчання з учителем; іншими словами, навчальна вибірка складається з безлічі вхідних векторів, для кожного з яких зазначено свій необхідний вектор мети. Компоненти вхідного вектора представлені безперервним діапазоном значень; компоненти вектора мети є двійковими величинами (0 або 1). Після навчання мережа отримує на вході набір безперервних входів і виробляє необхідний вихід у вигляді вектора з бінарними компонентами [11].

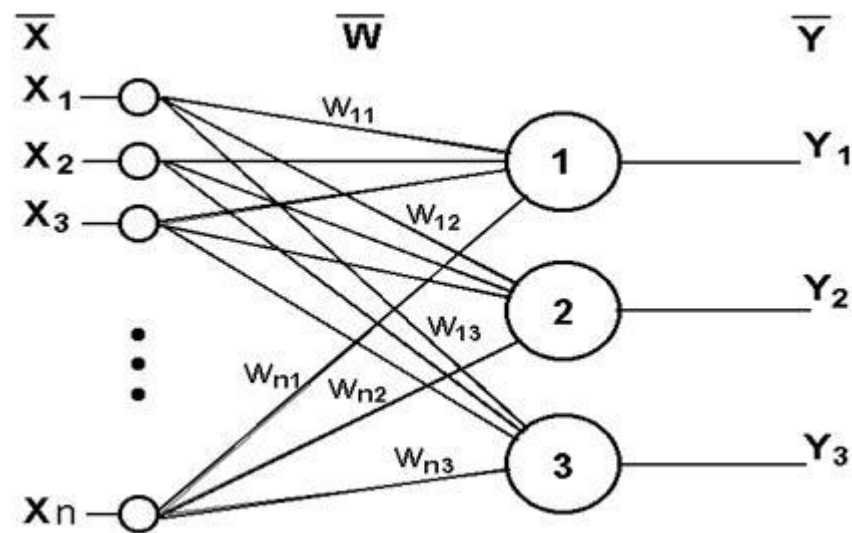


Рисунок 2.7 - Багатошарова нейронна мережа

Навчання здійснюється наступним чином:

1. Рандомізують все ваги мережі в малі величини.
2. На вхід мережі подається вхідний навчальний вектор X і обчислюється сигнал NET від кожного нейрона, використовуючи стандартний вираз.

$$NET_j = \sum_i xw$$

3. Обчислюється значення порогової функції активації для сигналу NET від кожного нейрона таким чином

4. Обчислюється помилка для кожного нейрона за допомогою віднімання отриманого виходу з необхідного виходу:

$$error_j = target_j - OUT_j$$

5. Кожна вага модифікується в такий спосіб:

$$W_{ij}(t + 1) = w_{ij}(t) + \alpha x_j error_j$$

6. Повторюються кроки з другого по п'ятий доти, поки помилка не стане досить малою.

Персептрон Розенблатта обмежується бінарними виходами. Уідроу разом з Хоффом розширили алгоритм навчання персептрона на випадок безперервних виходів, використовуючи сигмоїдальну функцію. Вони розробили математичний доказ того, що мережа при певних умовах буде сходиться до будь-якої функції, яку вона може уявити. Їх перша модель - Адалін має один вихідний нейрон, більш пізня модель - Мадаліною розширює її на випадок з багатьма вихідними нейронами.

Вирази, що описують процес навчання АДАЛІН, дуже схожі з персептрона. Істотні відмінності є в четвертому кроці, де використовуються безперервні сигнали NET замість бінарних OUT. Модифікований крок 4 в цьому випадку реалізується в такий спосіб [12]:

4. Обчислюється помилка для кожного нейрона за допомогою віднімання отриманого виходу з необхідного виходу.

Результати досліджень Кохонена на самоорганізованих структурах, для задач розпізнавання образів класифікують образи, представлені векторними величинами, в яких кожен компонент вектора відповідає елементу образу. Алгоритми Кохонена ґрунтуються на техніці навчання без учителя. Після навчання подача вхідного вектора з даного класу буде приводити до вироблення збуджуючого рівня в кожному вихідному нейроні; нейрон з максимальним порушенням представляє класифікацію. Так як навчання проводиться без вказівки цільового вектора, то немає можливості визначати заздалегідь, який нейрон буде відповідати даному класу вхідних векторів. Проте, це планування легко проводиться шляхом тестування мережі після навчання.

Алгоритм трактує набір з n вхідних ваг нейрона як вектор в n -вимірному просторі. Перед навчанням кожен компонент цього вектора ваг ініціалізується в випадкову величину. Потім кожен вектор нормалізується в вектор довжиною в

один символ в просторі ваг. Це робиться діленням кожного випадкового ваги на квадратний корінь з суми квадратів компонент цього вагового вектора.

Всі вхідні вектора навчального набору також нормалізуються, і мережа навчається згідно з наступним алгоритмом [13]:

1. Вектор X подається на вхід мережі.

2. Визначаються відстані D_j (в n -вимірному просторі) між X і ваговими векторами W_i кожного нейрона. В евклідовому просторі це відстань обчислюється за такою формулою

$$D_j = \sqrt{\sum_i (x - w)^2}$$

3. Нейрон, який має ваговий вектор, найближчий до X , оголошується переможцем. Цей ваговий вектор, званий W_c , стає основним в групі вагових векторів, які лежать в межах відстані D від W_c .

4. Група вагових векторів налаштовується у відповідності з наступним виразом:

$$W_j(t + 1) = W_j(t) + \alpha[X - W]$$

5. Повторюються кроки з 1 по 4 для кожного вхідного вектора.

У процесі навчання нейронної мережі значення D і α поступово зменшуються. Коефіцієнт α на початку навчання промені встановлювати приблизно рівним 1 і зменшувався в процесі навчання до 0, в той час як D може на початку навчання дорівнювати максимальному відстані між ваговими векторами і в кінці навчання стати настільки маленьким, що буде навчатися тільки один нейрон.

Відповідно до існуючої точкою зору, точність класифікації буде поліпшуватися при додатковому навчанні. Згідно з рекомендацією Кохонена, для отримання хорошої статистичної точності кількість навчальних циклів повинно бути, принаймні, в 500 разів більше кількості вихідних нейронів.

Навчальний алгоритм налаштовує вагові вектори в околиці порушеної нейрона таким чином, щоб вони були більш схожими на вхідний вектор. Так як всі вектори нормалізуються в вектори довжиною в один символ, вони можуть

розглядатися як точки на поверхні одиничної гіперсфери. У процесі навчання група сусідніх вагових точок переміщується ближче до точки вхідного вектора.

Передбачається, що вхідні вектори фактично групуються в класи відповідно до їх становищем у векторному просторі [14]. Певний клас буде асоціюватися з певним нейроном, переміщаючи його ваговий вектор в напрямку центру класу і сприяючи його порушення при появі на вході будь-якого вектора даного класу. Після навчання класифікація виконується за допомогою подачі на вхід мережі випробуваного вектора, обчислення збудження для кожного нейрона з подальшим вибором нейрона з найвищим збудженням як індикатора правильної класифікації.

2.3 Персептрон, як модель розпізнавання

Великий поштовх розвитку нейрокібернетики дав нейрофізіолог Френк Розенблат, який запропонував модель розпізнавання образів, яку назвав "Персептрон" (від латинського *percepto* - розумію, пізнаю). При її розробці він виходив з деяких прийнятих уявлень про структуру мозку і зорового апарату. Прагнучи відтворити функції людського мозку, він використовував просту модель біологічного нейрона (рис. 2.8) і систему зв'язків між ними.

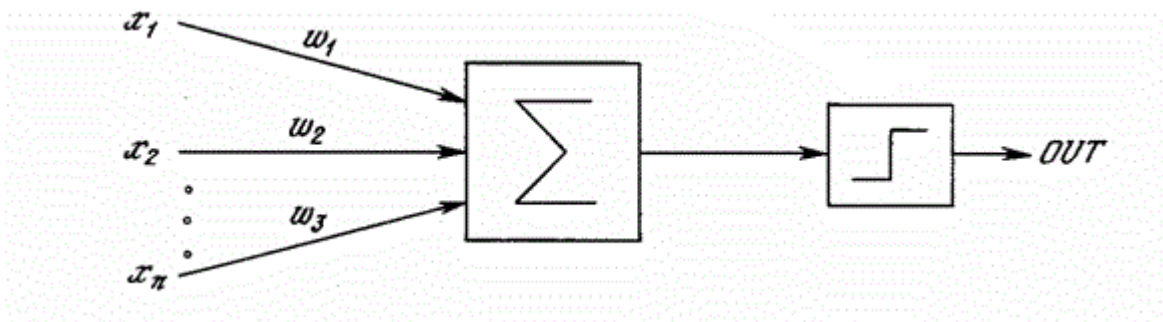


Рисунок 2.8 – Персептронний нейрон

Сприймає пристроєм персептрона служить фотоелектрична модель сітківки - поле рецепторів, що складається з декількох сотень фотосопротивлений (Селементов) (див. Рис. 2.9). Кожен елемент поля

рецепторів може перебувати в двох станах - збудженому або збудженому стані, в залежності від того, падає чи ні на відповідне фотосопротивлення контур проектованої на поле фігури. На виході кожного елемента з'являється сигнал x_i ($i = 1, 2, \dots, n$, де n - число елементів), що дорівнює одиниці, якщо елемент збуджений, і нулю - в іншому випадку. Наступною сходинкою персеプトрона служать, так звані, асоціативні елементи або А-елементи. Кожен А-елемент має декілька входів і один вихід. При підготовці персептона до експерименту до входів А-елемента підключаються виходи рецепторів, причому підключення будь-якого з них можна виготовити зі знаком плюс або зі знаком мінус.

