

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
СХІДНОУКРАЇНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМ. В. ДАЛЯ
ФАКУЛЬТЕТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ТА ЕЛЕКТРОНІКИ
КАФЕДРА КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК ТА ІНЖЕНЕРІЇ

До захисту допускається
Завідувач кафедри
_____ І.С. Скарга-Бандурова
«_____» _____ 20__ р.

ДИПЛОМНИЙ ПРОЕКТ (РОБОТА) БАКАЛАВРА
ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА

НА ТЕМУ:

Інтелектуальна система класифікації зображень

Освітній рівень “бакалавр”
Спеціальність 122 “Комп’ютерні науки”

Науковий керівник роботи:

(підпис)

В.М.Барбарук

(ініціали, прізвище)

Консультант з охорони праці:

(підпис)

Я.О.Критська

(ініціали, прізвище)

Здобувач вищої освіти:

(підпис)

І.Ю.Шкандиба

(ініціали, прізвище)

Група:

КН-16бз

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
СХІДНОУКРАЇНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ВОЛОДИМИРА ДАЛЯ

Факультет Інформаційних технологій та електроніки

Кафедра Комп'ютерних наук та інженерії

Освітній рівень бакалавр

Спеціальність 122 "Комп'ютерні науки"

(шифр і назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Т.в.о. завідувача кафедри _____

С.О. Сафонова

« _____ » _____ 20__ р.

**З А В Д А Н Н Я
НА ДИПЛОМНИЙ ПРОЕКТ (РОБОТУ) БАКАЛАВРА**

Шкандибі Ірині Юріївні

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Інтелектуальна система класифікації зображень

керівник проекту (роботи) Барбарук Віктор Миколайович, к.т.н., доц.

(прізвище, м. 'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом вищого навчального закладу від «30» 04 2020 р. № 77/15.15

2. Строк подання студентом роботи 10.06.2020

3. Вихідні дані до роботи Матеріали переддипломної практики, операційна система Windows 10, частота процесору 2,5 ГГц, середовище розробки- Android Studio

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити) Огляд предметної області та постановка задачі, проектування штучної нейронної мережі для класифікації зображень, математичні методи навчання нейронних мереж, аналіз підходів до переробки даних і їх вплив на результат класифікації, дослідження впливу особливостей архітектури мережі на результати класифікації, охорона праці, висновки

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень)

Електронні плакати

6. Консультанти розділів проекту (роботи)

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Охорона праці	Критська Я.О. ст. викл. кафедри КНІ		

7. Дата видачі завдання 30.04.2020

Керівник

_____ (підпис)

Завдання прийняв до виконання

_____ (підпис)

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів дипломного проекту (роботи)	Строк виконання етапів проекту (роботи)	Примітка
1	Розробка технічного завдання	01.05.2020-07.05.2020	
2	Аналіз літературних джерел	08.05.2020-13.05.2020	
3	Розробка частини проекту "Охорона праці"	13.05.2020-15.05.2020	
4	Розробка алгоритму	15.05.2020-20.05.2020	
5	Реалізація системи	20.05.2020-01.06.2020	
6	Оформлення пояснювальної записки та презентації	2.06.2020-09.06.2020	

Здобувач вищої освіти

_____ (підпис)

І.Ю.Шкандиба

_____ (прізвище та ініціали)

Науковий керівник

_____ (підпис)

В.М.Барбарук

_____ (прізвище та ініціали)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка дипломної роботи містить: 73 с., 15 рис., 4 табл., 21 джерело, 1 додаток.

Робота присвячена проектуванню моделі на основі штучної нейронної мережі для вирішення задачі класифікації рослин.

В роботі описано основні принципи проектування нейронних мереж для вирішення задач класифікації зображень. Спираючись на ряд апріорних припущень щодо архітектури нейронної мережі, було створено і оптимізовано власну модель, в основі якої знаходиться композиція згорткової нейронної мережі і повнозв'язного класифікатора.

Згорткова штучна нейронна мережа є багаторівневою нейромережевою архітектурою, що визначає найважливіші характеристики на вхідних даних.

Над отриманою моделлю було проведено ряд експериментів, що включають різні підходи до переробки даних, зміну елементів архітектури нейромережі. Досліджено вплив початкових значень гіперпараметрів на результат класифікації.

Розпізнавання і класифікація рослин має прикладне значення при проектуванні програмних додатків освітнього характеру. Результати даної роботи можуть бути застосовані для більш глобальної задачі розпізнавання та детектування рослин у відеопотоці.

Ключові слова: згорткова нейронна мережа, класифікатор, оптимізація, розпізнавання, backpropagation, deep learning.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ ТА УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ.....	7
ВСТУП.....	8
1 ОГЛЯД ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ	10
1.1 Класифікація рослин	10
1.2 Значення ботаніки	12
1.3 Утворення квітки.....	16
1.4 Постановка задачі.....	19
2 ПРОЕКТУВАННЯ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ КЛАСИФІКАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ	20
2.1 Огляд класичних архітектур НМ.....	20
2.1.1 Персептрон.....	20
2.1.2 Згорткова НМ.....	21
2.2 Визначення задачі.....	22
2.2.1 Опис вхідних даних	22
2.2.2 Опис вихідних даних.....	23
2.2.3 Розмірність задачі.....	23
2.3 Вибір початкової архітектури НМ	24
2.3.1 Поєднання згорткової та повнозв'язної архітектур.....	24
2.3.2 Обрання початкових розмірів нейромережі.....	24
2.3.3 Обрання активаційних функцій	25
2.3.4 Інтерпретація виходів повнозв'язного персептрона.....	26
2.3.5 Перехресна ентропія і функція втрат	27
3 МАТЕМАТИЧНІ МЕТОДИ НАВЧАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ.....	29
3.1 Розповсюдження інформації у нейронній мережі	29
3.2 Зведення задачі навчання НМ до задачі оптимізації.....	30
3.3 Методи оптимізації багатовимірних задач	31
3.3.1 Градієнтний спуск	31

	5
3.3.2 Стохастичний градієнтний спуск	32
3.3.3 Міні-пакетний градієнтний спуск.....	33
3.3.4 Техніка моменту	35
3.3.5 Метод Адам.....	36
3.4 Метод зворотного розповсюдження помилки	37
3.4.1 Рівняння помилки у вихідному шарі	39
3.4.2 Рекурентне рівняння помилки у довільному шарі.....	40
3.4.2 Рівняння зміни функції втрат відповідно до зміни зміщення	40
3.4.3 Рівняння зміни функції втрат відповідно до зміни ваг.....	41
3.4.4. Алгоритм зворотного розповсюдження помилки.....	41
4 АНАЛІЗ ПІДХОДІВ ДО ПЕРЕРОБКИ ДАНИХ І ЇХ ВПЛИВ НА РЕЗУЛЬТАТ КЛАСИФІКАЦІЇ.....	43
4.1 Нормалізація зображень.....	43
4.2 Генерація додаткових даних	43
4.2.1 Зміщення і поворот.....	44
4.2.2 Яскравість і контраст.....	44
5 ДОСЛІДЖЕННЯ ВПЛИВУ ОСОБЛИВОСТЕЙ АРХІТЕКТУРИ МЕРЕЖІ НА РЕЗУЛЬТАТИ КЛАСИФІКАЦІЇ	46
5.1 Перехід від RGB до напівтонів сірого.....	46
5.2 Зміна розміру шарів	48
5.3 Multi-Scale архітектура	49
6 ІНСТРУКЦІЯ КОРИСТУВАЧА	50
7 ОХОРОНА ПРАЦІ	53
7.1 Аналіз небезпечних та шкідливих факторів при виробництві (експлуатації) виробу	53
7.2 Гігієнічні вимоги до параметрів виробничого середовища	55
7.2.1 Мікроклімат	55
7.2.2 Освітлення.....	57
7.2.3 Шум та вібрація, електромагнітне випромінювання.....	59
7.2.4 Вентилювання.....	60

7.3 Заходи з організації виробничого середовища та попередження виникнення надзвичайних ситуацій.....	61
ВИСНОВКИ	64
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ.....	66
Додаток А Комп'ютерна презентація	69

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ ТА УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

ГС – градієнтний спуск

СГС – стохастичний градієнтний спуск

НМ – нейронна мережа

ЗНМ – згорткова нейронна мережа

ВСТУП

Комп'ютерна графіка розділяється за трьома основними напрямками: візуалізація, обробка зображень і розпізнавання образів.

Основне завдання розпізнавання образів – одержання семантичного опису зображених об'єктів. Мета розпізнавання може бути різною: як виділення окремих елементів на зображенні, так і класифікація зображення в цілому. У якомусь сенсі завдання розпізнавання є зворотним стосовно завдання візуалізації. Области застосування – системи розпізнавання текстів, створення тривимірних моделей людини по фотографіях і т.п.

Область комп'ютерного зору може бути охарактеризована як молода та різноманітна. І, хоча існують більш ранні роботи, можна сказати, що тільки з кінця 1970-х почалось інтенсивне вивчення цієї проблеми, коли комп'ютери змогли керувати обробкою великих наборів даних, таких як зображення. Однак, ці дослідження зазвичай починались з інших галузей, і, відповідно, нема стандартного формулювання проблеми комп'ютерного зору. Також, і це навіть більш важливо, нема стандартного формулювання того, як повинна вирішуватись проблема комп'ютерного зору. Замість того, існує маса методів для вирішення різноманітних строго визначених задач комп'ютерного зору, де методи часто залежать від задач і рідко коли можуть бути узагальнені для широкого кола застосування. Багато з методів та застосувань все ще знаходяться на стадії фундаментальних досліджень, але все більша кількість методів знаходить застосування в комерційних продуктах, де вони часто складають частину складнішої системи, яка може вирішувати складні задачі (наприклад, в галузі медичних зображень або вимірювання та контролю якості в процесах виробництва). У більшості практичних застосувань комп'ютерного зору, комп'ютери попередньо запрограмовано для вирішення окремих задач, але методи, що базуються на знаннях, стають все більше узагальненими.

Важливою частиною в області штучного інтелекту, є автоматичне планування або прийняття рішень в системах, які можуть виконувати механічні дії, такі як пересування робота через деяке середовище. Цей тип обробки зазвичай потребує вхідних даних, що надаються системами комп'ютерного зору, діють як відеосенсор і надають високорівневу інформацію про середовище та роботу.

Інші галузі, які іноді описуються як ті, що належать до штучного інтелекту, і які використовуються відносно комп'ютерного зору, це розпізнавання образів та навчальні методи. В результаті комп'ютерний зір іноді розглядається як частина галузі штучного інтелекту чи галузі комп'ютерних наук загалом.

Ще однією галуззю, що пов'язана з комп'ютерним зором, є обробка сигналів. Багато методів обробки одномірних сигналів, зазвичай часових сигналів, можуть бути природнім шляхом розширені для обробки двовимірних чи багатовимірних сигналів в комп'ютерному зорі. Однак, через своєрідну природу зображень, існують багато методів, розроблених в галузі комп'ютерного зору, що не мають аналогів в області обробки одновимірних сигналів. Особливістю цих методів є їх нелінійність, що, разом з багатовимірністю сигналу, робить відповідну підобласть в обробці сигналів частиною області комп'ютерного зору.

Крім названих підходів до проблеми комп'ютерного зору, багато з досліджуваних питань можуть бути вивчені з суто математичної точки зору. Наприклад, більшість методів базуються на статистиці, оптимізаційній математиці або геометрії.

Нарешті, великі роботи ведуться в області практичного застосування комп'ютерного зору, в тому, як методи, що існують, можуть бути реалізовані програмно і апаратно чи як вони можуть бути змінені з метою досягнення високої швидкості роботи без істотного збільшення ресурсів, що споживаються.

1 ОГЛЯД ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

1.1 Класифікація рослин

Зелені рослини — царство живих організмів. Назва була запропонована у 1981 році, щоб відрізнити представників царства від попереднього визначення рослин, які до того не утворювали монофілетичну групу. Також царство відоме під назвою Chlorobionta або група Chlorophyta/Embryophyta. Більшість членів царства були включені до царства Рослини (Plantae) в 1866 Ернстом Геккелем. Представники царства — автотрофні організми, для яких є характерною здатність до фотосинтезу та наявність щільної клітинної оболонки, яка утворена здебільшого целюлозою. Запасною речовиною у рослин є, як правило, крохмаль. Рослини є першою ланкою всіх харчових ланцюжків, так що від них залежить життя тварин. Вони є джерелом більш як десяти тисяч біологічно активних речовин, які діють на організм людини та тварин, зокрема при вживанні у їжу. Вивченням рослин займається ботаніка.

У процесі розвитку ботаніка диференціювалася на ряд окремих наук, з яких найважливіші: морфологія рослин — наука про будову і розвиток основних органів рослин; з неї виділилися: анатомія (гістологія) рослин, що вивчає внутрішню будову рослинного організму; клітинна біологія рослин, що вивчає особливості будови рослинної клітини; ембріологія рослин, яка досліджує процеси запліднення і розвитку зародка у рослин; фізіологія рослин — наука про життєдіяльність рослинного організму, близько пов'язана з біохімією рослин — наукою про хімічні процеси в них; генетика рослин вивчає питання мінливості і спадковості рослин; завдання систематики рослин — вивчення й класифікація усіх видів рослин і створення системи рослинного світу; палеоботаніка (фітопалеонтологія) вивчає викопні рослини і близько пов'язана з філогенією рослин, завданням якої є відтворення історичного розвитку рослинного світу; географія рослин

(фітогеографія) — наука про закономірності поширення рослин на земній кулі; з неї виділились екологія рослин — наука про взаємовідношення рослинного організму і середовища — та фітоценологія (геоботаніка) — наука про рослинні угруповання.

Виділяють ще ряд спеціалізованих дисциплін, які вивчають окремі групи рослинного світу, наприклад альгологія — науку про водорості, мікологію — про гриби, ліхенологію — про лишайники, бріологію — про мохоподібні, дендрологію — про деревні породи, палінологію — про будову спор і пилку і т. д. На основі ботаніки розвинулися такі галузі науки, мікробіологія, фітопатологія, фармакологія тощо. З успіхом ботанічної науки тісно пов'язаний розвиток агрономічних дисциплін. Все більшого значення набуває використання рослин в народному господарстві, вони широко застосовуються у різних галузях промисловості (харчовій, хімічній, текстильній та ін.), ідуть на виготовлення різноманітних лікарських препаратів, антибіотиків тощо.

