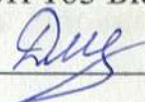
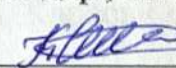


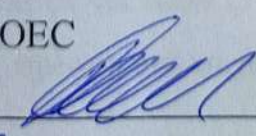
Вінницький національний технічний університет
Факультет інформаційних електронних систем
Кафедра біомедичної інженерії та оптико-електронних систем

Бакалаврська кваліфікаційна робота на тему:
"СИСТЕМА АНАЛІЗУ ЗОБРАЖЕНЬ ОЧНОГО ДНА НА БАЗІ
МАШИННОГО НАВЧАННЯ"

Виконав: студент 4 курсу,
групи БМІ-206,
спеціальності 163 Біомедична інженерія
 Мойсєєв. Д. К.

Керівник: д.ф., ст. викл. каф. БМІОЕС
 Карась О. В.
« 12 » 06 2024 р.

Рецензент: к.т.н., ст. викл. каф. ІРТС
 Притула М. О.
« 18 » 06 2024 р.

Допущено до захисту
Зав. кафедри БМІОЕС
 Коваль Л. Г.
« 12 » 06 2024 р.

Вінниця ВНТУ – 2024 рік

Вінницький національний технічний університет
Факультет інформаційних електронних систем
Кафедра біомедичної інженерії та оптико-електронних систем
Бакалавр
Спеціальність 163 Біомедична інженерія

ЗАТВЕРДЖУЮ
завідувач кафедри БМІОЕС
к. т. н., доцент Коваль Л. Г.

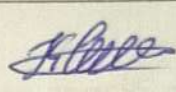
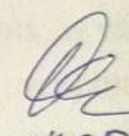

« 11 » 03 2024 р.

ЗАВДАННЯ

на бакалаврську дипломну роботу
студенту Мойсєєву Дмитрію Костянтиновичу, гр. БМІ-206

1. Тема БДР «Система аналізу зображень очного дна на базі машинного навчання», керівник роботи д.ф., ст. викл. Карась Олександр Володимирович, затверджені наказом ВНТУ від 11 березня 2024 року № 80.
2. Строк подання студентом роботи – до 05.06.2024 р.
3. Вихідні дані для роботи: точність класифікації >80%, обробка та аналіз зображень очного дна, мова програмування: Python, наукова література за темою.
4. Зміст роботи (перелік питань, які потрібно розробити): Вступ;
1. Аналітичний огляд питання; 2. Основи машинного навчання; 3. Попередня обробка зображень та навчання нейронної мережі; 4. Охорона праці
5. Зміст ілюстративної частини (з точним зазначенням обов'язкових креслеників):
структурна схема, програмні матеріали, що відображають роботу системи.

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Спеціальна частина	Карась О. В., д. ф., ст. викладач	 11.03.2024	 05.06.2024
Охорона праці	Дембіцька С. В., д. п. н., професор кафедри БЖДПБ	 18.03.24	 24.05.24

7. Дата видачі завдання 11 березня 2024 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів БДР	Строк виконання етапів БДР	Примітка
1	Формування та затвердження теми бакалаврської дипломної роботи (БДР)	До 10.03.2024	
2	Виконання спеціальної частини БДР. Перший рубіжний контроль виконання БДР	До 05.04.2024	
3	Виконання спеціальної частини БДР. Другий рубіжний контроль виконання БДР	До 10.05.2024	
4	Виконання розділу «Охорона праці»	До 26.05.2024	
5	Попередній захист БДР	05.06.2024	
6	Нормоконтроль БДР	12.06.2024	
7	Рецензування БДР	18.06.2024	
8	Захист БДР	19.06.2024	

Студент


(підпис)

Мойсєєв Д. К.

Керівник роботи


(підпис)

Карась О. В.

АНОТАЦІЯ

Мойсеев Д.К. бакалаврська кваліфікаційна робота складається з .. сторінок формату А4, на яких є 24 рисунків, 10 таблиць та 46 найменувань використаних джерел.

В бакалаврській дипломній роботі досліджено спосіб обробки та аналізу зображень очного дна на основі нейронних мереж. Розглянуто теоретичні та технічні аспекти дослідження та обробки зображень за допомогою машинного навчання, проведено попередню обробку досліджуваних зображень, а також сформовано базу даних оброблених зображень для навчання нейронних мереж. Розглянуті питання охорони праці для спеціаліста, що проводить обробку даних.