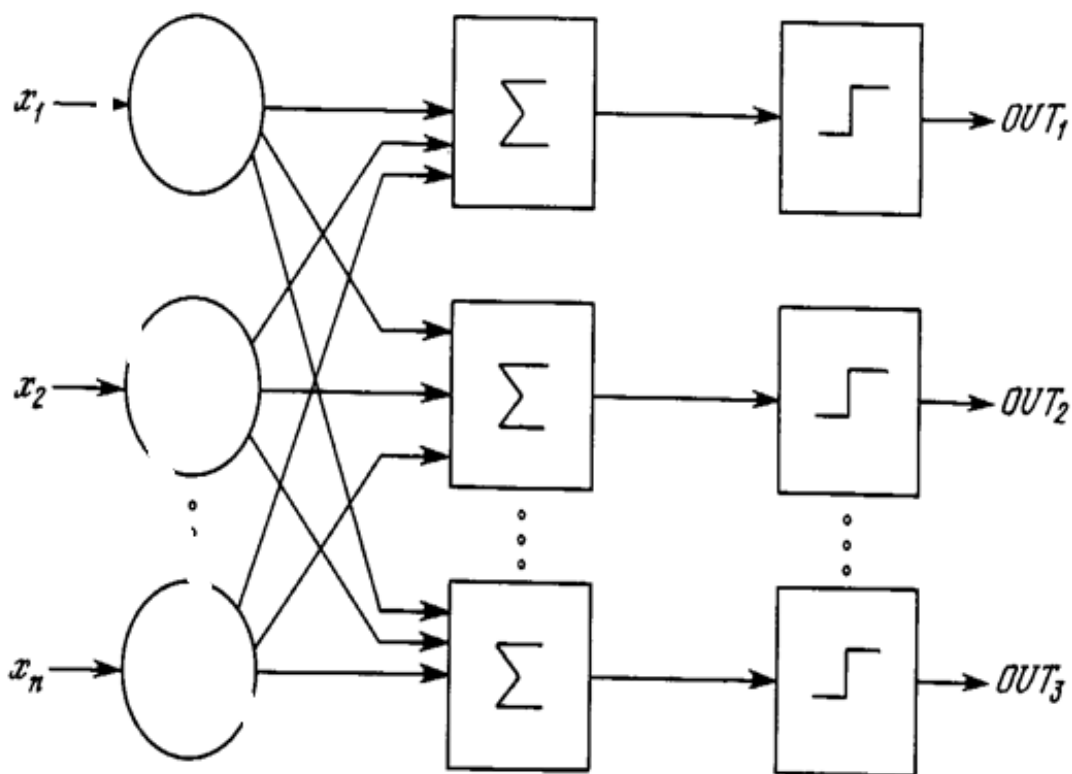


Рисунок 2.9 – Персептронний нейрон з багатьма виходами

Вибір рецепторів, що підключаються до даного А-елементу, також як і вибір знака підключення, проводиться випадково. В ході експерименту зв'язок рецепторів з А-елементами залишається незмінною. А-елементи виробляють алгебраїчне підсумовування сигналів [15], що надійшли на їх входи, і отриману суму порівнюють з однаковою для всіх А-елементів величиною θ .

Якщо сума більше θ , А-елемент збуджується і видає на виході сигнал, що дорівнює одиниці. Якщо сума менше θ , А-елемент залишається збудженим і вихідний його сигнал дорівнює нулю [16]. Таким чином, вихідний сигнал j -го А-елемента, де величина g_{ij} приймає значення $+1$, якщо i -й рецептор підключений до входу j -го А-елемента зі знаком плюс; -1 , якщо рецептор підключений зі знаком мінус, і значення 0 , якщо i -ий рецептор до j -му А-елементу не може підключитися ($j = 1, 2, \dots, m$, де m - число А-елементів). Вихідні сигнали А-елементів за допомогою спеціальних пристроїв (підсилювачів) множаться на змінні коефіцієнти λ_j . Кожен з цих коефіцієнтів може бути позитивним, негативним або рівним нулю і змінюватися незалежно від інших коефіцієнтів. Вихідні сигнали підсилювачів підсумовуються, і сумарний сигнал надходить на вхід, так званого, реакту елемента або R-елемента. Якщо σ позитивна або дорівнює нулю, R-елемент видає на виході одиницю, а якщо σ негативна – нуль.

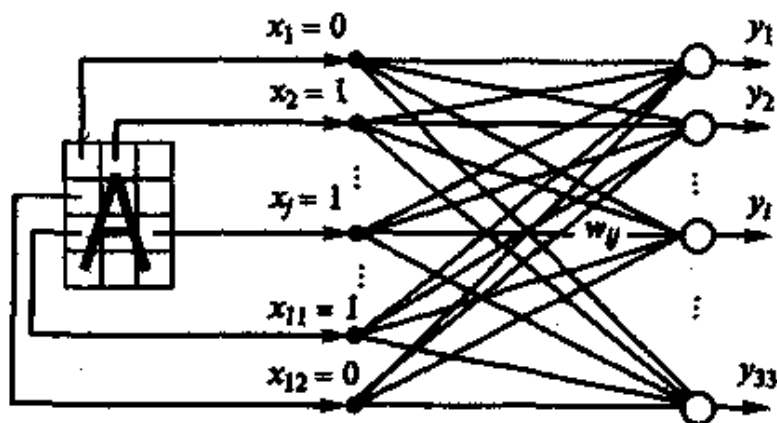


Рисунок 3.10 – Персептрон з декількома виходами

Припустимо, що на поле рецепторів проектується фігури, що належать до двох різних образів. Якщо виявиться можливим привести персептрон в такий стан, щоб він з достатньою надійністю видавав на виході 1, при появі на його вході фігур одного образу, то це буде означати, що персептрон має здатність навчатися розрізнення двох образів [17].

Описана структура персептрона дозволяє розділяти запропоновані об'єкти тільки на два безлічі. Для розпізнавання більшого числа образів, наприклад,

трьох A , B і C може бути застосований перцептрон, побудований за схемою (рис. 2.10). Вихідний сигнал кожного A -елемента надходить не на один, а на кілька (за кількістю розрізняються образів) підсилювачів. Після множення на λ вихідні сигнали надходять на суматори Σ , кількість яких також дорівнює числу розрізняються образів. Замість R -елемента встановлено пристрій, що порівнює між собою вихідні сигнали сумматоров. Пред'явлений об'єкт відноситься до того образу, акумулятор якого має найбільший сигнал.

Для розпізнавання декількох образів може бути використаний перцептрон дещо іншої структури. У такому перцептрони A -елементи розбиті на кілька груп, кожна з яких пов'язана зі своїм сумматором і R -елементом. Сукупність вихідних сигналів R -елементів можна розглядати як виражений в двійковому коді номер образу, що і дає такій перцептрону можливість розбивати об'єкти на кілька класів. Наприклад, для класифікації на вісім класів досить трьох груп. У цьому випадку можливі наступні вісім комбінацій вихідних сигналів трьох R -елементів: 000, 001, 010, 011, 100, 101, 110, 111. Поява кожної з цих комбінацій можна розглядати як віднесення перцептроном пред'явленої йому фігури до одного з восьми образів.

Кожна з груп A -елементів, з'єднаних зі своїм R -елементом, за структурою і дією цілком аналогічна перцептрону, здатному розбивати об'єкти на два класи. Навчання перцептрона складається з ряду послідовних тактів. У кожному такті перцептрону пред'являється об'єкт одного з образів. Залежно від реакції перцептрона на пред'явлену йому фігуру проводиться за певними правилами зміна коефіцієнтів λ_j . Виявляється можливим за деякий кінцеве кількість тактів привести перцептрон в такий стан, що він з достатньою впевненістю розпізнає пред'являються йому фігури

Можливі два типи алгоритмів навчання перцептрона. Перший з них не враховує правильності відповідей перцептрона в процесі навчання, і зміна λ_j в кожному такті проводиться незалежно від того, «дізнався» або не "дізнався» перцептрон пред'явлену в цьому такті фігуру. В алгоритмах другого типу коефіцієнти λ_j змінюються з урахуванням правильності відповідей перцептрона.

Алгоритм першого типу здійснюється наступним чином. Заздалегідь умовляються, що після навчання персептрон повинен видавати на виході 1 встановить обґрунтованість, наприклад, об'єктів образу А, і нуль - при пред'явленні образу - В. Потім пред'являють персептрону об'єкти кожного з образів. У кожному такті персептрон відповідає на пред'явлений йому об'єкт порушенням деяких А-елементів. Навчання полягає в тому, що коефіцієнти λ_j порушених у даному такті А-елементів збільшуються на деяку величину (наприклад на одиницю), якщо в цьому такті був пред'явлений об'єкт образу А, і зменшується на цю ж величину, якщо був пред'явлений об'єкт образу В. Природно, що така зміна коефіцієнтів λ_j повинно призводити до підвищення правильності відповідей персептрона, так як збільшення λ_j порушених а-елементів призводить до збільшення сигналу на вході R-елемента, а їх зменшення - до зменшення сигналу. Відповідно до прийнятого умовою персептрон буде давати правильні відповіді якщо образу А будуть відповідати позитивні, а образу В - негативні сигнали на вході R-елемента.

При розробці персептрона Ф. Розенблат намагався моделювати деякі властивості живого мозку [18]. Персептрон або будь-яка програма, що імітує процес розпізнавання, працюють в двох режимах: в режимі навчання і в режимі розпізнавання. Перш за все, на відміну від розглянутих раніше алгоритмів, алгоритм персептрона в ході навчання не вимагає запам'ятовування пред'явлених об'єктів, а при розпізнаванні - перебору всіх "відомих" йому фігур. У цьому сенсі робота персептрона має певну схожість з роботою мозку, який формує уявлення про образ, що не запам'ятовуючи окремих його об'єктів, і дізнається нові об'єкти без порівняння їх з кожним з раніше зустрічаються. Далі, структура персептрона має деякі спільні риси зі структурою вищої нервової системи. Зокрема, рецептори персептрона є досить близькою аналогією рецепторів зорового апарату, а А-елементи мають певну схожість з нейронами. Відомо, що нейрони мають властивість порушувати, якщо інтенсивність сигналу, одержуваного нейроном від пов'язаних з ним рецепторів (або інших нейронів), перевершує деяку порогову величину. Властивість

персептрона допускати випадковий характер зв'язків "рецептор - А-елемент", аналогічно деяким властивостям структури головного мозку. Можливо, що зв'язку між нейронами мозку в більшості випадків також мають випадковий характер, тобто випадково варіюються у різних тварин одного біологічного виду. Якщо припустити протилежне, тобто допустити, що всі зв'язки між нейронами мозку точно фіксовані і однакові у всіх тварин даного виду, і що зміна цих зв'язків може привести до різкого порушення роботи мозку, то можна припустити також, що відомості про всі ці зв'язки повинні передаватися у спадок. А так як кількість нейронів мозку обчислюється мільярдами, то таке припущення призводить до фантастично великим обсягом генетичної інформації. Разом з тим на прикладі персептрона видно, як біологічно природним є поняття компактного безлічі, бо навчання розпізнаванню таких множин виявляється можливим при випадкових зв'язках між рецепторами і нейронами.