Розвиток ботаніки пов'язаний з практикою людини, з використанням рослинних багатств. Перший оглядовий твір з ботаніки належить учневі Арістотеля — Теофрасту (372—287 до н. е.). В 1 століття н. е. римські автори Діоскорід і Пліній Старший доповнили ці відомості. Середньовічні вчені продовжили накопичення описової інформації, розпочате античними вченими. В епоху Відродження в зв'язку із збагаченням відомостей про рослини виникла потреба в систематизації рослинного світу. Великі заслуги в справі упорядкування ботанічних знань належать Карлу Ліннею, який в середині 18 століття запровадив бінарну номенклатуру рослин, першим зробив спробу класифікації рослинного світу та розробив штучну систему, розподіливши рослинний світ на 24 класи.

Винахід мікроскопа, успіхи у хімії, техніці створили умови для розвитку анатомії, клітинної біології, ембріології рослин і вивчення мікроскопічних рослин. Фізіологія рослин тісно пов'язана з розвитком хімії і фізики; успішно вона починає розвиватися лише наприкінці 18 — на початку

19 ст., коли були відкриті дихання і фотосинтез у рослин, досліджені мінеральне живлення, їхній ріст і розмноження.

Еволюційне вчення Чарльза Дарвіна стало основою для подальшого розвитку ботаніки. З удосконаленням методики досліджень в 19 — на початку 20 ст. збагачуються відомості про рослинний світ; починається розробка філогенетичних систем, розвиваються нові галузі ботаніки — фітогеографія, екологія, палеоботаніка, фітоценологія та генетика рослин.

1.2 Значення ботаніки

Вивчення рослин має життєво важливе значення, через те що вони є фундаментом для усього тваринного світу на Землі. Рослини виробляють більшу частину кисню та продуктів харчування для забезпечення життєдіяльності людей та інших організмів. Рослини, водорості та ціанобактерії є основними групами організмів, які здійснюють фотосинтез — процес, який використовує енергію сонячного світла для перетворення води та двоокису вуглецю на вуглеводи, які можуть бути використані як джерела хімічної енергії або в органічних молекулах, які використовуються у структурних компонентах клітин. Як побічний продукт фотосинтезу рослини викидають кисень у атмосферу, газ, який необхідний майже усім організмам для здійснення клітинного дихання. Окрім того, вони впливають на глобальний вуглецевий цикл та кругообіг води, а також корені рослин зв'язують та стабілізують ґрунт, запобігаючи ерозії. Рослини мають вирішальне значення для майбутнього людського суспільства, оскільки вони дають їжу, кисень, ліки та природні ресурси для людей, а також створюють та зберігають ґрунт.

У сучасній ботаніці широкого розмаху набули дослідження структурно-функціональної організації рослинних клітин, репродукції, росту

та розвитку рослин, біохімічного складу, метаболізму та його регуляції, процесів репарації та адаптації до змін умов довкілля нижчих та вищих рослин *in vivo* та *in vitro* на органному, клітинному та молекулярному рівнях. Ці питання розглядалися на міжнародних ботанічних конгресах у Японії у 1993 році та у США у 1998 році. Крім класичних методів (морфолого-географічного, анатомічного, ембріологічного та цитологічного), застосовуються методи електронної мікроскопії, електронної цитохімії, імунохімії та імуноцитохімії, авторадіографії, молекулярної біології, біофізики, культури органів, тканин та клітин, рекомбінації молекул та генної інженерії. Ефективне використання у фундаментальних дослідженнях знаходять трансгенні рослини та мутанти. Із застосуванням відповідних методів біохімії, молекулярної біології та математики у систематиці рослин виділено такі напрями, як хемо- та геносистематика, нумерична систематика та кладистика.

За об'єктами дослідження у ботаніці виділяють альгологію — науку про водорості, мікологію — про гриби, ліхенологію — про лишайники, бріологію — про мохи; вивчення мікроскопічних організмів, переважно зі світу рослин (бактерій, актиноміцетів, деяких грибів та водоростей), виокремлюють у особливу науку — мікробіологію. Хворобами рослин, що викликаються вірусами, бактеріями та грибами, займається фітопатологія.

Основна ботанічна дисципліна - систематика рослин — розділяє різноманіття рослинного світу на супідрядні одна одній природні групи — таксони (класифікація), встановлює раціональну систему їх найменувань (номенклатура) та з'ясовує родинні (еволюційні) взаємини між ними (філогенія). У минулому систематика ґрунтувалася на зовнішніх морфологічних ознаках рослин та їх географічному поширенню, тепер систематики широко використовують також ознаки внутрішньої будови рослин, особливості будови рослинних клітин, їх хромосомного апарату, а також хімічний склад та екологічні особливості рослин. Встановлення видового складу рослин (флори) будь-якої певної території звичайно

називається флористикою, виявлення областей поширення (ареалів) окремих видів, родів та родин — хорологія (фітохорологією). Вивчення деревних та чагарникових рослин виділяють у особливу дисципліну — дендрологію.

У тісному взаємозв'язку із систематикою перебуває морфологія рослин, яка вивчає форму рослин у процесі індивідуального (онтогенез) та історичного (філогенез) розвитку. У вузькому сенсі морфологія вивчає зовнішню форму рослин та їх частин, а у більш широкому — включає анатомію рослин, що вивчає їх внутрішню будову, ембріологію, що досліджує утворення та розвиток зародка, та цитологію, що вивчає будову рослинної клітини. Деякі розділи морфології рослин виділяють у особливі дисципліни у зв'язку з їх прикладним або теоретичним значенням, наприклад: органографія — опис частин та органів рослин, палінологія — вивчення пилку та спор рослин, карпология — опис та класифікація плодів, тератологія — вивчення аномалій (терат) у будові рослин. Розрізняють порівняльну, еволюційну та екологічну морфологію рослин.

Вивченням рослин у їх взаємовідношеннях із середовищем проживання займається ряд галузей ботаніки, які іноді об'єднуються під загальною назвою екологія рослин. У більш вузькому сенсі екологія вивчає вплив місця існування на рослину, а також різноманітні пристосування рослин до особливостей цього середовища. На земній поверхні рослини утворюють певні співтовариства, або фітоценози, повторювані на більш-менш значних територіях (ліси, степи, луки, савани тощо). Дослідженням цих співтовариств займається геоботаніка або фітоценологія. У більш широкому сенсі геоботаніка змикається із вченням про екосистеми, або з біогеоценологією, що вивчає взаємини між рослинним покривом, тваринним світом, ґрунтами та підґрунтовими гірськими породами. Цей комплекс називається біогеоценозом.

Поширення окремих видів рослин на поверхні земної кулі вивчає географія рослин, а особливості розподілу рослинного покриву на Землі залежно від сучасних умов та історичного минулого — ботанічна географія.

Наука про викопні рослини — палеоботаніка — має першорядне значення для відновлення історії розвитку рослинного світу. Дані палеоботаніки мають найважливіше значення для вирішення багатьох питань систематики, морфології (включаючи анатомію) та історичної географії рослин. Її даними користується також геологія (історична геологія та стратиграфія).

Корисні властивості дикорослих рослин та можливості їх окультурення вивчає економічна ботаніка (господарська ботаніка, ботанічне ресурсознавство). Із економічною ботанікою тісно пов'язана етноботаніка — вчення про використання рослин різними етнічними групами населення земної кулі. Важливий розділ прикладної ботаніки — вивчення дикорослих родичів культурних рослин, що мають цінні властивості (наприклад, імунітет до хвороб, посухостійкість та ін.).

Фізіологію рослин та біохімію рослин не завжди відносять до ботаніки, оскільки багато фізіологічних та біохімічних процесів, що протікають у рослинах, аналогічні або навіть тотожні процесам, що протікають у тваринних організмах, і вивчаються подібними методами. Однак біохімія та фізіологія рослин відрізняються рядом специфічних рис, виключно або майже виключно властивих рослинам. Тому розмежувати фізіологію та біохімію рослин від власне ботаніки нелегко, тим більше, що фізіологічні та біохімічні особливості рослин можуть розглядатися як таксономічні ознаки, отже, цікавлять систематиків рослин. Ці ж особливості надзвичайно важливі для розуміння проблем екології та геоботаніки, географії рослин та ботанічної географії, економічної ботаніки. Генетика рослин зазвичай також розглядається як розділ загальної генетики, хоча деякі її розділи (генетика популяцій, цитогенетика) тісно пов'язані із систематикою, особливо біосистематикою, екологією рослин та геоботанікою.

Межі між перерахованими вище розділами ботаніки значною мірою умовні, через те що їхні методи нерідко перехрещуються, а дані взаємно використовуються. Важко визначити місце таких наук, як фізіологічна

анатомія та екологічна фізіологія, або відокремити використання хімічних особливостей рослин у систематиці (хемосистематика) від порівняльної біохімії рослин; паралельно з цим процесом йде і дуже вузька спеціалізація окремих ботанічних розділів.

Ботаніка тісно пов'язана із багатьма іншими науками — з екологією через палеоботаніку та індикаційну геоботаніку (використання ознак деяких рослин та їх спільнот як індикаторів деяких корисних копалин); з хімією — через біохімію та фізіологію, економічну ботаніку і фармакогнозію; з ґрунтознавством та фізичною географією — через екологію та геоботаніку; з технічними науками — через економічну ботаніку. Ботаніка — природно-історична основа сільського та лісового господарства, зеленого будівництва у містах, курортах на парках, вона вирішує багато питань харчової, текстильної целюлозно-парперової, деревообробної промисловості. Однак найважливіше завдання ботаніки — вивчення закономірностей розвитку та охорони середовища існування людства — біосфери та перш за все рослинного світу — фітосфери.

1.3 Утворення квітки

Фізіологічно і морфологічно виділяються групи ініціальних клітин, особливості поділу яких визначають наступний етап морфогенезу кожної частини квітки. Першими закладаються чашолистки, з'являються примордії пелюсток, потім послідовно закладаються тичинки і плодолисточки.

Примордії плодолисточків поступово набувають підковоподібної форми, подовжуються і зростаються краями. Таким чином утворюється маточка. На внутрішній стороні кожного плодолисточка закладається примордій сім'ябруньки. Сім'ябрунька розростається, формуючи складові частини насінного зачатка, з якого після запліднення розвивається насінина.

Насінний зачаток закладається на плаценті і здебільшого має кулясто-видовжену форму. В центрі формується нуцелус, що у більшості рослин обростає одним чи двома покривами (інтегументами), які на верхівці не зростаються один з одним, залишаючи отвір — мікропіле. Частина насінного зачатка, від якої відходить насінна ніжка, називається халазою. Насінна ніжка з'єднує сформований зачаток із плацентою і містить судинний пучок.

Нуцелус виконує функції мегаспорангія. Одна з його клітин стає археспоріальною, вона ділиться редукційним шляхом (мейоз) з утворенням чотирьох гаплоїдних макроспор. Три з них руйнуються, а одна дає початок зародковому мішку (жіночий гаметофіт). Внаслідок трьох наступних послідовних мітозів із неї у зародковому мішку з'являються 8 гаплоїдних ядер, причому після першого поділу два дочірні ядра направляються до протилежних полюсів поляризованого гаметофіта і там діляться ще два рази. Три ядра біля кожного полюса відокремлюються в клітини. Одна з клітин біля мікропіле стає яйцеклітиною (жіночою гаметою), а дві інші — синергідами. Інші три ядра на протилежному полюсі утворюють клітини-антиподи. Решта двоє ядер мігрують до центру, зливаються, перетворюючись на вторинне диплоїдне ядро центральної клітини, що дає початок ендосперму. Яйцеклітина і жіночий гаметофіт у такому вигляді готові до запліднення.

Тичинкова нитка утворюється за рахунок апікального, а потім інтеркалярного поділу і росту клітин примордію. В дистальній частині ініціальні клітини дають початок тканинам пиляка.

У пиляку клітини спорогенної тканини послідовно діляться шляхом мейозу. В результаті з материнської клітини утворюються 4 гаплоїдні мікроспори. У процесі утворення мікроспор спорогенні материнські клітини гублять більшу частину цитоплазматичних РНК і білків. Із кожної такої мікроспори формується пилкове зерно (чоловічий гаметофіт). При цьому вона збільшується в розмірах, вкривається подвійною оболонкою. Ядро мікроспори ділиться мітотично й асиметрично, в результаті чого всередині

пилкового зерна з вегетативним ядром з'являється маленька генеративна клітина зі своїм генеративним ядром. Генеративна клітина ділиться й утворює два спермії (чоловічі гамети). У багатьох видів це відбувається уже в пилковій трубці. Вегетативна клітина забезпечує життєдіяльність пилкового зерна та ріст пилкової трубки.

Таким чином, у процесі розвитку пилкового зерна шляхом мейозу, а потім мітозу, в ньому утворюється дуже редукований чоловічий гаметофіт. Він складається з однієї (покритонасінні) або кількох (голонасінні) вегетативних клітин та однієї маленької генеративної клітини зі своїм генеративним ядром, яка здебільшого поділяється на два спермії (чоловічі гамети), що беруть участь у заплідненні.

Важливу фізіологічну функцію в редуційному діленні при мікроспорогенезі виконують каротин і каротиноїди. Понижений вміст їх у пиляках призводить до порушення мікроспорогенезу та утворення абортивного пилку.

У процесі мега- і мікроспорогенезу в клітинних стінках на ранніх фазах розвитку відкладається калоза (β -1,3-глюкан), яка забезпечує тимчасову ізоляцію клітин, що переходять на генеративний шлях розвитку. Генеративна клітина при формуванні також на деякий час покривається клітинною оболонкою з калози, що необхідно для її ізоляції від цитоплазми вегетативної клітини. Потім калоза зникає і генеративна клітина залишається оточеною оболонкою з целюлози й пектину. Таким чином, тимчасова ізоляція клітин — важлива умова для переходу до генеративної фази розвитку.

Тривалість періоду цвітіння окремої квітки коливається від 2-3 годин (*Hibiscus*) до 80 днів (тропічна орхідея *Odontoglossum*). Тривалість цвітіння залежить від кількості утвореного квіткою пилку, кількості квіток та періоду цвітіння першої й останньої квітки.