ABSTRACT

Moiseev D.K. bachelor's qualification work consists of .. pages of A4 format, on which there are 24 figures, 10 tables and 46 names of used sources.

In the bachelor's thesis, the method of processing and analysis of images of the fundus based on neural networks was studied. Theoretical and technical aspects of research and image processing using machine learning were considered, pre-processing of the studied images was carried out, and a database of processed images for training neural networks was formed. Considered occupational health and safety issues for a data processor.

ЗМІСТ

ВСТУП	8
1 ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ ТА ІСНУЮЧИХ РІШЕНЬ	11
1.1 Загальна будова ока	11
1.2 Офтальмологія як область медицини.....	14
1.3 Хвороби людських очей	19
1.4 Методи дослідження очного дна	21
2 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ АНАЛІЗУ МЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ	26
2.1 Основні поняття машинного навчання	26
2.2 Методи та алгоритми	33
2.3 Особливості застосування машинного навчання в медицині.....	38
3 РОЗРОБКА СИСТЕМИ АНАЛІЗУ ЗОБРАЖЕНЬ ОЧНОГО ДНА.....	40
3.1 Збір та підготовка даних.....	40
3.2 Вибір архітектури моделі	42
3.3 Процес навчання моделі	44
3.4 Обговорення та аналіз результатів	49
4 ОХОРОНА ПРАЦІ	55
4.1 Технічні рішення щодо безпечного виконання роботи.....	55
4.2 Технічні рішення з гігієни праці та виробничої санітарії.....	58
4.2.1 Мікроклімат	58
4.2.2 Склад повітря робочої зони.....	59
4.2.3 Виробниче освітлення	60
4.2.4 Виробничий шум.....	61
4.2.5 Виробничі випромінювання.....	62
4.3 Пожежна безпека.....	63
4.3.1 Технічні рішення системи запобігання пожежі	64
4.3.2 Технічні рішення системи протипожежного захисту.....	65
ВИСНОВКИ.....	67

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	68
ДОДАТКИ.....	74
Додаток А (обов'язковий) Ілюстративна частина	75
Додаток Б (обов'язковий) Протокол перевірки на наявність текстових запозичень	87

ВСТУП

Якщо людина не відчуває болю, то немає причин турбуватися про відвідування лікаря. Це велика помилка. Одним з найважливіших елементів медичного обстеження є перевірка зорової системи. Навіть тим, хто ні про що не турбується, необхідно проходити діагностичне обстеження для профілактики кожні 2-4 роки. За допомогою діагностики зору ви можете побачити тонку структуру ока, дослідити аномалії і деформації очного дна, отримати тривимірне зображення очей і повну картину стану пацієнта, адже за даними Всесвітньої організації охорони здоров'я (ВООЗ), 80 % діагностика порушень зору ефективна в профілактиці і лікуванні існуючих порушень. Приблизно 1,3 млрд. людей на планеті не здогадуються що у них є порушення зору.

Просто оглянувши очне дно, ви можете виявити такі захворювання, як цукровий діабет та високий кров'яний тиск. Не кажучи вже про захворювання очей. Адже деякі з них на початковій стадії не дають симптомів, а коли захворювання починає прогресувати, і людина відчуває дискомфорт, хвороба вже важко піддається лікуванню. Важливість діагностики зору не можна недооцінювати. Своєчасна діагностика може позбавити вас не тільки від тривалого лікування, але і від можливості осліпнути. Замість того, щоб відкладати візит до офтальмолога до кращих часів, краще заспокоїтися після постановки діагнозу і почути від лікаря "ви здорові".

Офтальмоскопія - це огляд задньої частини ока (очного дна), яка включає сітківку, диск зорового нерва, судинну оболонку та кровоносні судини. Люди використовують офтальмоскопію для виявлення захворювань очей і станів, які можуть вражати кровоносні судини. Ці умови включають: пошкодження зорового нерва, розрив або відшарування сітківки глаукома, що є надмірним тиском в оці, макулярна дегенерація втрата зору в центрі поля зору, цитомегаловірус (ЦМВ) ретиніт інфекція сітківки, меланома тип раку

шкіри що може поширитися на гіпертензію очей, яка також відома як високий кров'яний тиск.