Відомо, що мозок здатний зберігати або відновлювати багато свої функції при серйозних пошкодженнях, викликаних травмами або захворюваннями. Стійкість персептрона до порушень його структури має певну схожість з цією властивістю мозку. З усіх цих міркувань не можна зробити висновок, що алгоритми мозку і персептрона збігаються. Однак в даний час персептрон є, мабуть, найбільш правдоподібною моделлю мозку.

Здатність штучних нейронних мереж навчатися є їх найбільш важливою властивістю. Подібно біологічним системам, які вони моделюють, ці нейронні мережі самі моделюють себе в результаті спроб досягти кращої моделі поведінки [19].

Використовуючи критерій лінійної роздільності, можна вирішити, чи здатна одношарова нейронна мережа реалізувати потрібну опцію. Навіть в тому випадку, коли відповідь позитивна, це принесе мало користі, якщо у нас немає способу знайти потрібні значення для ваг і порогів. Щоб мережа представляла практичну цінність, потрібен систематичний метод (алгоритм) для обчислення цих значень. Розенблатт зробив це в своєму алгоритмі навчання

персептрона разом з доказом того, що персептрон може бути навчений усього, що він може реалізовувати.

Навчання може бути з учителем або без нього. Для навчання з учителем потрібен «зовнішній» учитель, який оцінював би поведінку системи і керував її подальшими модифікаціями. При навчанні без учителя, мережа шляхом самоорганізації робить необхідні зміни [20].

Алгоритм навчання персептрона може бути реалізований на цифровому комп'ютері або іншому електронному пристрої, і мережа стає в певному сенсі самоподстрайвающоюся. З цієї причини процедуру підстроювання ваг зазвичай називають «навчанням» і кажуть, що мережа «навчається». Доказ Розенблатта стало основною віхою і дало потужний імпульс дослідженням у цій галузі.

3 РОЗРОБКА КОМП'ЮТЕРНОЇ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ГРАФІЧНИХ ОБРАЗІВ

3.1 Постановка задачі і складності, пов'язані з її реалізацією

В даний час одним з актуальних питань інформаційних технологій є проблема розпізнавання образів з застосуванням ефективних методів нейрообработки інформації. Стандартні схеми аналізу зображень та оцінки даних, не завжди приносять бажаних результатів, тому що вони негнучкі і прив'язані до певного неадаптуємого алгоритму.

Існують різні моделі, які здатні розпізнавати друковані образи, проте їх основним недоліком є той факт, що, вони підлаштовані до конкретних образів і відсутня можливість самоадаптації [21]. Більш універсальним було б застосування альтернатив, що дозволяють моделі самонастроїться під нові недетерміновані об'єкти.

Даною роботою ставиться завдання можливості розпізнавання рукописних символів за допомогою комплексної моделі, штучної нейронної мережі, що використовує розділену модель нейронів і ймовірносно-статистичний аналіз растрових масивів. Для виконання цієї мети була побудована гібридна програмна модель, апробована на прикладі розпізнавання арабських цифр, латинської та грузинського алфавітів, але не прив'язана ні до якого конкретного набору символів і яка може бути застосована для будь-яких алфавітів і контурних зображень [22].

Можливість розв'язання проблеми залежить від багатьох факторів. Перш за все, необхідно набрати достатню інформацію про досліджуваних образах - Базу Даних (БД) представників кожного класу. Точність і ефективність розпізнавання символів безпосередньо залежить від добре підібраних і еталонних еталонних представників. Внесення в еталонну БД погано детермінованих і сильно спотворених об'єктів може спричинити за собою

труднощі при класифікації образів, що істотно знизить відсоток розпізнавання [23].

Умовою для якісного розпізнавання є достатній набір введених еталонів, використовуючи які можна проводити аналітичні звірки і далі застосовувати алгоритми нейромережевої ідентифікації. Для самодостатності еталонів представники кожного символу БД повинні мати наступні характеристики: бути класифікуються, не бути сильно схожими між собою і не містити сильно деформовані елементи всередині класу.

При розпізнаванні образів, зображення подають на матрицю рецепторів по аналогії з тим, як зображення потрапляє на сітківку ока. Сприймається зображення далі надходить в мозок для подальшої переробки і розпізнавання, тобто зарахування образу до того чи іншого класу символів. За аналогією будується модель з полем рецепторів, які представляють собою прямокутний масив, на якому можна зображувати всілякі конфігурації символів. Введення інформації в комп'ютер, являє собою процес сканування зображення символів за допомогою периферійного пристрою - сканера, і збереження зображення у форматі графічного файлу. Іншим способом може служити створення зображення в будь-якій графічній програмі. Збережене зображення являє собою графічний файл, тобто послідовність кодових знаків, які несуть в собі інформацію про структуру візуального зображення. Однак для використання цієї інформації в математичних цілях, необхідно перетворити цей послідовний зашифрований код в більш доступне матричне подання нулів і одиниць (0 - не зафарбовані, 1 - зафарбовані точки).

Існуючі на ринку програми розпізнавання текстів застосовують лексикон слів для звірки тексту з метою усунення можливих помилок, що дозволяє штучно підняти відсоток розпізнавання образів. Крім того, наявні ПО для розпізнавання образів, в основному, працюють під певні шрифти, що є іншим недоліком і звужує коло завдань розпізнавання. Сучасні програми розпізнавання і дослідження образів також використовують матриці з високою

роздільною здатністю. Чим вище дозвіл (наприклад, номінальне 120 по горизонталі на 160 по вертикалі = 19 200 точок), тим точніше можна виявити закономірності і правильно підлаштувати рекогнаційну модель. Для отримання більш точних характеристик повинна бути введена досить велика БД еталонних елементів, що складається не менше 1 000 різновидів одного елемента. Набір еталонної БД для подальшого скрупульозного дослідження графічної структури знімку може тривати дуже тривалий час і ресурси. Якщо, наприклад, номінальна кількість еталонних екземплярів 1 000 для одного символу і дозвіл 19 200 точок (120x160), то обсяг інформації при 25% -ої закраске буде займати 4 800 000 точок. При обліку, якщо ми в загальному випадку маємо справу, наприклад з 100 різновидами символів (заголовні, рядкові, синонімних і ін.), То обсяг інформації буде становити 480 000 000 (480 мільйонів точок) еталонної БД. Очевидно, що таке завдання не посильна для одного дослідника і потрібен великий колектив операторів.

Алгоритм нейросетевой організації матриць для розпізнавання образів.

Фактично завдання полягає в тому, що на основі 40 введених конфігурацій в БД для кожного символу виявити їх характерні ознаки і розпізнати зображення представленого на упізнання символу. Завдання розпадається на наступні кроки:

1. Завантаження БД містить 2760 введених еталонних символів з MS Excel файлу в програму.
2. Введення зображення довільного символу для подальшого розпізнавання на матриці рецепторів (12x16) і збереження в форматі .BMP (16 Color).
3. Зчитування введеного зображення для розпізнавання з файлу в програму.
4. Перетворення зображення з двійкового представлення в табличний масив 0 і 1, програми де 0 - визначає незафарбовані, а 1 - зафарбовані клітинки масиву.
5. Підрахунок конгруентної проміжної нейронної матриці 2-го шару.

6. Розрахунок пасивної проміжної нейронної матриці 2-го шару.
7. Виявлення характеристик симбіозних матриць і обчислення підсумкових значень на виходах.
8. Виявлення максимального значення з виходів симбіозних матриць, визначення його коду і асоціювання з котрі вступили на вхід зображення.
9. Коригування суматорних матриці 1-го рівня (з учителем або без вчителя) в разі високої похибки.

Блок схема відповідного алгоритму матиме такий вигляд:

Штучна система, що самоорганізується нейро-матрична мережу (ІСНМС), побудована за такою схемою (рис. 3.1): на вхід нейронної мережі подається растрове зображення символу, вхід можна уявити, як матрицю рецепторів, а зображення може бути представлено у вигляді послідовності 0 та 1, де 0 - незафарбовані осередки, а 1 - зафарбовані клітинки. Інформація з матриці рецепторів подається, і трансформуються на другий рівень - клас нейронних матриць представників і критеріїв оцінок для кожного образу бази даних, після цього підраховуються проміжні ваги і застосовуються критерії відбору елементів, які також прописані в матричному вигляді - третій рівень.

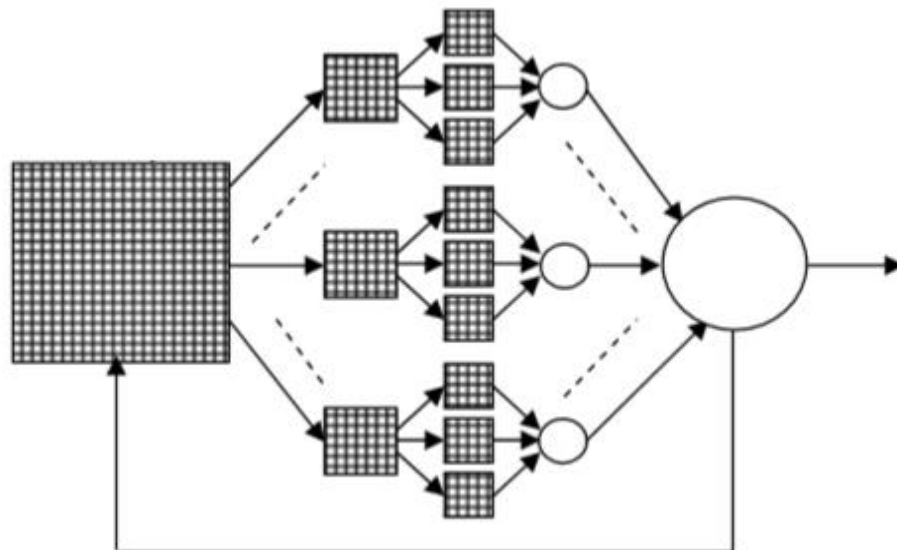


Рисунок 3.1 – Умовний граф матричної нейронної мережі

Наступним етапом є зважування отриманих результатів за допомогою обчислення цільової функції кожної матричної схеми, враховуючи різні

критерії. Після обчислення всіх ваг на останньому етапі проглядаються отримані результати, і найвищого значення буде відповідати найбільш наближений образ. У створеній схемі використовується самоорганізація мережі, тобто після визначення способу відбувається перенастроювання ваг різних матриць критеріїв в циклі, таким чином, схема не є статичною, а є динамічно подстраиваею і ефективно сходящейся.