1.4 Постановка задачі

Задачею роботи є розробка програмного застосунку, який розпізнає рослини за фотографією. Для цього потрібно створити нейронну мережу та організувати її навчання.

Серед архітектур нейронних мереж зупинимося на персептроні та згортковій НМ на прикладі TensorFlow та LeNet5. Основна задача персептрону – забезпечення лінійної сепарабельності. Згорткова НМ використовує один і той же банк ваги у згорткових шарах. Це покращує швидкодію і зменшує затрати пам'яті. Проаналізувавши переваги даних архітектур, і специфіку задачі, архітектура НМ буде згортковою з персептроном в кінці. Дана архітектура дозволяє користуватися привілеями згорткової нейронної мережі для вичленення фіч і персептрону для класифікації зображень.

Серед існуючих парадигм навчання НМ буде обрано кероване навчання (навчання з учителем). Навчання з учителем передбачає наявність повного набору розмічених даних для тренування моделі. Наявність повного набору датасету означає, що для кожного прикладу в навчальному наборі є відповідь, котрий і повинна отримати мережа. Після процесу навчання, коли мережа отримає нову фотографію, вона порівнює її з прикладами із навчального датасету, щоб продемонструвати відповідь. Недолік цього методу-потрібно ретельно обирати дані до датасету.

2 ПРОЕКТУВАННЯ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ КЛАСИФІКАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ

2.1 Огляд класичних архітектур НМ

2.1.1 Персептрон

Персептрон-одна з перших моделей нейромереж. Незважаючи на свою простоту, персептрон здатний навчатися і вирішувати досить складні завдання. Основна математична задача, з якою він справляється, - це лінійне розділення будь-яких нелінійних множин, так зване забезпечення лінійної сепарабельності. Типова архітектура багатошарового перцептрону схематично зображена на рисунку 3.1

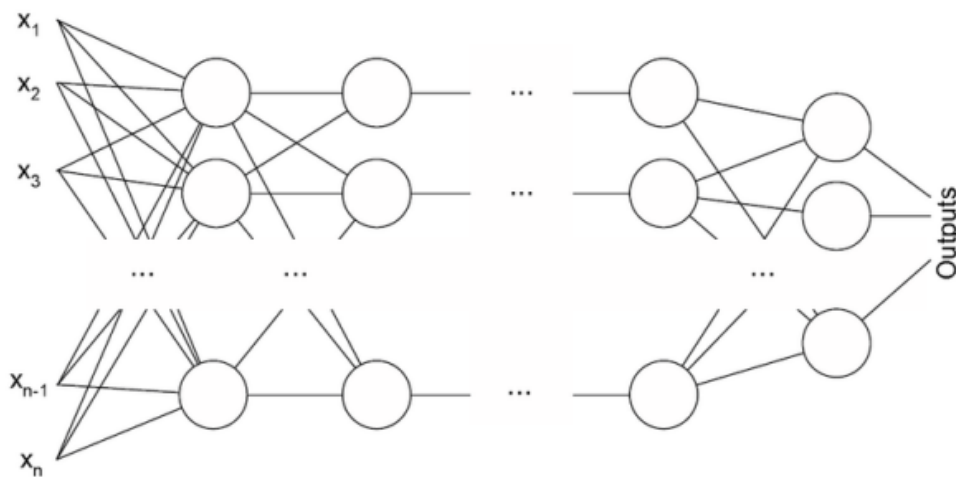


Рисунок 3.1 – Архітектура багатошарового перцептрону

Персептрон складається з трьох типів елементів, а саме: сигнали, що надходять від датчиків, передаються до асоціативних елементів, а відтак до реагуючих. Таким чином, персептрони дозволяють створити набір «асоціацій» між вхідними стимулами та необхідною реакцією на виході. В біологічному плані це відповідає перетворенню, наприклад, зорової інформації у фізіологічну відповідь рухомих нейронів.

Перцептрон застосовується для вирішення класичних задач машинного (класифікація, регресія) навчання як окрема модель, так і в складі більш складних моделей.

2.1.2 Згорткова НМ

Згорткові мережі можуть включати шари локальної або глобальної підвибірки, які поєднують виходи кластерів нейронів [1]. Вони також складаються із різних комбінацій згорткових та повноз'єднаних шарів, із застосуванням потокової нелінійності в кінці кожного шару. Для зниження числа вільних параметрів та покращення узагальнення вводиться операція згортки на малих областях входу. Однією з головних переваг згорткових мереж є використання спільної ваги у згорткових шарах, що означає, що для кожного пікселя шару використовується один і той же фільтр (банк ваги); це як зменшує обсяг необхідної пам'яті, так і поліпшує продуктивність.

Класичними реалізаціями ЗНМ, що стали проривом в індустрії, є LeNet5 та AlexNet.

LeNet5 – новаторська 7-шарова згорткова мережа, розроблена Яном ЛеКуном в 1995, яка класифікує рукописні цифри. Застосовується банками для розпізнавання рукописних цифр на оцифрованих чеках. На вхід приймає зображення розміром 28x28 пікселів у напівтонах сірого. Можливість обробляти зображення з більш високою роздільною здатністю вимагає більшої кількості шарів згортки, так що ця методика обмежена доступністю обчислюваних ресурсів.

Велика згорткова нейронна мережа для класифікації зображень з високою роздільною здатністю була тренувана на датасеті ImageNet LSVRC-2010, що налічував 1,3 мільйона екземплярів в 1000 різних класів. Архітектура мережі зображена на рисунку 3.2. Нейронна мережа, яка має 60

мільйонів параметрів і 500000 нейронів, складається з п'яти шарів згортки, за деякими з яких знаходяться пулінгові шари (шари підвибірки), і пов'язаний перцептрон в кінці. Для того, щоб навчання відбувалося швидше, було розроблено паралельну реалізацію згортальних мереж на GPU. Для зменшення перенавчання в повнозв'язних шарах було використано новий метод регуляризації, який виявився дуже ефективним.

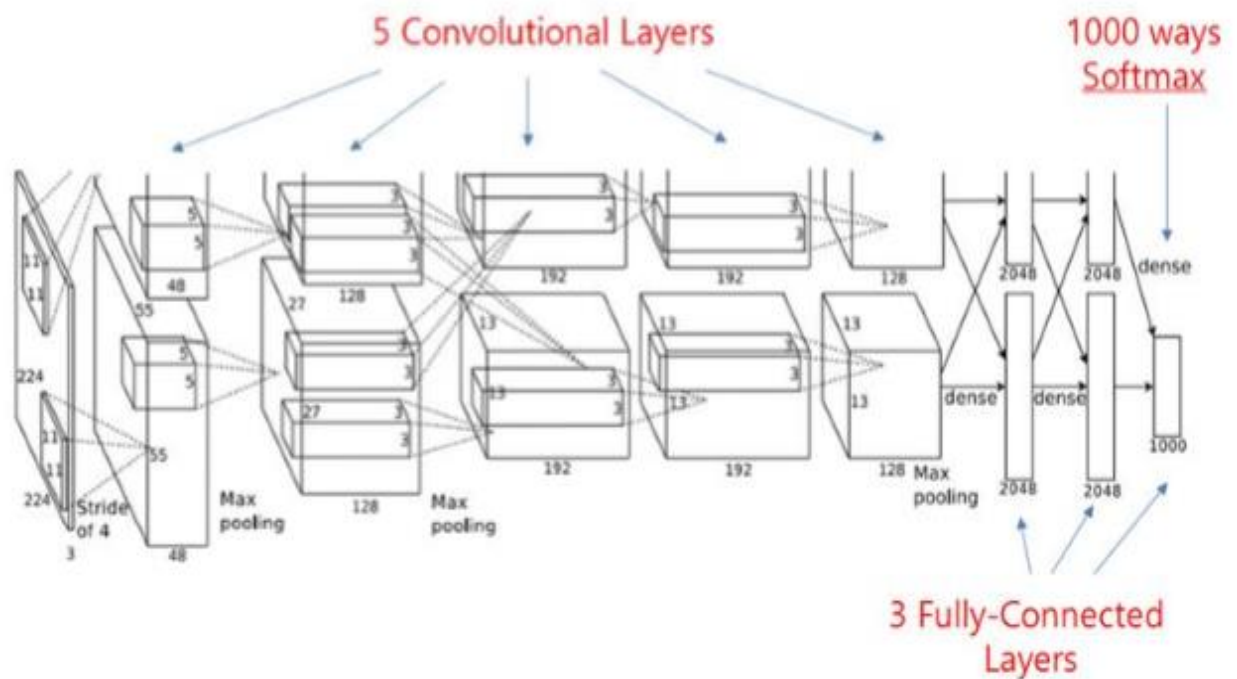


Рисунок 3.2 – Архітектура AlexNet

2.2 Визначення задачі

2.2.1 Опис вхідних даних

Вхідними даними до задачі класифікації рослин є датасет, що налічує близько 750000 екземплярів. Екземпляром є кольорове зображення, що містить мітку одного з класів, до якого належить рослина. Таким чином,

датасет містить 600000 розмічених екземплярів. Решта є нерозміченими і будуть використані для валідації і тестування моделі.

2.2.2 Опис вихідних даних

Вихідними даними є клас рослини, зображення якої було «зкормлено» нейронній мережі, і яку вона до цього не бачила. Таким чином, буде побудована модель, що здатна класифікувати рослини, класи яких представлені в навчальній вибірці.

2.2.3 Розмірність задачі

Таким чином, маємо датасет рослин, розміри якого в першу чергу визначають розмірність задачі. Ключова інформація про дані наведена у таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Основні статистики датасету

Об'єм навчальної вибірки	583480
Об'єм валідаційної вибірки	42870
Об'єм тестувальної вибірки	123650
Кількість класів	585

2.3 Вибір початкової архітектури НМ

2.3.1 Поєднання згорткової та повнозв'язної архітектур

Зважаючи на викладений вище огляд типових архітектур нейронних мереж і на клас задачі, що вирішується в даній роботі (задача класифікації зображень), архітектура нейронної мережі буде спроектована наступним чином: поєднаємо згорткову нейронну мережу для вичленення ключових ознак і повнозв'язний перцептрон для класифікації екземплярів [2]. Отримаємо мережу схожу до мереж сімейства LeNet (рис.3.3).

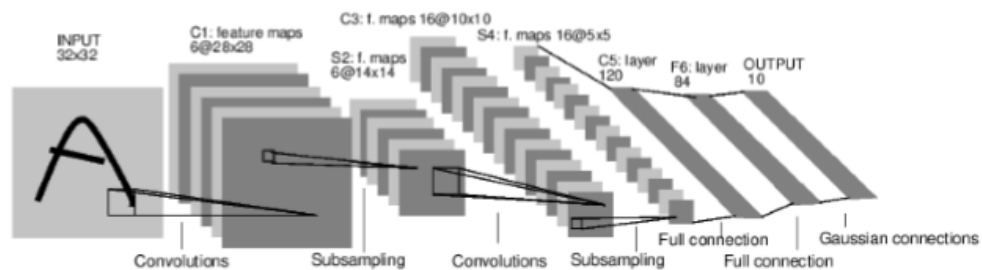


Рисунок 3.3 – Архітектура LeNet –подібної згорткової нейромережі

2.3.2 Обрання початкових розмірів нейромережі

Спроектвана нейронна мережа приймає на вхід зображення, представлене масивом цілих чисел. Конволюційна нейронна мережа дозволяє вичленити з зображення ключові його елементи, по яких можна класифікувати або розпізнати ті чи інші об'єкти.

Емпірично встановлено, що для даного формату вхідних даних конволюційні фільтри розміром 5x5 дозволяють виділити найважливіші характеристики зображення, не пропустивши важливих фіч. Застосуємо декілька таких фільтрів до вхідного зображення.

Наприклад, маємо 6 фільтрів розмірністю 5×5 , що проініціалізовані випадковими значеннями ваг. Тоді після першого шару згортки отримаємо 6 карт фіч (feature map) розміром 28×28 .

Для того щоб мінімізувати кількість параметрів нейромережі і виділити тільки найважливіші фічі, застосовується пулінг. Візьмемо розмірність сітки пулінгу 2×2 і крок сітки 1. Тоді після шару пулінгу отримаємо 6 карт фіч розміром 14×14 .

Застосуємо 16 фільтрів розмірністю 5×5 . І після другого шару згортки отримаємо 16 карт фіч (feature map) розміром 10×10 . Після другого шару пулінгу маємо 16 карт фіч розміром 5×5 .

Таким чином, кількість параметрів нейромережі зменшується майже в 8 разів. Далі приєднаний повнозв'язний перцептрон з одним прихованим шаром. Задамо кількість нейронів в прихованому шарі 120.

2.3.3 Обрання активаційних функцій

У якості активаційних функцій доцільно обрати будь-які неспадні диференційні функції, що діють на множині дійсних чисел. Можливі варіанти такі: лінійна функція з насиченням, ReLU, сигмоїд, тангенс гіперболічний, порогова функція. Деякі з них зображені на рис. 3.4.

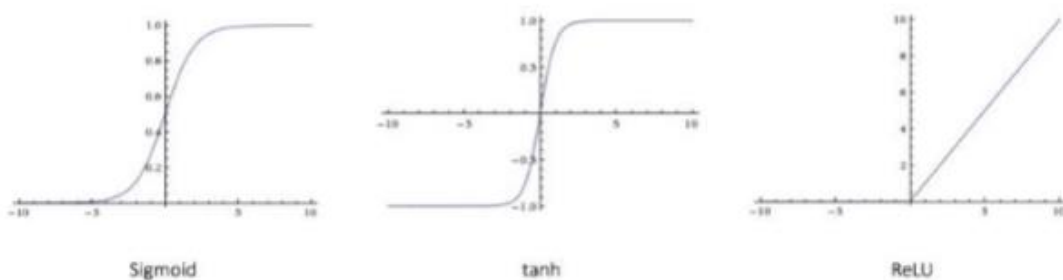


Рисунок 3.4 – Види активаційних функцій

Використаємо ReLU: $h(a) = \max(0, a)$, де $a = WX + b$. Застосування ReLU забезпечує дві ключові переваги, що дозволяють пришвидшити навчання нейромережі: розріженість та менша ймовірність розмиття градієнту в порівнянні з використанням інших активаційних функцій.