Зображення очного дна як об'єкта дослідження є неточним та нечисловим тому сформуванню аналітичний взаємозв'язок між ними дуже складно. Але такі завдання легко вирішуються за допомогою штучного інтелекту. Штучний інтелект в наш час є ефективним методом обробки зображень і який базується на принципах машинного навчання (МН)

Перевагою використання МН для роботи є його налаштування алгоритму без втручання людей, що дозволяє відновити неявну залежність даних. Така модель має можливість надати досить точну класифікаційну відповідь для можливих вхідних об'єктів і для виконання завдання класифікації це необов'язково вказувати причину чи параметр для конкретного рішення. Крім того, більше уваги приділяється на розробку та розгалуженню самої моделі, а не на залежність відгуку від деяких параметрів. Хоча існують деякі засоби контролю точності вимірювань такі, як оціночна функція якості.

Метою даної роботи є підвищення достовірності діагностування хвороб ока за допомогою використання відомих методів обробки зображень із подальшим аналізом їх на основі нейронних мереж.

Для досягнення поставленої мети необхідно було вирішити такі задачі:

- провести аналіз існуючих методів дослідження патологій очного дна;
- розглянути можливість використання систем машинного аналізу для класифікації зображень;
- провести попередню обробку зображень очного дна, отриманих із відкритих джерел;
- сформувати базу даних оброблених зображень та провести навчання нейронної мережі;
- оцінити ефективність отриманої системи.

Об'єкт дослідження – процеси обробки та аналізу зображень очного дна людини з подальшим діагностуванням на їх основі патологічних хвороб ока.

Предмет дослідження – методи і система аналізу зображень ока людини на основі нейронних мереж.

1 ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ ТА ІСНУЮЧИХ РІШЕНЬ

1.1 Загальна будова ока

Людське око - це спеціалізований орган чуття людини, який здатний сприймати зображення, та передавати його до мозку. Звичайне людське око спроможне бачити приблизно 10 мільйонів різних кольорів. Людське око не має форму ідеально округлої сфери та складається з двох частин: рогівки і склери. Ці частини з'єднані між собою кільцем, яке має назву лімбус. Видима частина ока, що має колір - це райдужна оболонка. У центрі цієї райдужної оболонки знаходиться зіниця - це чорна точка, яка здатна змінювати свій розмір (рисунок 1.1). Всі видимі елементи, які покриті прозорою плівкою називають рогівкою. Очне дно розташоване на протилежній стороні ока, навпроти зіниці, але його не можна розгледіти без спеціального приладу. Ще з іншої сторони ока є зоровий нерв – це важливий нерв, який передає сигнали очей до мозку.



Рисунок 1.1 – Зображення людського ока

Рогівка і кришталик ока працюють разом, утворюючи реальне зображення на світлочутливій сітківці, яка має свою найщільнішу концентрацію рецепторів в макулі, також відомій як жовта пляма. Потужність

кришталіка ока змінюється, щоб можна було розгледіти зображення на сітківці для різних відстаней до об'єкта [1]. На рисунку 1.2 показані шари тканин та будова ока.