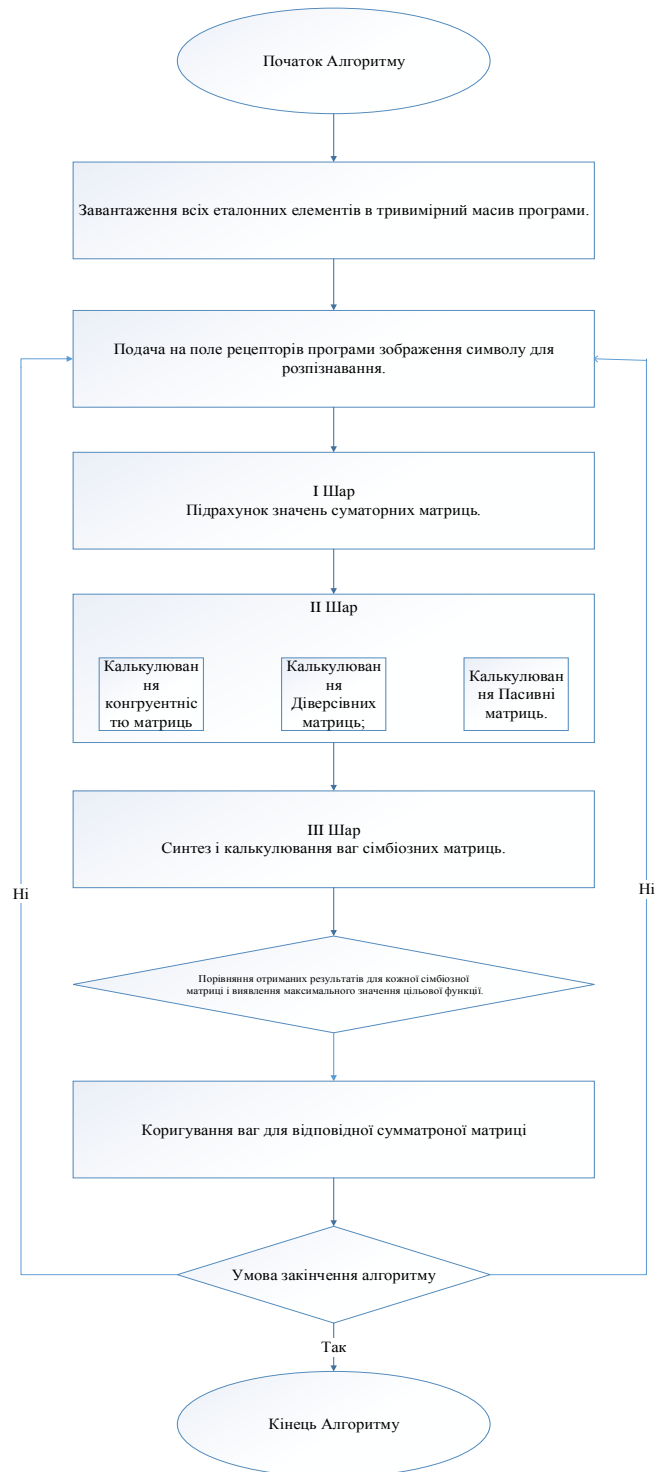


Рисунок 3.2 – Блок схема нейронної мережі для розпізнавання образів

На основі побудованої принципово нової штучної нейронної схеми з незалежними нейронами і застосування ймовірно-статистичних аналізів були отримані високі результати розпізнавання. Даний граф показує структурну схему побудованої штучної самоорганізується нейронної мережі (ІНС) для розпізнавання графічних образів.

Нижче наводиться більш деталізована блок-схема нейронної мережі для розпізнавання образів, на якій описані основні етапи, що включають завантаження БД, введення зображення для впізнання, отримання суматорних, конгруентних, диверсивних, пасивних і симбіозних матриць для кожного образу і підрахунок цільової функції для виявлення найвищого наближеного значення визначального код розпізнавання образу.

3.2 Реалізація комп'ютерної системи розпізнавання графічних образів

Комп'ютерна система розпізнавання графічних образів реалізована на основі Google Cloud Vision API. Дане програмне забезпечення швидко класифікує зображення на тисячі категорій (наприклад, "вітрильник", "лев", "Ейфелева вежа"), виявляє окремі об'єкти і особи в межах зображень, а також знаходить і читає надруковані слова, що містяться в зображеннях. Існує можливість створювати метадані каталогу зображень, помірно образливого змісту, або включити нові маркетингові сценарії за допомогою аналізу зображень. Аналіз зображення, завантажені в запиті або інтегруватися з зберігання зображень на Google Cloud Storage.

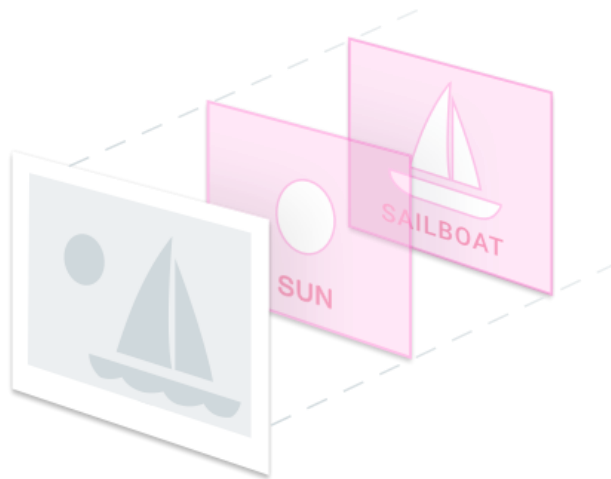


Рисунок 3.3 Приклад класифікацій графічних образів

За допомогою даної комп'ютерної системи легко виявити об'єкти на зображенні, наприклад квіти, тварини, або тисячі інших категорій об'єктів, які зазвичай зустрічаються в зображеннях. VisionAPI з плином часу, водить нові поняття вводяться і точність підвищується.

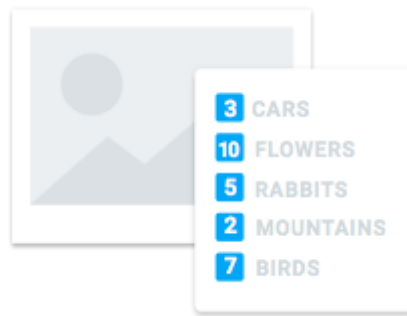


Рисунок 3.4 Приклад виявлення графічних об'єктів

Розроблена комп'ютерна складається з наступних модулів:

1. LabelDetection. Виявляє широкі набори категорій об'єктів в межах зображення, починаючи від видів транспорту до тварин.
2. ExplicitContentDetection. Виявлення явного змісту на зображенні.
3. LogoDetection. Виявлення популярних логотипів продукту в межах зображення.
4. LandmarkDetection. Виявлення популярних природних і штучних споруд в межах зображення.
5. OpticalCharacterRecognition. Виявлення і вилучення тексту всередині зображення, з підтримкою широкого спектру мов, поряд з підтримкою автоматичної ідентифікації мови.

6. FaceDetection. Виявлення декількох осіб в межах зображення, поряд з відповідними ключовими особистими атрибутами, як емоційний стан або носіння головних уборів. Розпізнавання особи не підтримується.

7. ImageAttributes. Виявити загальні атрибути зображення, такі як домінуючий колір.

Щоб використовувати Cloud API, потрібно налаштувати облікові дані для вашого програмного продукту для перевірки автентичності особистості до певного API та отримати дозвіл на виконання завдання. (Ці облікові дані, пов'язані з механізмами схеми авт.).

При отриманні доступу до API Google Cloud Platform, рекомендовано встановити ключ API для тестування, а також створити обліковий запис служби для використання продукції.

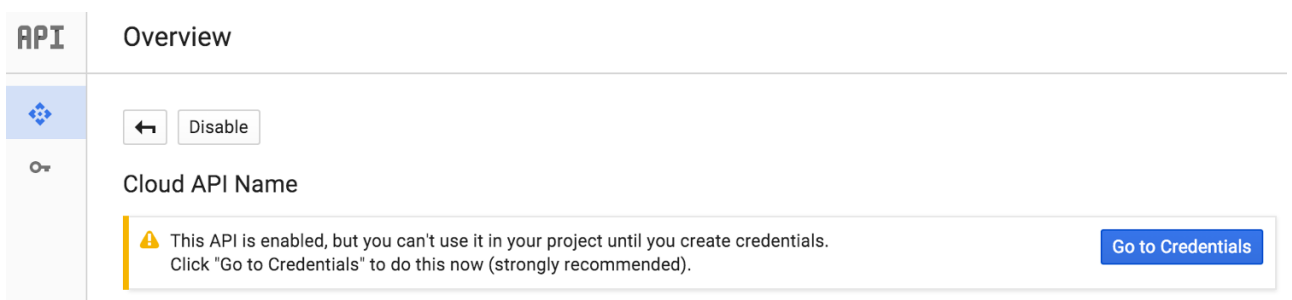


Рисунок 3.5 - Настройки проекта

Для того щоб додати облікові дані потрібно натиснути кнопку “GotoCredentials”.