Розрідженість виникає, коли $a < 0$. Чим більша кількість нейронів з ReLU активацією в шарі, тим більша розрідженість результуючого представлення. Сигмоїд же, наприклад, завжди повертає деяке ненульове значення, що призводить до «згущення» представлення. З точки зору швидкості навчання розріджене представлення завжди краще за «згущене».

2.3.4 Інтерпретація виходів повнозв'язного перцептрона

Побудована за такою схемою мережа має на своїх виходах деякі числа. Кожен вихід характеризує вхідний екземпляр відповідно конкретному класу. Для підвищення інтерпретованості моделі є сенс виразити отримані величини у ймовірнісній формі, так, щоб модель давала відповідь на питання: до якого класу найімовірніше належить вхідний екземпляр. Для цього до виходів повнозв'язного перцептрона підключимо Softmax-функцію (функція експоненційної нормалізації). Така функція дозволяє перетворити деякий k -мірний вектор z в k -мірний вектор $s(z)$ дійсних чисел на проміжку від 0 до 1, такий що сума його елементів завжди дорівнює 1. Формула перетворення j -го елемента наведена нижче:

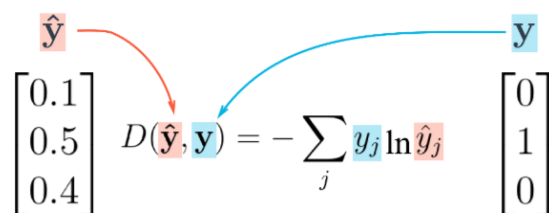
$$\sigma(z)_j = \frac{e^{z_j}}{\sum_{k=1}^K e^{z_k}} \text{ for } j=1, \dots, K.$$

Тепер мережа готова дати відповідь на поставлене питання, але для її навчання цього недостатньо.

2.3.5 Перехресна ентропія і функція втрат

Для того, аби нейронна мережа працювала згідно наших очікувань, її необхідно навчити. Для цього, в свою чергу, треба визначити «оцінку якості» роботи нейромережі. Застосуємо підхід, що називається перехресною ентропією. Представимо усі можливі класи у якості ймовірнісних векторів (one-hot encoding), так що для і-го класу і-й елемент вектора дорівнює 1, а всі інші елементи вектора дорівнюють 0. Тепер, під час навчання нейромережа отримує на вхід екземпляр розміченого датасету. Даний клас має відповідне векторне представлення. На виходах мережі сформується ймовірності належності рослини до кожного з класів. Отже, необхідно навчити мережу таким чином, щоб вихід, що відповідає класу «Стоп», мав найближче до 1 значення серед усіх інших виходів. Інакше кажучи, треба мінімізувати різницю між виходом нейромережі і вектором зображення.

Питання полягає в тому, яким чином виразити цю різницю між двома векторами. Є багато різних способів. Одним з ефективних є перехресна ентропія. Величина перехресної ентропії двох векторів визначається за формулою на рис. 3.5:



$$D(\hat{\mathbf{y}}, \mathbf{y}) = - \sum_j y_j \ln \hat{y}_j$$

Рисунок 3.5 – Перехресна ентропія двох векторів

Оскільки функція логарифму набуває від'ємних значень на інтервалі (0; 1), то чим ближче вихід нейромережі для правильного класу до 1, тим менше значення величини перехресної ентропії D . $D=0$ означатиме, що

нейромережа класифікувала екземпляр як правильний клас з імовірністю 100%.

Отже, величина перехресної ентропії і є оцінкою якості роботи нейромережі, оцінкою якості класифікації. Така функція, що дозволяє оцінити якість роботи нейромережі залежно від її параметрів, називається функцією втрат. Чим менше значення функції втрат, тим краще відпрацювала нейромережа і тим вища точність класифікації.

3 МАТЕМАТИЧНІ МЕТОДИ НАВЧАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

3.1 Розповсюдження інформації у нейронній мережі

За своєю сутністю, нейронна мережа є обчислювальний граф, який може обчислити інформацію будь-якої складності. Інформація у нейронній мережі розповсюджується, починаючи від вхідного шару нейронів, через приховані шари, до вихідного шару ш на вихідних нейронах отримується результат опрацювання сигналу. В мережах такого типу немає зворотніх зв'язків. Принципом нейронної мережі прямого поширення є перцептрон Розенблата, від якого і беруть свій початок нейромережі прямого розповсюдження.

У вершинах обчислювального графа знаходяться деякі оператори, що виконують операції над вхідними операндами. Так, у нейронах нейронної мережі зазвичай відбувається лінійна комбінація вектору вхідних сигналів і векторів ваг.

На рисунку 4.1 наведена реалізація функції XOR на нейронній мережі з одним прихованим шаром. У якості активатора застосовується порогова функція

У випадку задачі, що вирішується в даній роботі, на вхід нейромережа отримує 3-канальні пікселі зображення різного розміру. На виході маємо число, що характеризує якість класифікації.

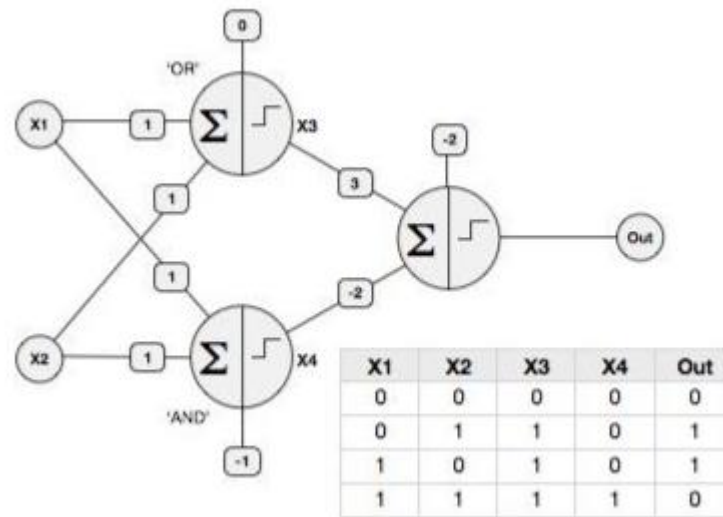


Рисунок 4.1 - Реалізація функції XOR на нейронній мережі

3.2 Зведення задачі навчання НМ до задачі оптимізації

Необхідно побудувати модель – навчити нейронну мережу – яка зможе достатньо точно відтворити функцію, що діє із множини зображень рослин, представлених у датасеті, на множину класів.

У попередньому розділі була отримана оцінка якості класифікації нейронної мережі. Оцінкою є значення перехресної ентропії, яка залежить від виходів нейронної мережі, а отже, й від усіх параметрів (ваг) нейронної мережі.

Модель тим точніше апроксимує залежність, чим менше значення має функція втрат. Таким чином, щоб навчити нейронну мережу, необхідно мінімізувати функцію втрат стосовно ваг нейронної мережі. Саме так задача навчання нейронної мережі зводиться до задачі багатовимірної оптимізації функції.

Отже, мета навчання нейронної мережі – знайти такі значення параметрів(ваг), при яких помилка класифікації буде мінімальною.

3.3 Методи оптимізації багатовимірних задач

Одним з найпопулярніших методів оптимізації, що застосовуються для оптимізації нейронних мереж, є методи засновані на обчисленні градієнта. Зокрема градієнтний спуск. Існує багато технік і модифікацій для того, щоб пришвидшити збіжність методу.

Градiєнтний спуск (ГС) – це спосiб мiнiмiзувати цiльову функцiю $C(\theta)$, де $\theta \in \mathbb{R}^d$ – параметри моделi, шляхом оновлення параметрiв у напрямi, протилежному градиєнту цiльової функцiї $\nabla_{\theta} C(\theta)$ [3]. Параметр η – означає крок алгоритму, який виконується в напрямi (локального) мiнiмуму. Iнакше кажучи, вiдбувається рух в напрямi схилу по поверхнi цiльової функцiї аж поки не буде досягнуто «долини».

Існує три варіанти градієнтного спуску, які застосовуються в залежності від кількості даних, що використовуються. В залежності від кількості даних обирається «золота середина» між точністю оновлення параметрів і часом, який необхідний для оновлення.

3.3.1 Градієнтний спуск

Відомий також як пакетний градієнтний спуск, розраховує величину оновлення параметрів функції втрат на цілому датасеті.

$$\theta = \theta - \eta \nabla_{\theta} C(\theta),$$

де θ – параметр моделі;

η – швидкість навчання – крок градієнтного спуску, який виконується в напрямі локального мінімуму.

Оскільки необхідно розрахувати градієнти на цілому датасеті для того, щоб зробити одне оновлення, пакетний градієнтний спуск може дуже повільно сходитися і займати дуже великий об'єм оперативної пам'яті. Пакетний градієнтний спуск також не дозволяє оптимізувати модель «онлайн», наприклад, коли датасет розширюється нальоту.

3.3.2 Стохастичний градієнтний спуск

Навпроти, стохастичний градієнтний спуск (СГС) виконує оновлення параметрів для кожного екземпляра з навчальної вибірки $(x^{(i)}, y^{(i)})$:

$$\theta = \theta - \eta \nabla_{\theta} C(\theta; x^{(i)}; y^{(i)}).$$

Пакетний ГС виконує надлишкові обчислення для великих масивів даних, оскільки розраховує градієнт для подібних екземплярів датасету, а потім лише раз оновлює параметри. СГС позбавлений такої надлишковості, оскільки виконує одне оновлення для кожного екземпляру. У зв'язку з цим, як правило, СГС сходиться набагато швидше, і може бути використаний для навчання нальоту.

СГС виконує часті оновлення з високою дисперсією, що призводить до сильних флуктуацій цільової функції [3], як показано на рис. 4.2.

У той час як пакетний ГС застрягне в ямі локального мінімуму, флуктуації СГС «вибивають» його з ями і, з одного боку, дозволяють йому перейти на нові і потенційно нижчі локальні мінімуми. З іншого боку, це в кінцевому підсумку ускладнює збіжність до точного мінімуму. Проте доведено, що якщо повільно зменшувати швидкість навчання, СГС поводить себе як і пакетний ГС. Тобто сходиться до локального або глобального мінімуму для неопуклої і опуклої поверхні відповідно.

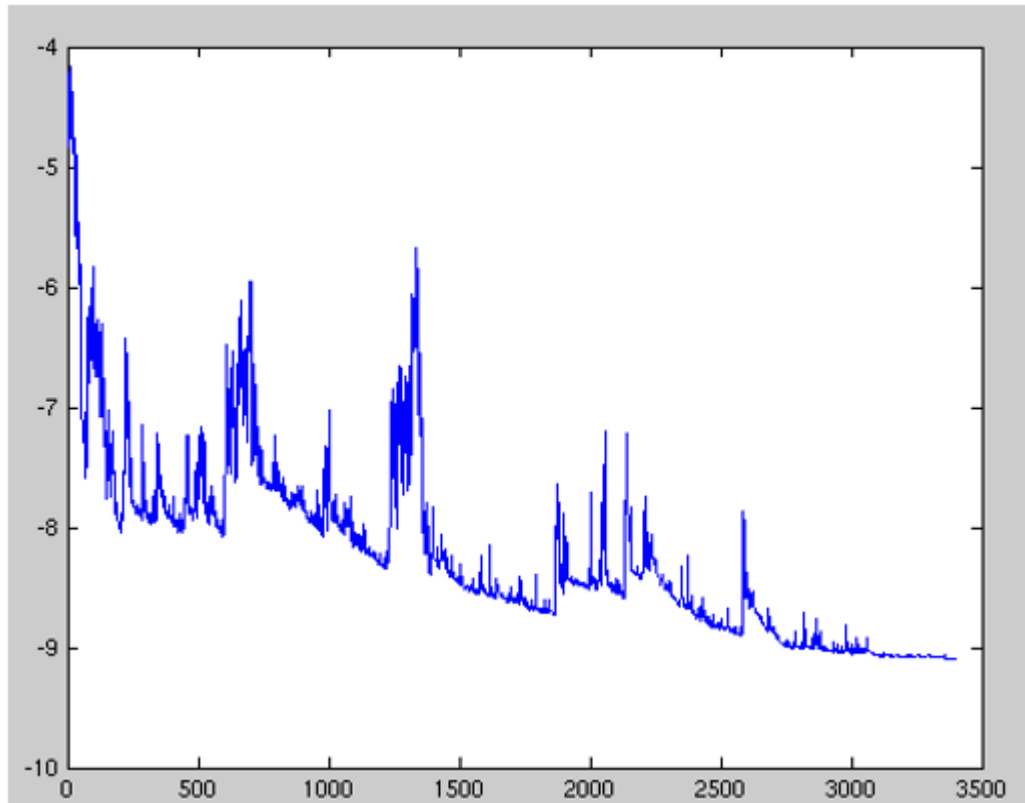


Рисунок 4.2 – Коливання СГС

3.3.3 Міні-пакетний градієнтний спуск

Міні-пакетний градієнтний спуск є «золотою серединою» між пакетним ГС і стохастичним ГС.

$$\theta = \theta - \eta \nabla_{\theta} C(\theta; x^{(i:i+n)}; y^{(i:i+n)}).$$

Таким чином, міні-пакетний ГС зменшує флуктуації під час оновлення параметрів, що може призвести до кращої збіжності. Типовий розмір міні-пакету обирається між 50 і 256 екземплярами. Зазвичай для навчання нейромереж обирається саме міні-пакетний ГС. Часто, коли мова йде про використання стохастичного ГС, мається на увазі саме міні-пакетний ГС.

Однак застосування міні-пакетного ГС не гарантує збіжність. Виникають декілька викликів, які необхідно вирішити для ефективної оптимізації:

- вибір правильної швидкості навчання може бути складним. Мала швидкість навчання призводить до вкрай повільної збіжності, в той час як швидкість навчання, що є занадто великою, може перешкоджати збіжності, викликаючи коливання функції втрат навколо мінімуму або навіть призводити до розбіжності;

- графіки зміни швидкості навчання [4] намагаються регулювати швидкість навчання в процесі навчання, наприклад, за допомогою «відпалу» («annealing»), тобто зменшення швидкості навчання відповідно до заздалегідь визначеного розкладу, або коли значення цільової функції між епохами падає нижче деякого порогового значення. Ці графіки і порогові, однак, повинні бути визначені заздалегідь, і, таким чином, не можуть пристосовуватися до характеристик конкретного набору даних [5];

- більше того, одна й та сама швидкість навчання застосовується для оновлення всіх параметрів. Якщо дані розріджені і фічі мають дуже різні частоти, не треба оновлювати всі фічі однаково. Можливо, краще сильніше оновлювати фічі, що зустрічаються рідко;

- ключовою проблемою мінімізації неопуклих функцій є «застрягання» в локальних мінімумах. Дофін і ін. [6] стверджує, що труднощі виникають справді не в локальних мінімумах, а в сідлових точках. Ці сідла зазвичай оточені плато, що унеможлиблює правильну роботу стохастичного ГС, так як градієнт близький до нуля по всіх напрямках.

3.3.4 Техніка моменту

Стохастичний ГС має труднощі з пошуком ярів [7] (областей, в яких криві поверхні набагато похиліші в одному вимірі, ніж в іншому), які зазвичай зустрічаються навколо локальних оптимумів. В таких випадках, Стохастичний ГС стрибає по схилах яру, дуже повільно наближаючись до локального оптимуму (рис.4.3).



Рисунок 4.3 – Стохастичний ГС без моменту

Метод (або техніка) моменту – це метод, який допомагає прискорити Стохастичний ГС у відповідному напрямку і згладжує коливання, як можна бачити на рисунку 4.4.

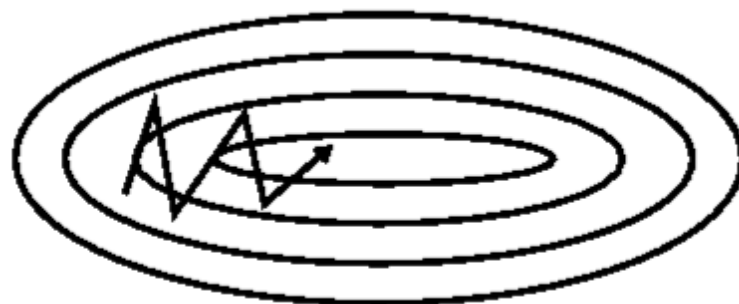


Рисунок 4.4 – Стохастичний ГС з моментом

Це відбувається завдяки додаванню компоненти γ , що містить інформацію про оновлення вагів на попередньому кроці. Концептуально, це означає використання накопичених з попередніх кроків знань про те, в якому напрямку відбувається оптимізація. Тепер рівняння оновлення параметрів можна переписати наступним чином:

$$v_t = \gamma v_{t-1} + \eta \nabla_e C(\theta),$$

$$\theta = \theta - v_t.$$

Величина моменту γ у формулі зазвичай встановлюється близько 0.9. Момент буде збільшувати величину оновлення параметрів для вимірів, градієнти яких вказують в тому ж напрямі, куди відбувається рух, і зменшувати величину оновлення для вимірів, градієнти яких змінюють напрям.

3.3.5 Метод Адам

Метод Адам (Adaptive Moment Estimation) [8] дозволяє регулювати швидкість навчання залежно від параметра, виконуючи більші оновлення для рідких параметрів і маленькі оновлення для частих параметрів. Метод використовує не лише накопичені значення градієнтів з попередніх кроків, а і накопичені значення квадратів градієнтів. Накопичення відбувається шляхом так званого експоненційного розпаду середнього (exponentially decaying average). Завдяки цьому значення з останніх кроків роблять набагато більший внесок в сумарне значення, ніж значення градієнтів з перших кроків.

$$m_t = \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) g_t,$$

$$v_t = \beta_2 v_{t-1} + (1 - \beta_2) g_t^2.$$

де m_t – оцінка першого моменту (середнє);

v_t – оцінка другого моменту (дисперсія) градієнту.

Оскільки m_t і v_t у формулах ініціалізуються нулями, було помічено, що вони тяжіють до нулів, особливо під час початкових кроків і, особливо, коли коефіцієнт розпаду малий (β_1 і β_2 близькі до 1). Для вирішення цієї проблеми на значення моментів накладається штраф:

$$\hat{m}_t = \frac{m_t}{1 - \beta_2^t},$$

$$\hat{v}_t = \frac{v_t}{1 - \beta_2^t}.$$

Далі отримані значення можна використовувати для оновлення параметрів за формулою:

$$\theta_{i+1} = \theta_t - \frac{\eta}{\sqrt{\hat{v}_t} + \epsilon} \hat{m}_t.$$

Автори методу пропонують наступні значення для параметрів: $\beta_1 = 0.9$, $\beta_2 = 0.999$, $\epsilon = 10^{-8}$. Емпірично доведена конкурентність методу Адам у порівнянні з аналогами як то метод Нестерова, Adagrad, Adadelatа, RMSprop [8].

3.4 Метод зворотного розповсюдження помилки

Метод зворотного поширення помилки (англ. Backpropagation) - метод навчання нейронної мережі, що базується на градієнтних методах

оптимізації. Це ітеративний градієнтний алгоритм, який використовується з метою мінімізації помилки роботи нейронної мережі і отримання бажаного виходу.

Основна ідея цього методу полягає в поширенні сигналів помилки від виходів мережі до її входів, в напрямку, зворотному прямому поширенню сигналів у звичайному режимі роботи [9]. Для можливості застосування методу зворотного поширення помилки передавальна функція нейронів повинна бути диференційована.

Метою застосування методу зворотного поширення помилки є знаходження кроку зміни вагів нейронної мережі для методу градієнтного спуску або його модифікації. Необхідно зрозуміти, як зміна параметрів мережі призводить до зміни значення функції втрат. Інакше кажучи, якщо визначені функція втрат C , матриці вагів w і вектори зміщень b , треба знайти значення похідних $\frac{\partial C}{\partial w_j^i}$ і $\frac{\partial C}{\partial b_j^i}$.

Для того щоб порахувати значення похідних, введемо проміжну величину δ_j^l , яку назвемо помилкою в j -му нейроні l -го шару і визначимо як значення часткової похідної функції втрат по виходу лінійної комбінації вектору вагів і входів нейрона:

$$\delta_j^i = \frac{\partial C}{\partial z_j^i}$$

У формулі закладено глибокий математичний сенс помилки. Якщо значення часткової похідної функції втрат по виходу лінійної комбінації – велике за модулем число, це означає, що даний вектор ваг є неоптимальним, а відповідно помилка є великою. І навпаки: якщо відношення у формулі є близьким до нуля, це означає, що майже неможливо покращити значення функції втрат за рахунок зміни зваженого входу нейрону. А відповідно, вектор ваги знаходиться біля оптимуму і помилка в нейроні невелика.

Метод зворотного поширення помилки ґрунтується на чотирьох фундаментальних рівняннях. Разом ці рівняння дозволяють визначити помилку нейронів, а відповідно і градієнт функції втрат.

3.4.1 Рівняння помилки у вихідному шарі

Дане рівняння дозволяє отримати помилку на кожному нейроні вихідного шару.

$$\delta_j^i = \frac{\partial C}{\partial a_j^i} \sigma'(z_j^i).$$

Використовуючи правило похідної складної функції, отримуємо залежність величини помилки від зваженої суми входів нейрона вихідного шару. Кожна з компонент даного рівняння є простою обчислювальною задачею. У формулі z_j^i обчислюється під час прямого ходу мережі, а $\sigma'(z_j^i)$ залежить від форми функції втрат. Так, обчислення похідної функції перехресної ентропії від активації, є, очевидно, простою задачею.

Формула є покомпонентним виразом для δ^L . Однак простіше для сприйняття переписати рівняння у векторній формі:

$$\delta^L = \nabla_{\alpha} C \cdot \sigma'(z^L),$$

де $\nabla_{\alpha} C$ - градієнт, вектор, чий компоненти - часткові похідні $\frac{\partial C}{\partial a_j^i}$.

Таким чином, $\nabla_{\alpha} C$ виражає величину зміни C відносно виходів нейромережі.

3.4.2 Рекурентне рівняння помилки у довільному шарі

Одразу запишемо рівняння у векторній формі:

$$\delta^l = ((w^{l+1})^T \delta^{l+1}) \cdot \delta'(z^l),$$

де w^{l+1} – транспонована матриця вагів (l+1)-го шару.

Інтуїтивно, вираз $((w^{l+1})^T \delta^{l+1}) \cdot \delta'(z^l)$ демонструє, як помилка розповсюджується від (l+1)-го шару до l-го.

Комбінуючи ці дві формули, можна розрахувати вектор помилок на будь-якому шарі нейронної мережі. Починаючи з розрахунку вектора помилок на вихідному шарі, поступово розраховуємо помилку на кожному наступному шарі, рухаючись від виходів нейромережі до її входів.

3.4.2 Рівняння зміни функції втрат відповідно до зміни зміщення

Покомпонентне рівняння виглядає наступним чином:

$$\frac{\partial C}{\partial b_j^i} = \delta_j^i.$$

Таким чином, помилка δ_j^i точно дорівнює величині зміни функції втрат стосовно зміщення b_j^i . Переписавши рівняння в векторній формі, отримаємо:

$$\frac{\partial C}{\partial b} = \delta.$$

3.4.3 Рівняння зміни функції втрат відповідно до зміни ваг

Покомпонентне рівняння виглядає наступним чином:

$$\frac{\partial C}{\partial w_{jk}^i} = \alpha_k^{l-1} \delta_j^l.$$

Дане рівняння дозволяє визначити, як зміна вагів впливає на зміну значення функції втрат через відомі значення активацій $(l - 1)$ -го шару і помилки на l -му шарі. Рівняння може бути переписане без надлишкових індексів:

$$\frac{\partial C}{\partial b} = \alpha_{in} \delta_{out}.$$

З даного рівняння очевидно, що якщо значення активації нейрона близьке до нуля, то і компонента градієнту $\frac{\partial C}{\partial b}$ також буде малою. В такому випадку, кажемо, що вага навчається повільно, маючи на увазі, що вона не змінюється. Інакше кажучи, ваги, що зважують нейрони з малою активацією, навчаються повільно.

3.4.4. Алгоритм зворотного розповсюдження помилки

1) Чотири вище викладених рівняння забезпечують методику обчислення градієнта функції втрат. Підсумовуючи, знайти усі компоненти градієнту можна наступним чином:

2) Вхід. Розрахувати відповідні активації вхідного шару.

3) Прямий хід: для кожного шару $l = 2, 3, \dots, L$ розрахувати $z^l = w^l a^{l-1} + b^l$ та $a^l = \sigma(z^l)$.

4) Помилка у останньому шарі: обчислити вектор $\delta^L = \nabla_a C \cdot \sigma'(z^L)$.

5) Розрахувати помилку на кожному з нейронів за рекурентною формулою: для будь-якого $l = L-1, L-2, \dots, 2$ обчислити $\delta^l = ((w^{l+1})^T \delta^{l+1}) \cdot \sigma'(z^l)$.

6) Компоненти градієнту обчислюються за формулами.

4 АНАЛІЗ ПІДХОДІВ ДО ПЕРЕРОБКИ ДАНИХ І ЇХ ВПЛИВ НА РЕЗУЛЬТАТ КЛАСИФІКАЦІЇ

У даному розділі буде досліджено вплив різних технік передобробки даних на точність класифікації моделі. Архітектура початкової моделі описана в підрозділі 1.3. Основні кількісні характеристики датасету наведені в таблиці 2. Встановимо наступні гіперпараметри моделі: швидкість навчання рівна 0.001, кількість епох рівна 20. На початковій архітектурі зі швидкістю навчання рівній 0.001 і кількістю епох рівній 20 модель показує точність класифікації рівну 87%.

4.1 Нормалізація зображень

Вхідні дані можуть бути нормалізовані таким чином, щоб вони мали математичне очікування рівне 0. На практиці доведено, що нормалізація датасету робить модель більш стійкою до ініціалізації параметрів мережі і пришвидшує збіжність методу оптимізації.

У даній роботі застосування нормалізації призвело до суттєвого покращення результату класифікації. Точність класифікації становить 90.8% проти початкових 87%.

4.2 Генерація додаткових даних

У ході «зкормлення» зображень нейронній мережі виявилось, що розподіл надто нерівномірний. Деякі класи недопредставлені в датасеті (250

екземплярів), а інші – перепредставлені (більше 2000 екземплярів). В такому випадку навчена модель може тяжіти до перепредставлених класів. Для вирішення цієї проблеми можна згенерувати додаткові дані, що зробить розподіл більш рівним і розширить тренувальну вибірку.

4.3. Зміщення і поворот

Один із способів розширити датасет корисними даними – це генерація зображень під різними кутами огляду. OpenCV чи SciPy дозволяють легко це зробити, застосувавши афінні перетворення, такі як поворот і перенесення. Афінні перетворення – це такі перетворення лінійного простору, при яких паралельні прямі залишаються паралельними.

Генерація сорока тисяч екземплярів зі зміщенням і поворотом допомогла підвищити точність класифікації до 92.5%

4.4 Яскравість і контраст

Інакше датасет можна розширити змінюючи яскравість чи контраст зображень. Генеруючи нові зображення з меншою і більшою яскравістю, меншим і більшим контрастом, модель стає стійкішою до можливих випадків вхідних даних.

Генерація сорока тисяч екземплярів зі зміщенням, поворотом і зміненою яскравістю допомогла підвищити точність класифікації на 3.5%. Після застосування описаних вище перетворень маємо точність класифікації 93.5%. Через слабкі обчислювальні потужності машини не вдалося

згенерувати більше екземплярів. Більше розширення датасету дало б ще кращий результат.

У розділі описані декілька підходів до попередньої обробки навчального набору даних з метою підвищити точність класифікації. До датасету були застосовані нормалізація зображень, генерація нових екземплярів шляхом афінних перетворень і зміни яскравості.

Точність класифікації початкової моделі на сирому датасеті складає 87%. Застосування нормалізації зображень дозволило підвищити точність класифікації до 90%. Ще 3.5% точності були отримані завдяки генеруванню і аугментації зображень.