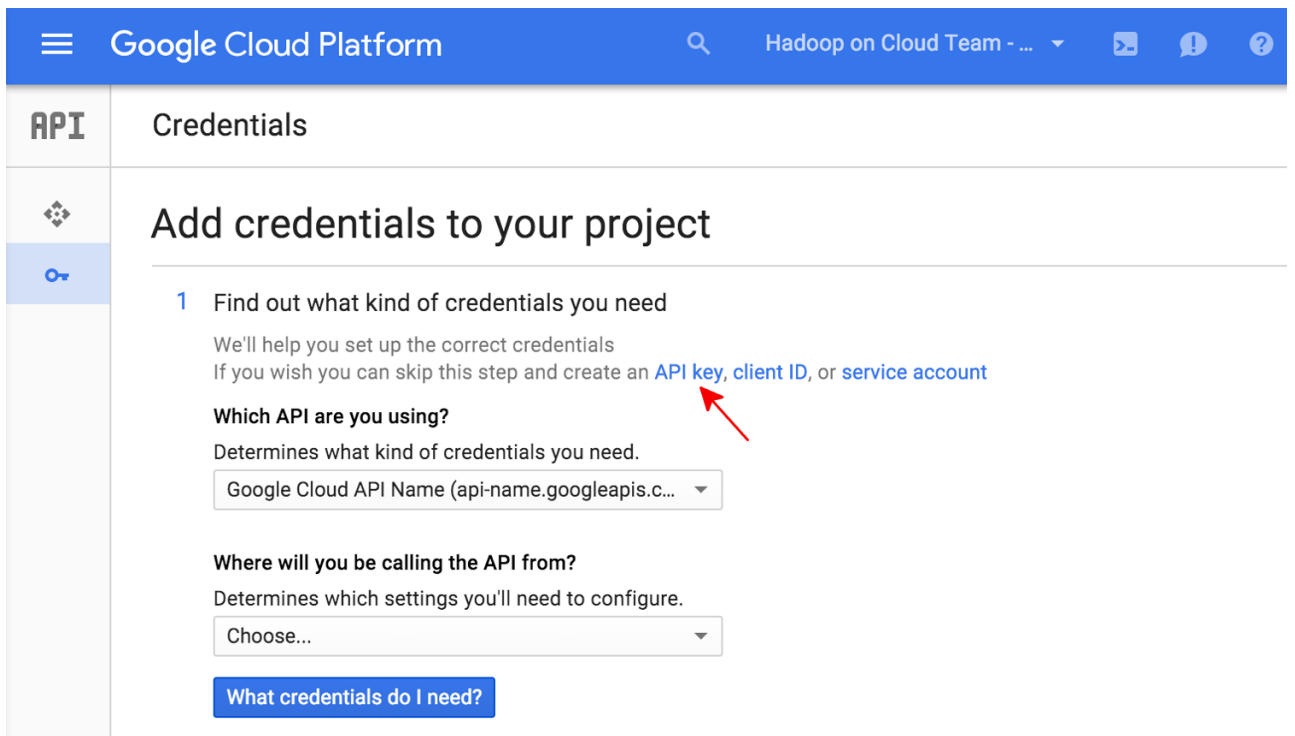


Рисунок 3.6 - Додавання облікових даних

Google Cloud Platform APIаутентифікації і авторизації (зазвичай згруповані разом як "авт") зазвичай виконується за допомогою облікового запису служби. Рахунок дозволяє код, щоб відправити дані програми безпосередньо на Cloud API. Службова обліковий запис, як обліковий запис Користувача, який представляє собою адресу електронної пошти. На відміну від облікового запису користувача, однак, обліковий запис служби відноситься тільки до додатку, і може бути використаний для доступу до API, для якого він був створений. В якості прикладу, ми покажемо, як створити обліковий запис служби за допомогою консолі платформи Google Cloud.

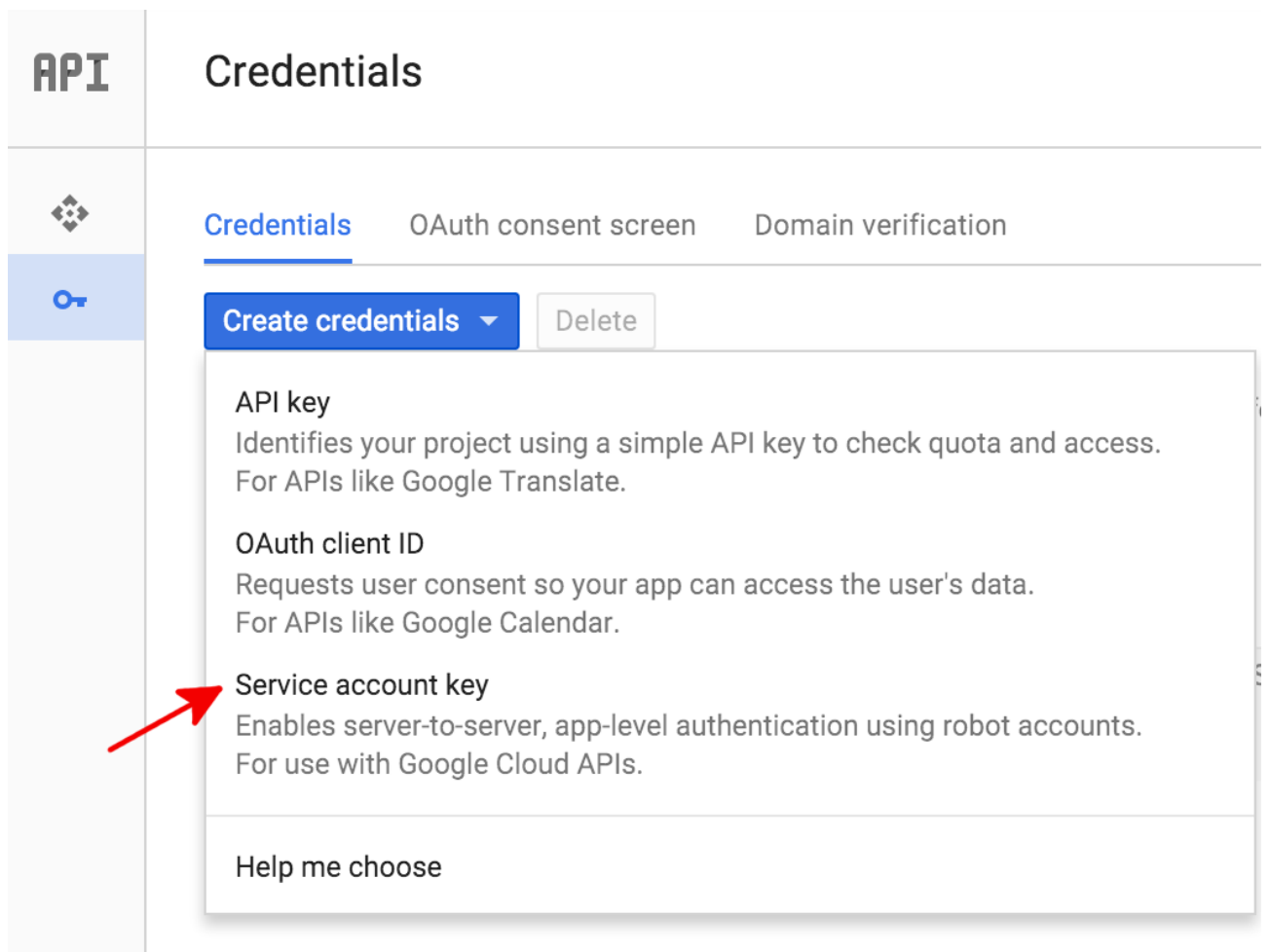


Рисунок 3.7 - Створення APIключа

Розглянемо реалізацію модулів комп'ютерної системи. `LabelDetection` виявляє широкі набори категорій в межах зображення, починаючи від видів транспорту до тварин. Нижче наведено приклад виявлення міток в локальному файлі зображення. Звернення до `images:annotate` відбувається через так званий API endpoint. Для того, щоб виконати виявлення мітки, зробити запит POST і подати до відповідного органу запиту:

```
POST
https://vision.googleapis.com/v1/images:annotate?key=YOUR_API_KEY

{
  "requests": [
    {
      "images": {
```

```

        "content": "/9j/7QBEUGhvdG9zaG9...base64-encoded-image-
content...fXNWzvDEeYxxxzj/Coa6Bax//Z"
    },
    "features": [
        {
            "type": "LABEL_DETECTION"
        }
    ]
}
]
}
}

```

Реалізація `LabelDetection` через клієнську бібліотеку виглядає наступним ЧИНОМ

```

useGoogle\Cloud\Vision\VisionClient;

// $projectId = 'YOUR_PROJECT_ID';
// $path = 'path/to/your/image.jpg'

$vision =newVisionClient([
    'projectId'=> $projectId,
]);

$image = $vision-
>image(file_get_contents($path), ['LABEL_DETECTION']);
$result = $vision->annotate($image);

print("LABELS:\n");
foreach($result->labels() as $label){
    print($label->description(). PHP_EOL);
}

```

Розглянемо приклад реалізації FaceDetection. Щоб отримати доступ до APIGoogle, за допомогою офіційного клієнта SDKs, потрібно створити об'єкт сервісу, заснований на відкриття документа API, який описує API в SDK. Потрібно отримати його від служби VisionAPI's, використовуючи свої облікові дані:

```
useGoogle\Cloud\Vision\VisionClient;

// $projectId = 'YOUR_PROJECT_ID';
// $path = 'path/to/your/image.jpg'

$vision =newVisionClient([
    'projectId'=> $projectId,
]);
```

Щоб створити запит до API бачення, насамперед звернетесь до документації по API. У цьому випадку, ви будете питати зображень ресурс, щоб коментувати зображення. Запит на цей API приймає форму об'єкта зі списком запитів. Кожен елемент цього списку містить два біта інформації:

```
$image = $vision->
>image(file_get_contents($path), ['FACE_DETECTION']);
$result = $vision->annotate($image);
```

У відповідь на наше прохання особи Анотація включає в себе велику кількість метаданих про виявлених осіб, які включають в себе координати багатокутника, що охоплює особа. На даний момент, хоча, це тільки список номерів. Давайте використовувати їх, щоб підтвердити, що ви, справді, знайшли обличчя на фотографіях.

3.3 Аналіз отриманих результатів

Комп'ютерна система розпізнавання графічних образів дозволяє розпізнавати різного типу об'єктів на графічних зображеннях використовуючи нейронні мережі. Реалізовано розпізнавання позначок, тексту, кольорів, обличчя і т.д.