5 ДОСЛІДЖЕННЯ ВПЛИВУ ОСОБЛИВОСТЕЙ АРХІТЕКТУРИ МЕРЕЖІ НА РЕЗУЛЬТАТИ КЛАСИФІКАЦІЇ

Архітектура нейронної мережі – один з найважливіших аспектів, що визначає точність класифікації, а, відповідно, і загальну якість моделі. На жаль, не існує універсального рецепту проектування архітектури нейромережі. Кожна окрема задача вимагає особливого підходу до проектування, а відтак і власної архітектури.

Спираючись на деякі апріорні припущення і вдалий досвід вирішення схожих задач, необхідно провести ряд експериментів, аби зрозуміти, які архітектурні компоненти дійсно впливають на точність класифікації.

При цьому необхідно пам'ятати, що нейронна мережа – це обчислювальний граф з дуже великою кількістю параметрів, зберігання яких і маніпуляції над якими вимагають значних обчислювальних ресурсів.

У даному розділі будуть описані спроби відшукати оптимальну архітектуру нейронної мережі, зважаючи на наявні обчислювальні ресурси і особливості задачі, що вирішується.

5.1 Перехід від RGB до напівтонів сірого

Така маніпуляція над вхідними даними має ключову відмінність від попередніх. Вона вимагає зміни архітектури нейромережі. В підрозділі 1.3 була обрана початкова архітектура, що приймає на вхід зображення, представлене тривимірним масивом розмірністю $32 \times 32 \times 3$. Тут 32 – це висота і ширина зображення, а 3 – позначає кількість каналів: R, G, B.

Припустимо, що колір зображення, що передається каналами R, G, B не несе важливої інформації для моделі. Тоді доцільним виглядає зменшення

кількості параметрів моделі шляхом перетворення зображення з RGB-простору у напівтони сірого.

Насправді, таке перетворення є переходом з RGB-простору у YUV-простір, де Y-компонента – яскравість, а дві інші – кольороворізносні. На рис. 5.1 наведений приклад зображення у YUV-просторі, розкладеного за компонентами.

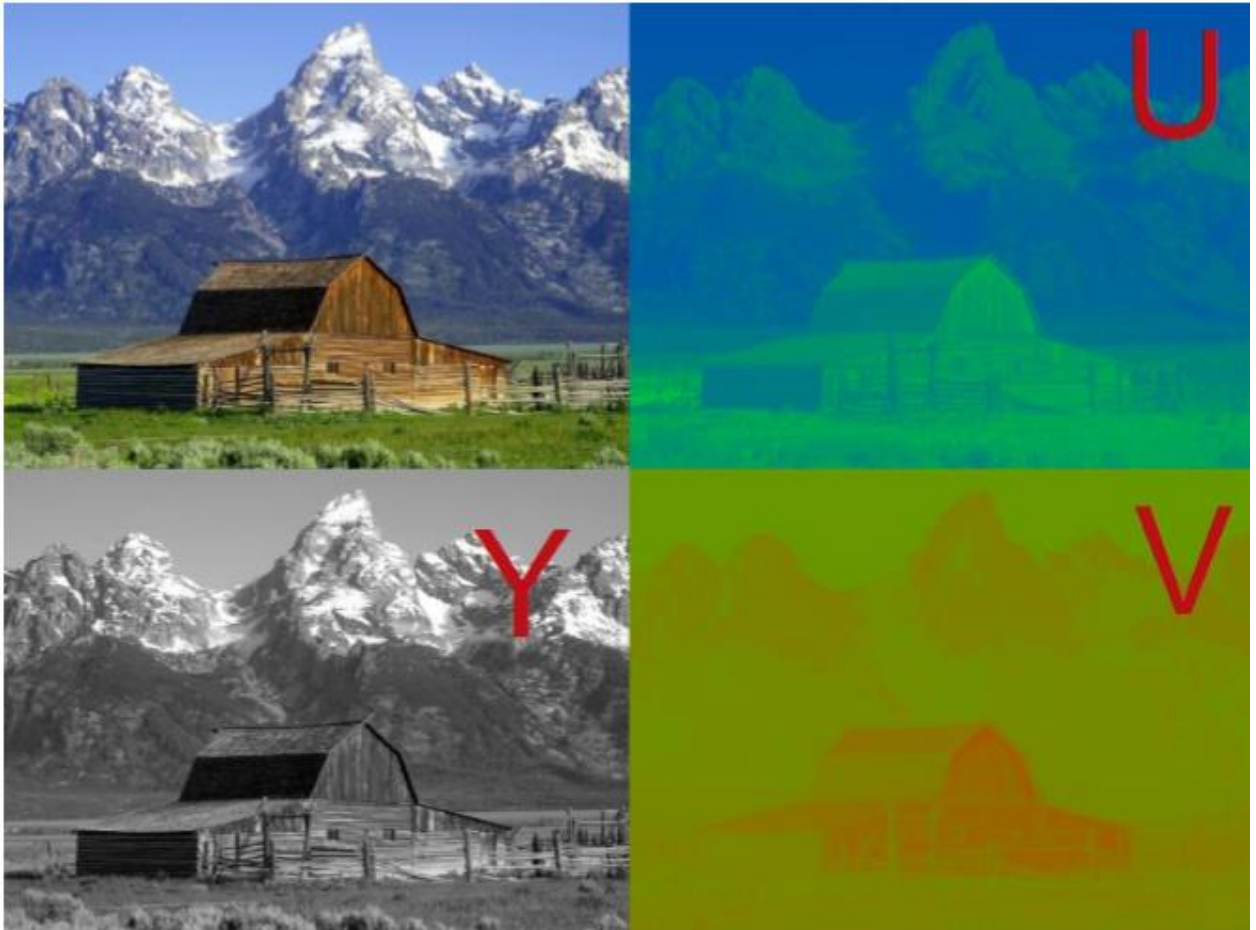


Рисунок 5.1 - Зображення у YUV-просторі, розкладене за компонентами

Таким чином, перехід до напівтонів сірого є по суті виділенням Y-компоненти. Перехід відбувається за наступною формулою:

$$Y = 0.299 * R + 0.587 * G + 0.114 * B.$$

Точність класифікації складає 92.7% при тому, що розмірність вхідних даних зменшилась втричі. Незважаючи на те, що перетворення зображень у напіввідтинки сірого не призвело до бажаного покращення класифікації, обсяг задачі скоротився.

5.2 Зміна розміру шарів

В підрозділі 1.3 описана початкова архітектура нейронної мережі. На вхід мережа приймає зображення, представлене масивом дійсних чисел. Далі розташовані два згорткових шари з шістьма і шістнадцятьма фільтрами 5x5 відповідно, за кожним з яких розташовано шар пулінгу 2x2. Далі знаходиться повнозв'язний класифікатор.

Для покращення результату класифікації необхідно отримати якомога більше характеристик набору даних. Кількість характеристик, що їх виділяє згорткова нейронна мережа, залежить зокрема від кількості фільтрів. Збільшення кількості фільтрів призводить до стрімкого зростання кількості параметрів моделі. Тому необхідно розраховувати розмірність шарів, враховуючи характеристики обчислювальної машини, на якій відбувається навчання нейронної мережі.

Масштабуючи нейронну мережу вшир, отримуємо архітектуру, де спочатку йдуть два згорткових шари з шістнадцятьма і тридцять двома фільтрами 5x5 відповідно, за кожним з яких розташовано шар пулінгу 2x2. Далі знаходиться повнозв'язний класифікатор з шириною шарів 800, 400, 43.

Масштабування архітектури дає значний приріст точності класифікації – 96.3% після 20 епох. Проте підвищення точності вимагає більшого часу, що відводиться на навчання, і більше пам'яті для зберігання моделі.

5.3 Multi-Scale архітектура

В традиційних згорткових нейронних мережах вихід останнього згорткового шару під'єднується до класифікатора. В роботі П'єра Серманета і Яна ЛеКуна [10], виходи всіх згорткових шарів подаються на вхід класифікатора. Такий підхід дозволяє використовувати при класифікації не тільки характеристика найвищого рівня, але й характеристики нижчого рівня, які точніше описують певні особливості зображень. Суть такого підходу полягає в тому, щоб дати класифікатору характеристики різних масштабів.

Використання Multi-Scale архітектури дозволило підвищити точність класифікації на валідаційній вибірці до 97.4%

6 ІНСТРУКЦІЯ КОРИСТУВАЧА

При вході до додатку одразу відкривається вкладка з камерою, щоб користувач міг одразу застосовувати програму за її прямим призначенням. Вкладка виглядає як показано на рисунку 6.1 :

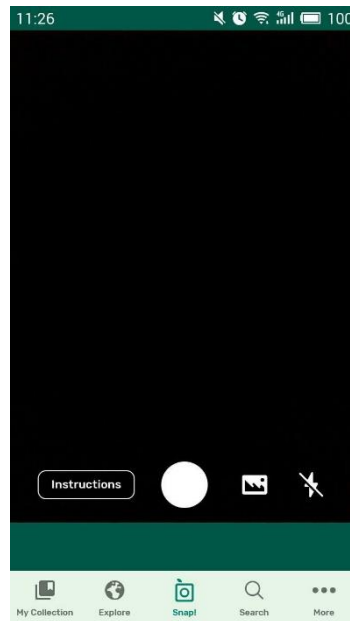


Рисунок 6.1 – Стартова сторінка

Далі потрібно навести камеру на рослину та сфотографувати її, натиснувши на круглу кнопку. Також у додатку існує можливість завантажити зображення. Для цього потрібно натиснути на кнопку у вигляді картини та обрати, звідки вибрати зображення:

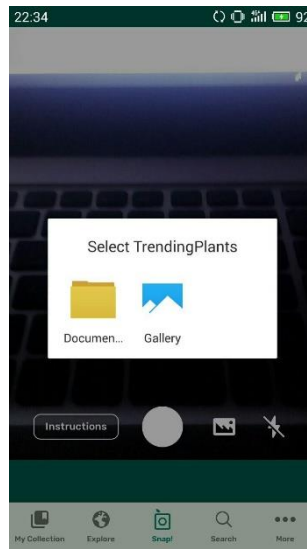


Рисунок 6.2 – Вікно завантаження зображення

Після завантаження зображення необхідно виділити на ньому потрібну нам область:

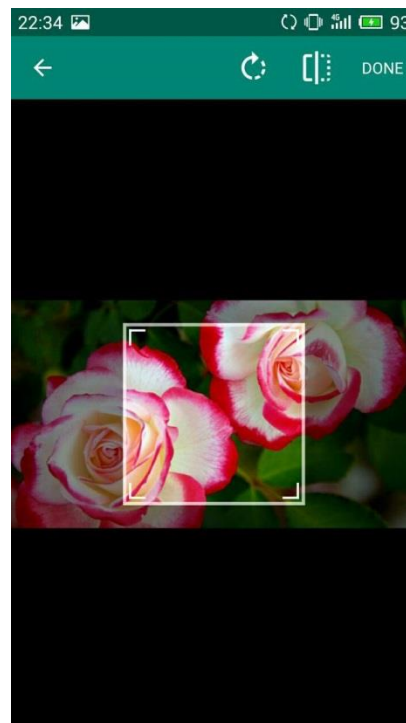


Рисунок 6.3 – Виділення області

Після того, як виділили необхідну область, потрібно натиснути кнопку «done» та трохи почекати, доки система опрацює зображення. Далі отримуємо результат роботи програми:

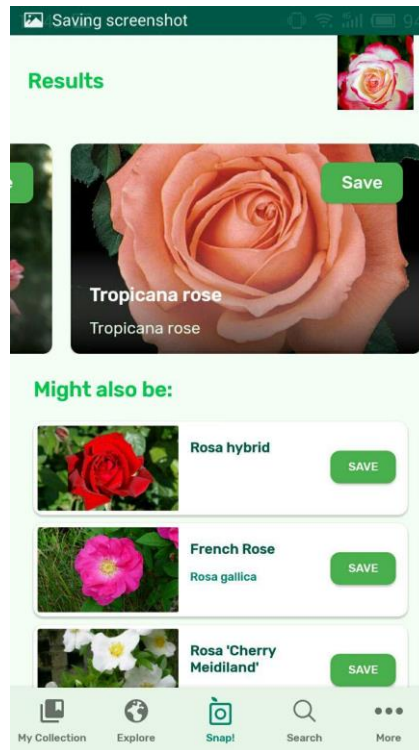


Рисунок 6.4 – Результат класифікації

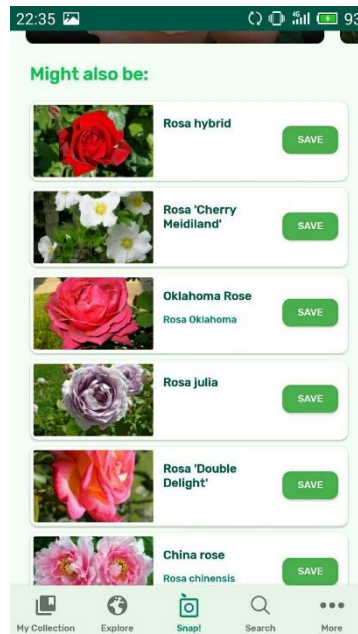


Рисунок 6.5 – Екземпляри класів, які мають високий коефіцієнт подібності з даним зображенням

7 ОХОРОНА ПРАЦІ

В даному розділі проведено аналіз потенційних небезпечних та шкідливих виробничих факторів, причин пожеж. Розглянуті заходи, які дозволяють забезпечити гігієну праці і виробничу санітарію. На підставі аналізу розроблені заходи з техніки безпеки та рекомендації з пожежної профілактики.

7.1 Аналіз небезпечних та шкідливих факторів при виробництві (експлуатації) виробу

На підставі аналізу небезпечних та шкідливих факторів при виробництві (експлуатації), пожежної безпеки можуть бути надалі вирішені питання необхідності забезпечення працюючих достатньою кількістю освітлення, вентиляції повітря, організації заземлення, тощо.

Роботу, пов'язану з ЕОП з ВДТ, у тому числі на тих, які мають робочі місця, обладнані ЕОМ з ВДТ і ПП, виконують із забезпеченням виконання ДСанПіН 3.3.2.007-98 [11], які встановлюють вимоги безпеки до обладнання робочих місць, до роботи із застосуванням ЕОМ з ВДТ і ПП. Переважно роботи за проектами виконують у кабінетах чи інших приміщеннях, де використовують різноманітне елект-рообладнання, зокрема персональні комп'ютери (ПК) та периферійні пристрої.

Основними робочими характеристиками персонального комп'ютера є наступні:

- робоча напруга $U = +220\text{В} \pm 5\%$;
- робочий струм $I = 2\text{А}$;
- споживана потужність $P = 350\text{Вт}$.

Робочі місця мають відповідати вимогам Державних санітарних правил і норм роботи з ві-зуальними дисплейними терміналами електронно-обчислювальних машин, затверджених постановою Головного державного санітарного лікаря України від 10.12.98 N 7 [11].

За умов роботи з ПК виникають наступні небезпечні та шкідливі чинники: несприятливі мі-крокліматичні умови, освітлення, електромагнітні випромінювання, забруднення повітря шкідливими речовинами (джерелом, яких можуть бути: принтер, сканер та інші джерела виділення багатьох хімічних речовин - напр., озону, оксидів азоту та аерозолів високодисперсних частинок тонера), шум, вібрація, електричний струм, електростатичне поле, напруженість трудового процесу та інше.

Аналіз небезпечних та шкідливих виробничих факторів виконується у табличній формі (табл. 7.1).

Таблиця 7.1 – Аналіз небезпечних і шкідливих виробничих факторів

Небезпечні і шкідливі виробничі фактори	Джерела факторів (види робіт)	Кількіс на оцінка	Нормативні документи
1	2	3	4
фізичні			
- підвищена температура поверхонь обладнання	експлуатація ЕОМ, принтерів, сканерів чи/або серверного обладнання для роботи	2	[12]
- підвищений рівень шуму на робочому місці	-//-	2	[13]
- підвищена або знижена рухливість повітря	-//-	1	[12]
- підвищений рівень напруги електричної мережі, замикання якої може відбутися через тіло людини	-//-	4	[15]
- підвищена напруженість електричного поля	-//-	2	[15]
- недостатність природного світла	порушення умов праці (вимог до приміщень)	2	[16]

Продовження таблиці 7.1

- недостатнє освітлення робочої зони	порушення параметрів середовища гігієнічних виробничого	3	[6]
психофізіологічні:			
- нервово-психічна перевантаження (розумове, перенапруження аналізаторів-зорових)	- пошук інформації для постановки теми; - пошук та аналіз аналогів і літератури; - пошук наявних технологій, моделювання та аналіз алгоритмів; - виконання роботи за темою диплома, тестування; - оформлення роботи	4	[11] [20]
- фізичні (статичне – сидіння)	порушення умов праці (організації місця праці- сидіння користувача,) та організації робочого часу - безпервна робота)	2	[11] [20]

7.2 Гігієнічні вимоги до параметрів виробничого середовища

7.2.1 Мікроклімат

Оптимальні значення для температури, відносної вологості й рухливості повітря для зазначеного робочого місця відповідають ДСН 3.3.6.042-99 [12] і наведені в табл. 7.2:

Таблиця 7.2 – Норми мікроклімату робочої зони об'єкту

Період року	Категорія робіт	Температура а С ⁰	Відносна вологість %	Швидкість руху повітря, м/с
Холодна	легка-1 а	22 - 24	40 – 60	0,1
Тепла	легка-1 а	23 - 25	40 – 60	0,1

Дане приміщення обладнане системами опалення, кондиціонування повітря або припливно-витяжною вентиляцією. У приміщенні на робочому місці забезпечуються оптимальні значення параметрів мікроклімату: температури, відносної вологості й рухливості повітря у відповідності до ДСН 3.3.6.042-99 [12]. Для забезпечення оптимальних параметрів мікроклімату в приміщенні проводяться перерви в роботі співробітників, з метою його провітрювання. Існують спеціальні системи кондиціонування, які забезпечують підтримання в приміщенні балансу оптимальних параметрів мікроклімату. Контроль параметрів мікроклімату в холодний і теплий період року здійснюється не менше 3-х разів на зміну (на початку, середині, в кінці).

7.2.2 Освітлення

У приміщенні, де розташовані ЕОМ передбачається природне бічне освітлення, рівень якого відповідає ДБН В. 2.5-28:2018 [16]. Джерелом природного освітлення є сонячне світло. Регулярно повинен проводитися контроль освітленості, який підтверджує, що рівень освітленості задовольняє ДБН і для даного приміщення в світлий час доби достатньо природного освітлення.

Розрахунок освітлення.

Для будівель виробництв світловий коефіцієнт приймається в межах 1/6 - 1/10:

$$\sqrt{a^2 + b^2} \cdot S_b = (1/8 \div 1/10) \cdot S_n \quad (7.1)$$

де S_b – площа віконних прорізів, м²;

S_n – площа підлоги, м².

$$S_n = a \cdot b = 5 \cdot 5 = 25 \text{ м}^2$$

$$S_{\text{вік}} = 1/8 \cdot 25 = 3,125 \text{ м}^2$$

Приймаємо 2 вікна площею $S = 1,6 \text{ м}^2$ кожне.

Світильники загального освітлення розташовуються над робочими поверхнями в рівномірно-прямокутному порядку. Для організації освітлення в темний час доби передбачається обладнати приміщення, довжина якого складає 5 м, ширина 5 м, світильниками ЛПО2П, оснащеними лампами типа ЛБ (дві по 80 Вт) з світловим потоком 5400 лм кожна.

Розрахунок штучного освітлення виробляється по коефіцієнтах використання світлового потоку, яким визначається потік, необхідний для створення заданої освітленості при загальному рівномірному освітленні. Розрахунок кількості світильників n виробляється по формулі (7.2):

$$n = \frac{E \cdot S \cdot Z \cdot K}{F \cdot U \cdot M} \quad (7.2)$$

де E – нормована освітленість робочої поверхні, визначається нормами – 300 лк;

S – освітлювана площа, м²; $S = 25$ м²;

Z – поправочний коефіцієнт світильника ($Z = 1,15$ для ламп розжарювання та ДРЛ; $Z = 1,1$ для люмінесцентних ламп) приймаємо рівним 1,1;

K – коефіцієнт запасу, що враховує зниження освітленості в процесі експлуатації – 1,5;

U – коефіцієнт використання, залежний від типу світильника, показника індексу приміщення і т.п. – 0,575

M – число люмінесцентних ламп в світильнику – 2;

F – світловий потік лампи – 5400лм (для ЛБ-80).

Підставивши числові значення у формулу (4.2), отримуємо:

$$n = \frac{300 \cdot 25 \cdot 1,1 \cdot 1,5}{5400 \cdot 0,575 \cdot 2} \approx 2.$$

Приймаємо освітлювальну установку, яка складається з 2-х світильників, які складаються з двох люмінесцентних ламп загальною потужністю 160 Вт, напругою – 220 В.

7.2.3 Шум та вібрація, електромагнітне випромінювання

Рівень шуму, що супроводжує роботу користувачів персональних комп'ютерів (зумовлений як роботою системних блоків, клавіатури, так і друкуванням на принтерах, а також зовнішніми чинниками), коливається у межах 50–65 дБА [13]. Шум такої інтенсивності на тлі високого ступеня напруженості праці негативно впливає на функціональний стан користувачів. Тому на практиці рекомендують знижувати фактичний рівень шуму у приміщеннях, де створюють комп'ютерні програми, виконують теоретичні та творчі роботи, проводять навчання до 40 дБА, а в приміщеннях, де виконують роботу, що потребує зосередженості, — до 55 дБА. У залах опрацювання інформації та комп'ютерного набору рівні шуму не повинні перевищувати 65 дБА.

Шум часто є причиною зниження рівня працездатності, підвищення рівня загальної та професійної захворюваності, частоти виробничих травм. Шум є загальнобіологічним подразником, який негативно впливає на всі органи і системи організму. У разі тривалого систематичного впливу шуму може виникнути патологія з переважним ураженням слуху, центральної нервової і серцево-судинної систем.

Для зниження шуму на шляху його поширення передбачається розміщення в приміщенні штучних поглиначів. Для зниження рівня шуму стелю або стіни вище 1.5 - 1.7 метра від підлоги повинні облицьовуватися звукопоглинальним матеріалом з максимальним коефіцієнтом звукопоглинання в області частот 63-8000 Гц. Додатковим звукопоглинанням в КВТ можуть бути фіранки, підвішені в складку на відстані 15-20 см. Від огорожі, виконані з щільної, важкої тканини. У приміщенні з ЕОМ коректований рівень звукової потужності не перевищує 45 дБА. Оскільки рівень шуму не перевищує гранично допустимих величин, які встановлені санітарними нормами, заходи для зниження шуму не проводяться.

Віброізоляцію можливо здійснювати за допомогою спеціальної прокладки під системний блок, який послаблює передачу вібрацій робочого столу. Вібрація на робочому місці в приміщенні, що розглядається, відповідає нормам [3]. Допустимий рівень вібрацій на робочому місці: для 1 ступеня шкідливості до 3 дБ; для 2-3 - 1-6 дБ; для 3 - більше 6 дБ.

Для захисту від електромагнітного випромінювання передбачаються наступні заходи:

- 1) застосування нових плазмових моніторів, LG W2271TC,
- 2) віддалення робочого місця не менше, ніж на 0,4-0,5 м, оскільки напруженість електричного поля зменшується при віддаленні від джерела поля,
- 3) встановлення раціональних режимів роботи персоналу (обмеження часу перебування),
- 4) раціональне розміщення в робочому приміщенні устаткування, що випромінює електромагнітну енергію.

7.2.4 Вентилювання

У приміщенні, де знаходяться ЕОМ, повітрообмін реалізується за допомогою природної організованої вентиляції (вентиляційні шахти) і установки в віконному отворі автономного кондиціонера БК-2000. Цей метод забезпечує приток потрібної кількості свіжого повітря, що визначається в СНіП (30 м³ на годину на одного працюючого).

Також має здійснюватися провітрювання приміщення, в залежності від погодних умов, тривалість повинна бути не менше 10 хв. Найкращий обмін повітря здійснюється при наскрізному провітрюванні.

7.3 Заходи з організації виробничого середовища та попередження виникнення надзвичайних ситуацій

Розрахунок захисного заземлення (забезпечення електробезпеки будівлі).

Загальний опір захисного заземлення визначається за формулою:

$$R_{ззн} = \frac{R_з \cdot R_n}{R_n \cdot n \cdot \eta_з + R_з \cdot \eta_n}, \quad (7.3)$$

де $R_з$ - опір заземлення, якими когут бать труби, опори, кути і т.п., Ом;

R_n - опір опори, яке з'єднує заземлювачі, Ом;

n - кількість заземлювачів;

$\eta_з$ - коефіцієнт екранування заземлювача; приймається в межах $0,2 \div 0,9$; $\eta_з = 0,7$

η_n - коефіцієнт екранування сполучної стійки; приймається в межах $0,1 \div 0,7$; $\eta_n = 0,5$;

Опір заземлення визначається за формулою:

$$R_з = \frac{\rho}{2\pi \cdot l} \cdot \left(\ln \frac{2 \cdot l}{d} + \frac{1}{2} \ln \frac{4 \cdot t + l}{4 \cdot t - l} \right), \quad (7.4)$$

де ρ - питомий опір ґрунту, залежить від типу ґрунту, Ом·м;

для піску - $400 \div 700$ Ом·м; приймаємо $\rho = 400$ Ом·м;

l - довжина заземлювача, м; для труб - 2-3 м; $l = 3$ м;

d - діаметр заземлювача, м; для труб - 0,03-0,05 м; $d = 0,05$ м;

t - відстань від середини забитого в ґрунт заземлювача до рівня землі, м;

$t = 2$ м.

$$R_3 = \frac{400}{2 \cdot 3,14 \cdot 3} \left(\ln \frac{2 \cdot 3}{0,05} + \frac{1}{2} \ln \frac{4 \cdot 2 + 3}{4 \cdot 2 - 3} \right) = 110, \text{ Ом}$$

Опір смуги, що з'єднує заземлювачі, визначається за формулою:

$$R_{ш} = \frac{\rho}{2\pi \cdot L} \cdot \ln \frac{2 \cdot L^2}{b \cdot t^1}, \quad (4.5)$$

де L - довжина смуги, що з'єднує заземлювачі (м) і приблизно дорівнює периметру будівлі: $P_{буд.} = 42 \cdot 2 + 38 \cdot 2 = 160$ м; $L = 160$ м;

b - ширина смуги, м; $b = 0,03$ м;

t_1 - глибина заземлення від рівня землі, м; $t_1 = 0,5$ м.

$$R_n = \frac{400}{2 \cdot 3,14 \cdot 160} \cdot \ln \frac{2 \cdot 160^2}{0,03 \cdot 0,5} = 5,99, \text{ Ом}$$

Кількість заземлювачів захисного заземлення визначається за формулою:

$$n = \frac{2 \cdot R_3}{4 \cdot \eta_3}, \quad (7.6)$$

де 4 - допустимий загальний опір, Ом;

2 - коефіцієнт сезонності.

Визначимо загальний опір захисного заземлення:

$$R_{ззп} = \frac{110 \cdot 5,99}{5,99 \cdot 79 \cdot 0,7 + 110 \cdot 0,5} = 1,7 \text{ Ом}$$

Висновок: дане захисне заземлення буде забезпечувати електробезпеку будівлі, так як виконується умова: $R_{ззп} < 4 \text{ Ом}$.

При виникненню пожеж при роботі на ПЕОМ від таких можливими джерел запалювання як:

- іскри і дуги коротких замикань;
- перегрів провідників, резисторів та інших радіодеталей ПЕОМ, від тривалої перевантаження та наявність перехідного опору;
- іскри при розмиканні і розмиканні ланцюгів;
- розряди статичної електрики;
- необережному поводженню з вогнем, а також вибухи газоповітряних і паро-повітряних сумішей.

Важливу увагу слід звернути на пожежну безпеку підприємства в цілому і окремих його приміщень. В приміщеннях не повинно накопичуватися сміття, непотрібний папір, мотлох та ін. речі, які не використовуються у виробничому процесі. Наявний вільний аварійний вихід за межі приміщення в разі пожежі, бути передбачені вогнегасники. Вони повинні бути в робочому стані і перевірятися згідно з нормами. У приміщеннях повинна бути пожежна сигналізація, вогнегасник. У разі виникнення пожежі необхідно повідомити в найближчу пожежну частину, убезпечити інших працівників і по можливості прийняти кроки по запобіганню можливих наслідків та усуненню пожежі.