Розглянемо розпізнавання об'єктів на даному графічному зображенні:



Рисунок 3.8 - Вихідне графічне зображення для тестування

Результатом виконання даної комп'ютерної системи наведені нище:

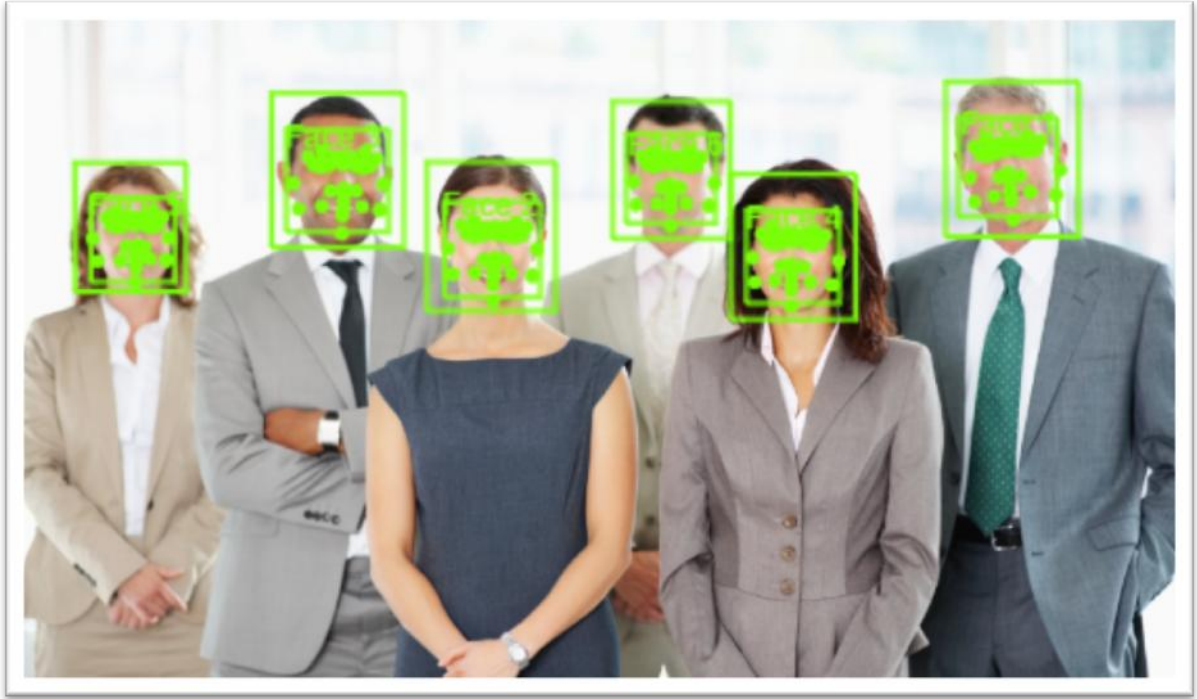


Рисунок 3.9 Вихідна фотографія після обробки КС

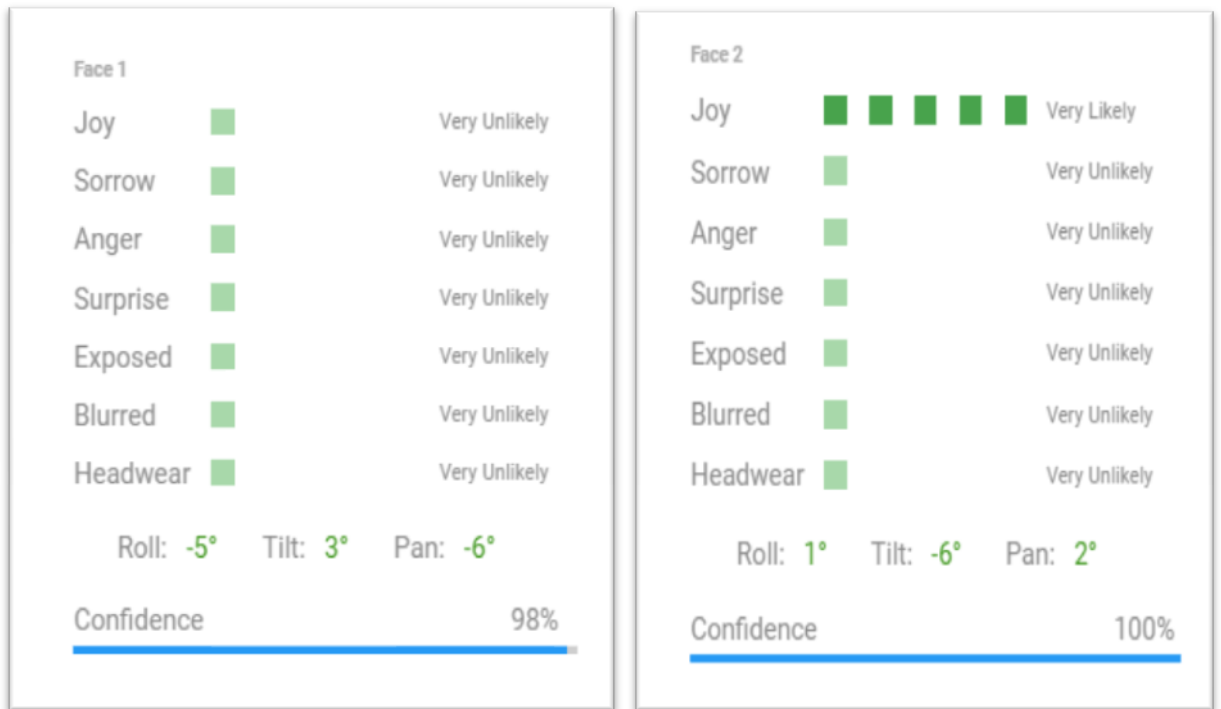


Рисунок 3.10 - Результат розпізнавання емоцій на двох обличчях

Дане графічне зображення було позначено модулем LabelDetection міткою “Team”, що є найбільш очевидним результатом при визначенні даного зображення.



Рисунок 3.11 - Результат додавання міток до даного графічного зображення



Рисунок 3.12 - Результат розпізнавання кольорів

Розглянемо інший варіант із зображення логотипа “Google”



Рисунок 3.13 - Вихідне графічне зображення для розпізнаання логотипа

При розпізнаванні логотипу “Google” було включені наступні модулі комп’ютерної системи: LabelDetection, Logo Detection, Text Detection, ColorsDetection. Результати їх виконання можна побачити на рис. 3.10.

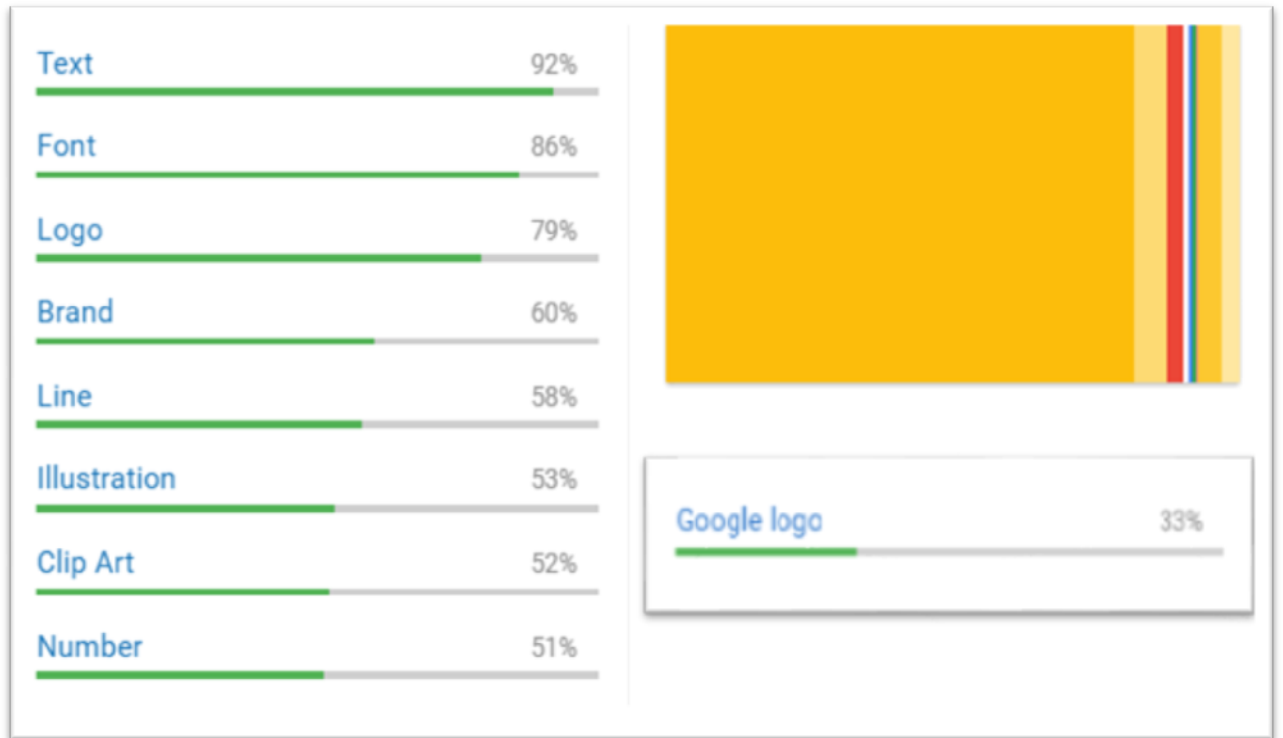


Рисунок 3.14 - Загальний результат розпізнавання логотипа

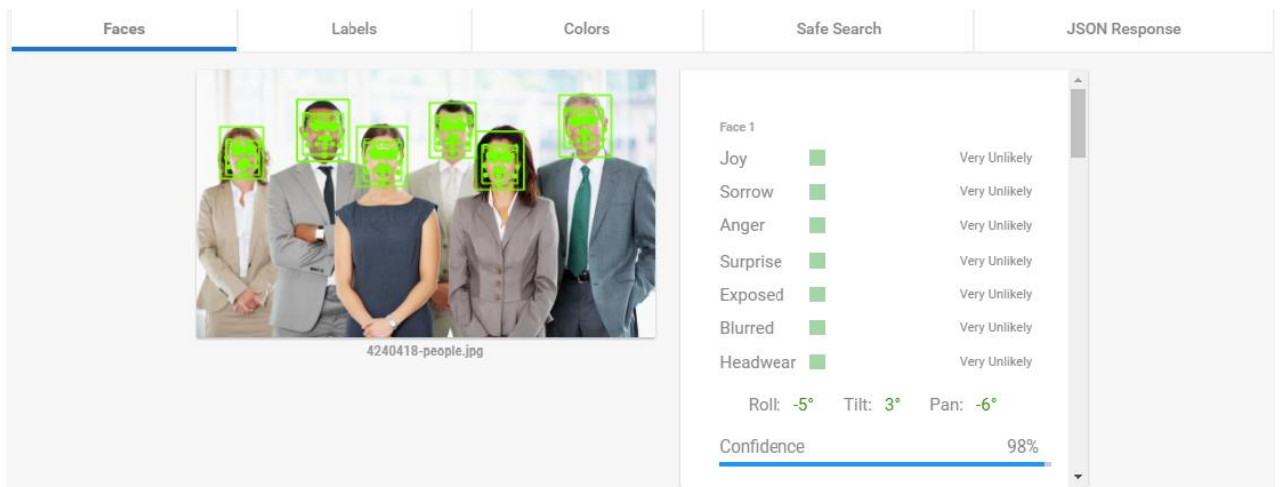


Рисунок 3.15 - Інтерфейс комп'ютерної системи

Отже, по отриманих результатах можна зробити висновок, що дана система повноцінно працює і відповідає усім задачам, які були поставлені перед створенням, а також значно підвищена швидкодія розпізнавання графічних образів та зменшенні апаратні затрати.

4 ОХОРОНА ПРАЦІ

4.1 Поняття про рівні шуму та вібрацій.

Шумі вібрація об'єднуються загальним принципом їх освіти: всі вони є результатом коливання тіл, переданого безпосередньо або через газоподібні, рідкі та тверді середовища. Відрізняються вони один від одного лише за частотою цих коливань і різним сприйняттям їх людиною.

Колівання з частотою від 20 до 20000 гц (герц - одиниця виміру частоти, що дорівнює одному коливанню в секунду), що передаються через газоподібним середовищем, називаються звуками і сприймаються органами слуху людини як звуки; безладне поєднання таких звуків становить шум. Колівання нижче 20 гц називаються інфразвуками, а вище 20000 гц - ультразвуками; вони органами слуху людини не сприймаються, проте надають на нього вплив. Деякі ж тварини, наприклад собаки, сприймають на слух більш високі коливання, тобто ультразвук.

Колівання твердих тіл або передані через тверді тіла (машини, будівельні конструкції і т. п.) називаються вібрацією. Вібрація сприймається людиною як струс при загальній вібрації з частотою від 1 до 100 гц, а при локальній (місцевої) - від 10 до 1000 гц (наприклад, при роботі з віброінструментом). Чітких кордонів між шумом, ультразвуком і вібрації не існує, тому на прикордонних частотах зазвичай має місце вплив на людину двох, а іноді і всіх трьох вищевказаних чинників.

Шум являє собою безладне поєднання різноманітних звуків, тому для розуміння фізичних основ освіти і поширення шуму, його сприйняття людиною і впливу на організм слід розглядати звук як складову частину будь-якого шуму, включаючи і виробничий. Колівання джерела звуку виробляють поперемінне стиснення і розрідження повітря, утворюючи хвилеподібний коливання його, що поширюється від джерела звуку на всі боки у вигляді збільшуються в обсязі сфер. Це називається, поширенням звуковий хвилі. У

міру витрачання на коливання повітря повідомленої джерелом енергії звукова хвиля поступово згасає, тому чим більше енергія джерела звуку, тим з більшою силою відбуваються коливання повітря і далі поширюється звукова хвиля. Від величини енергії джерела звуку залежить сила звуку, що оцінюється звуковим тиском, яке вимірюється в ньютонах на квадратний метр (Н / м²).

Звукові хвилі, зустрівши на шляху поширення будь-які поверхні (тверді, рідкі), передають їм ці коливання. Подібним перешкодою звуковій хвилі може служити і орган слуху, який складається у людини з вушної раковини зі слуховим проходом (зовнішнє вухо), барабанної перетинки, з'єднаної з системою слухових кісточок (середнє вухо), і так званого Кортнева органу з закінченнями слухового нерва (внутрішнє вухо). Звукова хвиля викликає коливання барабанної перетинки, які, приводячи в рух систему кісточок середнього вуха, передаються закінченням (рецепторів) слухового нерва, викликаючи в них відповідні нервові імпульси, що посилаються в головний мозок. Більш інтенсивний звук, тобто з більшою енергією коливань, сприймається як гучний, менш інтенсивний - як тихий.

В умовах виробництва, як правило, мають місце шуми різної інтенсивності і спектру, які створюються в результаті роботи різноманітних механізмів, агрегатів та інших пристроїв. Вони утворюються внаслідок швидких обертальних рухів, ковзання (тертя), одиночних або повторюваних ударів, вібрації інструментів і окремих деталей машин, завихрень сильних повітряних або газових потоків і т. д. Шум має в своєму складі різні частоти, і все ж кожен шум можна охарактеризувати переважанням тих чи інших частот. Умовно прийнято весь спектр шумів ділити на низькочастотні - з частотою коливань до 350 гц, середньо частотні - від 350 до 800 гц і високочастотні - понад 800 гц. Виробничий шум різної інтенсивності і спектру (частоти), які тривалий час впливаючи на працюючих, може привести згодом до зниження гостроти слуху у останніх, а іноді і до розвитку професійної глухоти. Таке несприятливу дію шуму пов'язано з тривалим ічрезмерним роздратуванням нервових закінчень слухового нерва у внутрішньому вусі (Кортиєва органі), в результаті чого в них

виникає перевтома, а потім і часткове руйнування. Дослідженнями встановлено, що чим вище частотний склад шумів, ніж вони інтенсивніше і триваліше, тим швидше і сильніше надають несприятливу дію на орган слуху. При надмірно інтенсивних високочастотних шумах, якщо не будуть проведені необхідні захисні заходи, можливе ураження не тільки нервових, закінчень, але і кісткової структури равлики, кортиева органу і іноді навіть середнього вуха.

Сприйняття вібрації залежить від частоти коливань, їх сили і розмаху - амплітуди. Частота вібрації, як і частота звуку, вимірюється в герцах, енергія - у кілограмометрах, а амплітуда коливань - в міліметрах. За останні роки встановлено, що вібрація, як і шум, діє на організм людини енергетично, тому її стали характеризувати спектром по швидкості коливань, вимірюваної в сантиметрах в секунду або, як і шум, в децибелах; за порогову величину вібрації умовно прийнята швидкість в $5 * 10^{-6}$ см / сек. Вібрація сприймається (відчувається) лише при безпосередньому зіткненні з вібруючим тілом або через інші тверді тіла, що стикаються з ним. При зіткненні з джерелом коливань, що генерує (видає) звуки найнижчих частот (басові), поряд зі звуком сприймається і струс, тобто вібрація.

Залежно від того, на які частини тіла людини поширюються механічні коливання, розрізняють місцеву і загальну вібрацію. При місцевій вібрації струсу піддається лише та частина тіла, яка безпосередньо стикається з вібруючою поверхнею, найчастіше руки (при роботі з ручними вібруючими інструментами або при утриманні вібруючого предмета, деталі машини і т. п.). Іноді місцева вібрація передається на частини тіла, зчленовані з піддаються безпосередньо вібрації суглобами. Однак амплітуда коливань цих частин тіла зазвичай нижче, так як у міру передачі коливань по тканинах, і тим. більш м'яким, вони поступово згасають. Загальна вібрація поширюється на все тіло і відбувається, як правило, від вібрації поверхні, на якій знаходиться робочий (стать, сидіння, віброплатформа і т. п.).

Коливання, що передаються від вібруючої поверхні, тіла людини, викликають роздратування численних нервових закінчень в стінках

кровоносних судин, м'язових та інших тканинах. Відповідні імпульси призводять до порушень звичайного функціонального стану деяких внутрішніх органів і систем, і в першу чергу периферичних нервів і кровоносних судин, викликаючи їх скорочення. Самі ж нервові закінчення, особливо шкірні, також піддаються зміни - стають менш сприйнятливими до подразнень. Все це проявляється у вигляді безпричинних болів в руках, особливо по ночах, оніміння, відчуття "повзання мурашок", раптового побіління пальців, зниження всіх видів шкірної чутливості (больовий, температурної, тактильної). Весь цей комплекс симптомів, характерний для впливу вібрації, отримав назву вібраційної хвороби. Хворі на вібраційну хворобу зазвичай скаржаться на м'язову слабкість і швидку стомлюваність. У жінок від впливу вібрації, крім цього, нерідко з'являються порушення функціонального стану статевої сфери.

4.2 Розрахунок захисту від шуму та вібрацій.

Для визначення заходів щодо зниження рівнів шуму на робочих місцях спочатку потрібно визначити фактичний рівень шуму від усіх джерел з урахуванням характеристик джерел шуму та їх розташування в приміщенні. Для зниження рівнів шуму на робочих місцях використовують різні заходи. Найбільш поширеними з них є акустична обробка приміщення, звукопоглинання шуму, ізоляція джерела шуму або робочого місця.

Розробка заходів зниження рівня вібрації докладно розглянуто у літературі [2, 4, 15, 18]. Найбільш поширеними є віброізоляція, віброгасіння та демфівування. Розрахунок пружинних та гумових віброізоляторів докладно наведено у літературі.

Визначимл відповідність нормам санітарно-гігієнічних умов на пульті керування автоматизованим виробництвом і запропонувати заходи щодо забезпечення цієї відповідності. Пульт розташований у кабіні, яка знаходиться

на відстані 6 м від обрізного автомата А-233. Розміри кабіни: висота – 2200 мм, ширина – 1750 мм, довжина – 2100 мм. Температура повітря – 22⁰С, вологість – 50%, швидкість руху повітря не перевищує 0,1 м/с, освітленість робочого місця – 420 лк.

Аналіз умов праці на пульті керування показав, що параметри мікроклімату й рівень освітленості відповідають нормативним вимогам Розміри кабіни також задовольняють вимогам ГОСТ 23000-78. Необхідно оцінити рівень шуму на даному робочому місці.

Джерелом шуму є обрізний автомат А-233. Рівень звукової потужності даного устаткування становить 112 дБ в октавній смузі зі середньгеометричної частотою 1000 Гц. Розрахуємо рівень шуму в розрахунковій точці за формуло

$$L_r = L_i - 10 \lg 2\pi r^2$$

де L_r - рівень шуму в розрахунковій точці, дБ;

L_i - рівень шуму в джерелі, що знаходиться на відстані r (м) від розрахункової точки, дБ.

Таблиця 4.1

Період року	Категорія праці	Температура, ⁰ С	Відносна вологість, %	Швидкість руху повітря, м/с, не більше
Холодний	Легка - Іа	22...24	40...60	0,1
	Легка - Іб	21...23		0,1
	Середньої важкості - Па	18...20		0,2
	Середньої важкості - Пб	17...19		0,2
	Важка – ІІІ	16...18		0,3
Теплий	Легка - Іа	23...25		0,1
	Легка - Іб	22...24		0,2
	Середньої важкості - Па	21...23		0,3
	Середньої важкості – Пб	20..22		0,3
	Важка – ІІІ	18...20		0,4

Рівень шуму на робочому місці, розрахований за формулою (18), складає 88,5 дБ, що перевищує припустимий рівень шуму, рівний для виробничих приміщень 80 дБ (табл. Д.1 додатка Д).