ВИСНОВКИ

В результаті аналізу, була спроектована архітектура штучної нейронної мережі на базі згорткової нейронної мережі і повнозв'язного перцептрона - класифікатора. Отримана нейронна мережа була навчена на наборі рослин і дала точність класифікації на валідаційному наборі даних 87%

Ключове знання для якості моделі мають значення дані, на яких навчається нейронна мережа. З метою покращити результат класифікації мною було застосовано ряд технік передобробки даних. Так, нормалізація зображень дозволила підвищити точність класифікації на валідаційному наборі даних до 90%.

Початковий набір тренувальних даних був незбалансований, тобто деякі класи були недопредставлені, а деякі – перепредставлені. Генерування нових екземплярів на базі існуючих за допомогою афінних перетворень і зміни яскравості дозволило вирівняти набір даних і призвело до підвищення точності класифікації на валідаційному наборі даних до 93.5%. Загалом завдяки передобробці даних, вдалося підвищити точність моделі з 87 до 93.5%.

Було проведено ряд експериментів над архітектурою моделі. Перетворення зображення з RGB-простору у напівтони сірого не підвищило точність класифікації (92.7%), хоча і дозволило зменшити об'єм вхідних даних і розмір моделі.

Масштабування архітектури вшир, тобто розширення шарів (в першу чергу – згорткових) за рахунок збільшення кількості фільтрів призвело до підвищення точності класифікації на валідаційному наборі даних до 96.5%.

Застосування Multi-Scale архітектури дозволило підвищити точність класифікації на валідаційному наборі даних до 97.5%.

Для запобігання перенавчання моделі застосовано техніку виключення (dropout) з коефіцієнтами від 0.5 до 0.7.

В результаті проведених досліджень розроблено модель, яка дозволяє класифікувати зображення рослин з точністю більшою 90%.

В результаті проведеної роботи було зроблено аналіз умов праці, шкідливих та небезпечних чинників, з якими стикається робітник. Було визначено параметри і певні характеристики приміщення для роботи над запропонованим проектом написаному в дипломній роботі, описано, які заходи потрібно зробити для того, щоб дане приміщення відповідало необхідним нормам і було комфортним і безпечним для робітника. Приведені рекомендації щодо організації робочого місця, а також важливу інформацію щодо пожежної та електробезпеки. Було наведено значення температури, вологості й рухливості повітря, необхідна кількість і потужність ламп та інші параметри, значення яких впливає на умови праці робітника, а також – наведені інструкції з охорони праці, техніки безпеки при роботі на комп'ютері.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ

- 1) Goodfellow I. Deep Learning / Goodfellow I., Bengio Y. and Courville A.; Cambridge MA : MIT Press [2017] – 777 pages.
- 2) Springenberg, J. T. Striving for Simplicity: The All Convolutional Net / Springenberg, J. T. Dosovitskiy, A.; Brox, T. & Riedmiller, M. – Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/1412>.
- 3) Ruder S. (2016) An overview of gradient descent optimisation algorithms. – Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/1609.04747>.
- 4) Robbins H. A stochastic approximation method // Annals of Mathematical Statistics / Robbins H. and Monro S. – 1951 – vol. 22 – pp. 400–407. Robbins H. A stochastic approximation method // Annals of Mathematical Statistics / Robbins H. and Monro S. – 1951 – vol. 22 – pp. 400–407.
- 5) Darken, C. Learning rate schedules for faster stochastic gradient search / Darken, C., Chang, J. Moody, J. // Neural Networks for Signal Processing II Proceedings of the 1992 IEEE Workshop, September 1–11, 1992.
- 6) Dauphin, Y. Identifying and attacking the saddle point problem in high-dimensional non-convex optimization / Dauphin, Y., Pascanu, R., Gulcehre, C., Cho, K., Ganguli, S., Bengio, Y. – Режим доступа: <http://arxiv.org/abs/1406.2572>.
- 7) Sutton, R. S. Two problems with backpropagation and other steepest-descent learning procedures for networks. Proc. 8th Annual Conf. Cognitive Science Society – 1986.
- 8) Kingma, D. P. Adam: a Method for Stochastic Optimization / Kingma, D. P., Ba, J. L. // International Conference on Learning Representations, May 7-9, 2015, SanDiego, USA.
- 9) Nielsen M. Neural Networks And Deep Learning. – Режим доступа: <http://neuralnetworksanddeeplearning.com/>.

10) Sermanet, P. Traffic Sign Recognition with Multi-Scale Convolutional Networks / Sermanet, P., LeCun, Y. // The 2011 International Joint Conference on Neural Networks, September 2011.

11) Державні санітарні норми і правила. ДСанПіН 3.3.2.007-98 «Гігієнічні вимоги до організації роботи з візуальними дисплейними терміналами електронно-обчислювальних машин» Режим доступу: WWW. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/rada/show/v0007282-98>

12) Державні санітарні норми України. ДСН 3.3.6.042-99 «Санітарні норми мікроклімату виробничих приміщень» Режим доступу: WWW. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/rada/show/va042282-99>

13) Державні санітарні норми України. ДСН 3.3.6.037-99 «Санітарні норми виробничого шуму, ультразвуку та інфразвуку» Режим доступу: WWW. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/rada/show/va037282-99>

14) Державні санітарні норми України. ДСН 3.3.6.039-99 «Санітарні норми виробничої загальної та локальної вібрації» Режим доступу: WWW. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/rada/show/va039282-99>

15) Державний стандарт України. ГОСТ 13109-97 «Электрическая энергия. Совместимость технических средств электромагнитных. Нормы качества электроэнергоснабжения общего назначения» Режим доступу: WWW. URL: http://odz.gov.ua/lean_pro/standardization/files/elektromagnitnaja_sovmestimost_2014_03_11_1.pdf

16) Державні будівельні норми України. ДБН В.2.5-28:2018 «Природне і штучне освітлення» Режим доступу: WWW. URL: https://okna.ua/img_all/oknaua/dbn-V-2-5-28-2018-ed.pdf

17) Нормативно-правові акти з охорони праці. НПАОП 40.1-1.21-98 «Правила безпечної експлуатації електроустановок споживачів» Режим доступу: WWW. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/z0093-98>

18) Державні будівельні норми України. ДБН В.2.5-67:2013 «Опалення, вентиляція та кондиціонування» Режим доступу: WWW. URL:

https://dnaop.com/html/32609/doc-%D0%94%D0%91%D0%9D_%D0%92.2.5-67_2013

19) Державний стандарт України. ГОСТ 12.1.044-89 «ССБТ. Пожаровзрывоопасность веществ и материалов. Номенклатура показателей и методы их определения» Режим доступу: WWW. URL: http://online.budstandart.com/ru/catalog/doc-page?id_doc=51048

20) НПАОП 0.00-7.15-18 Вимоги щодо безпеки та захисту здоров`я працівників під час роботи з екранними пристроями Міністерство доходів і зборів України Наказ від 05.09.2013 р. № 443 «Про затвердження Примірної інструкції з охорони праці під час експлуатації електронно-обчислювальних машин» Режим доступу: WWW. URL: http://sop.zp.ua/norm_npaop_0_00-7_15-18_01_ua.php

21) Нормативно-правові акти з охорони праці. НПАОП 0.00-4.15-98 «Про розробку інструкцій з охорони праці» Режим доступу: WWW. URL: http://sop.zp.ua/norm_npaop_0_00-4_15-98_01_ru.php

Додаток А

Комп'ютерна презентація

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
СХІДНОУКРАЇНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМ В. ДАЛЯ
ФАКУЛЬТЕТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ТА ЕЛЕКТРОНІКИ
КАФЕДРА КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК ТА ІНЖЕНЕРІЇ

ДИПЛОМНА РОБОТА БАКАЛАВРА

Інтелектуальна система класифікації зображень

Керівник:

Барбарук В.М.

Виконав:
студент групи КН-166с

Шкандиба І.Ю.

Сєверодонецьк, 2020

Актуальність

Основне завдання розпізнавання образів – одержання семантичного опису зображених об'єктів. Мета розпізнавання може бути різною: як виділення окремих елементів на зображенні, так і класифікація зображення в цілому. У якомусь сенсі завдання розпізнавання є зворотним стосовно завдання візуалізації. Области застосування – системи розпізнавання текстів, створення тривимірних моделей людини по фотографіях і т.п.



Нарешті, великі роботи ведуться в області практичного застосування комп'ютерного зору, в тому, як методи, що існують, можуть бути реалізовані програмно і апаратно чи як вони можуть бути змінені з метою досягнення високої швидкості роботи без істотного збільшення ресурсів, що споживаються.

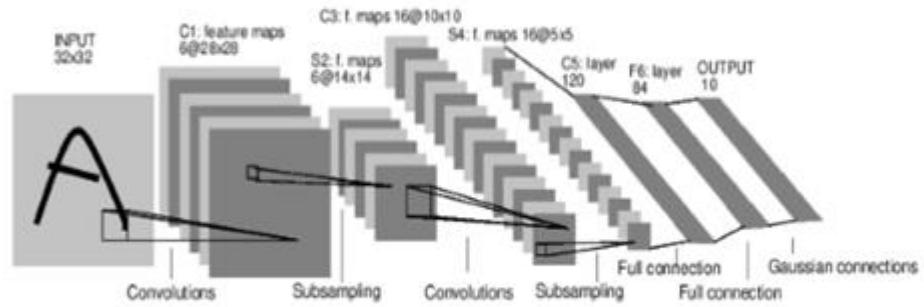
Постановка задачі

- Огляд архітектур нейронних мереж
- Проектування нейронної мережі класифікації рослин
- Навчання нейронної мережі
- Аналіз структури та методів навчання на якість класифікації
- Практична реалізація системи розпізнавання рослин

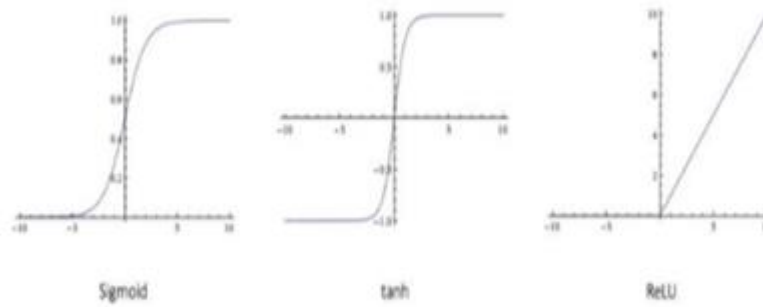
Визначення задачі

Об'єм навчальної вибірки	583480
Об'єм валідаційної вибірки	42870
Об'єм тестувальної вибірки	123650
Кількість класів	585

Вибір початкової архітектури НМ



Обрання активаційних функцій



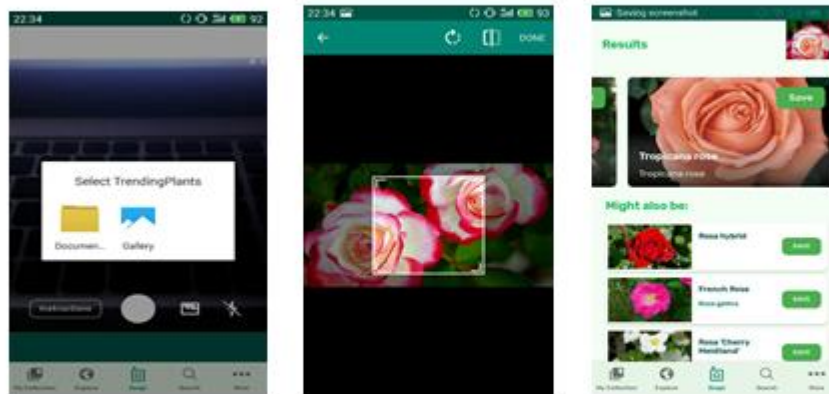
АНАЛІЗ ПІДХОДІВ ДО ПЕРЕРОБКИ ДАНИХ І ЇХ ВПЛИВ НА РЕЗУЛЬТАТ КЛАСИФІКАЦІЇ

- ✓ застосування нормалізації призвело до суттєвого покращення результату класифікації. Точність класифікації становить 90.8% проти початкових 87%.
- ✓ У ході «зкормлення» зображень нейронній мережці виявилось, що розподіл надто нерівномірний. Для вирішення цієї проблеми можна згенерувати додаткові дані, що зробить розподіл більш рівним і розширить тренувальну вибірку.
- ✓ Генерація сорока тисяч екземплярів зі зміщенням і поворотом допомогла підвищити точність класифікації до 92.5%
- ✓ Генерація сорока тисяч екземплярів зі зміщенням, поворотом і зміненою яскравістю допомогла підвищити точність класифікації на 3.5%. Після застосування описаних вище перетворень маємо точність класифікації 93.5%. Через слабкі обчислювальні потужності машини не вдалося згенерувати більше екземплярів. Більше розширення датасету дало б ще кращий результат.

ДОСЛІДЖЕННЯ ВПЛИВУ ОСОБЛИВОСТЕЙ АРХІТЕКТУРИ МЕРЕЖІ НА РЕЗУЛЬТАТИ КЛАСИФІКАЦІЇ

- ✓ Перехід від RGB до напівтонів сірого
- ✓ Зміна розміру шарів
- ✓ Multi-Scale архітектура

Практична реалізація



ВИСНОВКИ

В результаті аналізу, була спроектована архітектура штучної нейронної мережі на базі згорткової нейронної мережі і повноз'язного перцептрона - класифікатора. Отримана нейронна мережа була навчена на наборі рослин і дала точність класифікації на валідаційному наборі даних 87%

Ключове знання для якості моделі мають значення дані, на яких навчається нейронна мережа. З метою покращити результат класифікації мною було застосовано ряд технік передобробки даних. Так, нормалізація зображень дозволила підвищити точність класифікації на валідаційному наборі даних до 90%.

Застосування Multi-Scale архітектури дозволило підвищити точність класифікації на валідаційному наборі даних до 97.5%.

Для запобігання перенавчання моделі застосовано техніку виключення (dropout) з коефіцієнтами від 0.5 до 0.7.

В результаті проведених досліджень розроблено модель, яка дозволяє класифікувати зображення рослин з точність більшою 90%.