Для зниження рівня шуму можна використати метод зменшення шуму по шляху його поширення, наприклад, використовуючи ізолюючу перегородку (як елемент конструкції кабіни). Застосування перегородки із ДСП товщиною 30 мм дозволяє знизити рівень шуму на 26 дБ [15]. Тоді фактичний рівень шуму складе 62,5 дБ, що відповідає нормативним вимогам.

Таблиця 4.2

Робоче місце	Рівень звуку, дБ·А
Приміщення конструкторських бюро, програмістів обчислювальних машин, лабораторій для теоретичних та дослідних робіт	50
Приміщення керування, робочі кімнати	60
Кабіни спостережень і дистанційного керування:	
- без мовного зв'язку	80
- з мовним зв'язком по телефону	85
Постійні робочі місця і робочі зони у виробничих приміщеннях і на території підприємств	80

ВИСНОВКИ

На основі проведених досліджень запропоновано принципово новий метод розпізнавання образів за допомогою неординарного алгоритму і програмної реалізації, здійснює функціонування нової розділеної структури штучної нейронної мережі (ІНС), що використовує нейро-матричну реалізацію (конгруентність, диверсивних, пасивних і нейтральних масивів растрових крапок), із застосуванням ймовірно-статистичного аналізу для класифікації оброблюваних зображень по спеціальних мітках.

Основні результати дипломної роботи такі:

1. На основі аналізу і обробки спеціальної літератури та ресурсів Інтернету були опрацьовані, виявлені і застосовані принципи і знання з теорії нейробіології, нейроінформатіки, кібернетики, штучного інтелекту, штучних нейронних мереж і нейросетевой самоорганізації, перцептронів, кластеризації та категоризації об'єктів, аналізу сцен, машинного розпізнавання образів, теорії множин, дискретної математики, кодування / декодування, структури графічних форматів файлів, теорії ймовірності та математичної статистики, алгоритмічних побудов блок-схем і модульного об'єктно-орієнтованого програмування (ООП) на мові PHP.

2. У роботі створена принципово нова штучна нейро-матрична мережу (ІНМС) без вчителя, яка обробляє і модифікує еталонну базу образів - суматорних матрицю при порівнянні з поданими на вхід тестовими зображеннями. Підстроювання ведеться посимвольний, змінюючи вагові коефіцієнтний характеристики двомірних масивів з БД, і застосовує нові методи адаптації для підвищення ефективності розпізнавання образів. Введено нові поняття диверсивних, конгруентний і нейтральних мас. Основою нового методу є ймовірно-статистичний фундамент оцінок в якості вагових коефіцієнтів для багатозарової мережі і застосування нової ідеї змішування і оцінок піксельних мас для виявлення дискретної приналежності до класифікованих груп.

3. Результати експериментальних досліджень досягнення високих результатів класифікації при мінімально можливому доволі матриці рецепторів і кількості представників образів з кожного набору символічних елементів бази даних, підтверджують ефективність принципово нового розробленого методу вагових параметрів синаптичних масивів для навчання ІНС, мають практичну цінність і може бути впроваджено в різних областях науки і практики.

4. Змодельована, протестована і налагоджена комп'ютерна програма з принципово нової комплексної структурної моделі ІНС, що використовує ймовірно-статистичний аналіз нейро-матричних масивів графічної інформації з мульти розділеної мережею нейронів, для паралельних процесів класифікації образів

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. ГОСТ 7.1-84. Библиографическое описание документа. Общие требования и правила составления. – Взамен ГОСТ 7.1-76; Введ.01.01.86. – М.: Изд-во стандартов, 1984. – 78с.
2. ДСТУ 3008-95. Державний стандарт України. Документація. Звіти у сфері науки і техніки. Структура і правила оформлення. – Введ. 23.02.95 - К.: Держстандарт України, 1995. – 37 с.
3. Методичні вказівки до написання розділу «Охорона праці» в дипломних проектах з освітньо-кваліфікаційного рівня «Спеціаліст» для спеціальності 7.091501 –Комп’ютерні системи та мережі / Г.В.Сапожник, Н.М.Васильків – Тернопіль: ТАНГ, 2004. – 24 с.
4. Методичні рекомендації до виконання дипломної роботи з освітньо-кваліфікаційного рівня “Магістр”. Спеціальність „Комп’ютерні системи та мережі” / М.П. Карпінський, О.М. Березький, Р.Б. Трембач, Н.М. Васильків / Під ред. М.П.Карпінського – Тернопіль: ТНЕУ, 2008.– 40 с.
5. Типові вимоги до оформлення дипломних робіт за освітньо-кваліфікаційними рівнями «спеціаліст» і «магістр» / За ред. Г.П.Журавля - Тернопіль: ТНЕУ, 2007. – 32 с.
6. Дипломне проектування за напрямками підготовки "Приклада математика", "Комп’ютерна інженерія", "Програмна інженерія" [Текст]: навч.-метод. посіб. / Є.С. Сулема; за заг. ред. І.А. Дички.– К.:НТУУ"КПІ",2011.–224 с.
- 7.Типові вимоги до оформлення дипломних робіт за освітньо-кваліфікаційними рівнями “спеціаліст” і “магістр”/ За ред. проф. Г. П. Журавля – Тернопіль: ТНЕУ, 2007. – 32 с.
8. ДСТУ ГОСТ 7.1:2006 Бібліографічний запис. Бібліографічний опис. Загальні вимоги та правила складання. – Замінює ГОСТ 7.1 – 84; введ. 01-07 – 2007. – К.: Держспоживстандарт України, 2007. – 47 с.
9. ДСТУ 3008-95. Державний стандарт України. Документація. Звіти у сфері науки і техніки. Структура і правила оформлення. – Введ. 23.02.95 - К.: Держстандарт України, 1995. – 37 с.

10. Про вищу освіту Закон Україн. № 2984-III // Відомості Верховної Ради. - 2002. - № 20. - 134 с.
11. Комплекс нормативних документів для розробки складових системи стандартів вищої освіти. Додаток 1 до наказу Міністерства освіти України від 31.07.1998 р. №285 із змінами та доповненнями, уведеними розпорядженням Міністерства освіти і науки України від 05.03.2001 р. № 28-р. // Інформаційний вісник «Вища освіта». - 2003. - № 10. - 82 с.
12. Галузевий стандарт вищої освіти України з напрямку підготовки 6.050101 «Комп'ютерні науки» : збірник нормативних документів вищої освіти. - К. : Видавнича група ВНУ, 2011. - 85 с.
13. Кириченко О. В. Порівняння схем квантування дискретних спектрів зображень / А. С. Васюра, А. Я. Кулик // Інформаційні технології та
14. Принципи ущільнення та перетворення зображення: Монографія/ В. П. Кожем'яко, А. С. Васюра, Н. В. Сачанюк-Кавецька, О. В. Кириченко. – Вінниця : ВНТУ, 2010. – С.261.
15. Патент України № 49825, МПК (2009) G04G 3\00. Оптикоелектронний лічильник імпульсів / Кожем'яко В. П., Ричило І. М., Кириченко О. В., Заявник і патентовласник Вінницький національний технічний університет. — № 201000358; заявл. 15.01.10; опубл. 11.05.2010, Бюл. №9.
16. Кириченко А. В. Аппаратная реализация квантронной обработки изображений / Кириченко А. В. Тимченко Л. И. // Современный научный вестник. – 2013. – №32 (171). – С. 31–42. – ISSN 1561-6886.
17. Кириченко О. В. Тимченко Л.И. Розробка методів для реалізації квантронного оброблення зображень / Тимченко Л. І., Кириченко О. В. // Придніпровський научний вестник. – №8 (144). – 2013. – С. 15–26. – ISSN 1561-6940.
18. Kyrychenko O. V. Transformation and compression of images in optoelectronic logic and time environments / Kozhemiako V. P., Maidaniuk V. P., Kyrychenko O. V. // Naukaistudia. – № 21 (89). – 2013. – P. 35–43. – ISSN 1561-6894.

19. Кириченко О. В. Спосіб паралельного формування ущільненої суми часоімпульсних сигналів / Міжнародна науково-практична конференція «Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія», 28-30 травня, 2010 р., Вінниця, Україна. – С. 283–284.

20. Кожем'яко В. П. Реализация методов определения расстояний в системах технического зрения / В. П. Кожем'яко, С. М. Білан // Электронное моделирование. – 1997. – № 4. – С. 52-63.

21. Грузман И. С. Алгоритмы распознавания объектов, устойчивые к геометрическим искажениям: сдвигу, масштабу, повороту / И. С. Грузман, В. Г. Никитин // Автометрия. – 2004. – № 3. – С. 46-53.

22. Кадыров А. А. Новые признаки изображений, инвариантные относительно группы движений и аффинных преобразований / А. А. Кадыров, Н. Г. Федотов // Автометрия. – 1997. – № 4. – С. 65.

23. Прэтт У. Цифровая обработка изображений. / У. Прэтт. – М. : Мир, 1982. – 790 с.

24. Русин Б. П. Системи синтезу, обробки та розпізнання складноструктурованих зображень / Б. П. Русин. – Львів : Вертикаль, 1997. – 262 с.

25. Охоцинский Д. Е. Системы технического зрения / Д. Е. Охоцинский, В. М. Златкис. – М. : Наука, 1991. – 201 с.

26. Манкин В. И. Техническое зрение роботов / В. И. Манкин, А. А. Петров, В. С. Титов, Ю. Г. Якушенков. – М. : Машиностроение, 1990. – 272 с.

27. Дмитриев С. А. Волоконно-оптическая техника: современное состояние и перспективы / С. А. Дмитриев, Н. Н. Слепов. – М. : Connect, 2005. – 360 с.

28. Фу К. Последовательные методы в распознавании образов и обучении машин / К. Фу. – М. : Наука, 1971. – 255 с.

29. Фу К. Робототехніка / К. Фу, Р. Гонсалес, К. Ли. – М. : Мир, 1989. 624 с.

30. Хорн Б. К. Зрение роботов / Б. К. Хорн. – М. : Мир, 1989. – 487 с.

31. Шмидт Д. Оптоэлектронные сенсорные системы / Д. Шмидт, В. Шварц. – М. : Мир, 1991. – 95 с.

32. Chen C. H. Handbook of pattern recognition and computer vision / C. H. Chen, L. F. Rau // Singapore-New Jersey-London-Hong Kong : World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., 1995. – P. 256-258.

33. Васильев А. А. Оптический операционный усилитель для обработки изображения / А. А. Васильев // II Всесоюзная конференция по оптической обработке информации. – Фрунзе : Илим, 1990. – С. 69-70.