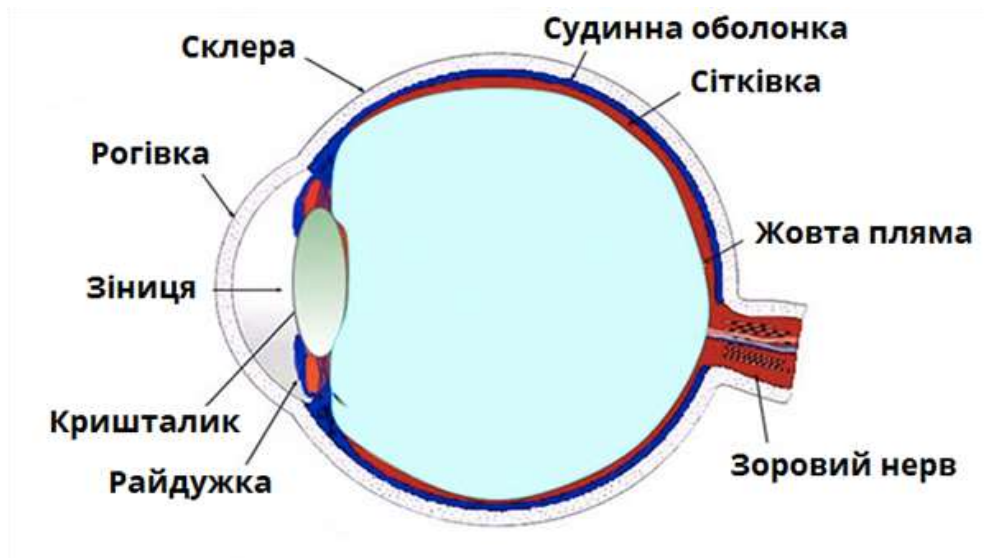


Рисунок 1.2 – Будова ока

Для узагальнення будови ока можна виіслити три шари:

1. Зовнішній шар — містить рогівку та склер.
2. Середній шар — складається з судинної оболонки, циліарного тіла та райдужної оболонки.
3. Внутрішній шар — це сітківка, яку можна побачити за допомогою інструменту під назвою офтальмоскоп.

Після того, як ви опинитеся всередині цих трьох шарів, є водянистий гумор (прозора рідина, яка заповнює передню та задню камеру ока), склоподібне тіло (прозоре желе, яке займає приблизно дві третини об'єму ока), і гнучкий кришталік. Всі вони з'єднані зіницею. Кожен раз, коли око рухається, навіть трохи, воно автоматично регулює експозицію, змінюючи форму райдужної оболонки, яка регулює розмір зіниці. Саме це допомагає оку пристосуватися до темних місць або дійсно яскравих джерел випромінювання. Саме по принципу роботи лінзи ока були створені лінзи в

окулярах та камерах. Камера має отвір куди потрапляє світло , як і людське око. Виконання цієї функції належить зіниці. Різні частини ока мають різні показники заломлення, і саме це заломлює промені, щоб сформувати зображення. Рогівка забезпечує дві третини потужності ока. Кришталик разом з рогівкою відіграє важливу роль у фокусуванні світла на сітківці [2]. Зображення проходить через кілька шарів ока, але відбивається таким чином, як у опуклого склоподібного тіла. Коли зображення нарешті досягне сітківки, воно буде перевернутим, але мозок це виправить та відтворить все так як є насправді [3].

У найголовнішій оболонці ока – сітківці розташовуються палички та колбочки (фоторецепторні клітини), які забезпечують сприйняття сутінкового, денного та кольорового зору. У центрі сітківки розташовуються диск зорового нерва (сліпа пляма), та поруч з ним жовта пляма (область найкращого зору ока). Порушення внутрішнього розвитку сітківки призводять до вроджених аномалій. Зоровий нерв утворений аксонами нервових клітин сітківки. Палички та колбочки своїми відростками закінчуються на біполярних клітинах сітківки . Зорові нерви проходять через зоровий канал у порожнину черепа і утворюють зоровий перехрест. Далі зоровий шлях заходить у латеральне колінчасте тіло (та закінчується в корі головного мозку. Внутрішньочеревне порушення розвитку гангліозних клітин та їх чисельності призводить до вроджених аномалій зорових нервів: аплазія, гіпоплазія, колобома диска зорового нерва (рисунок 1.3).

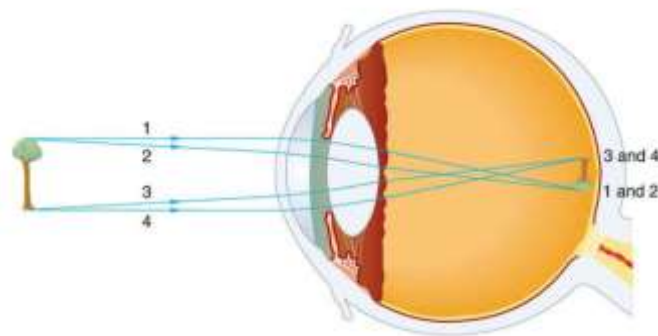


Рисунок 1.3 – Діаграма зору

На сітківці утворюється зображення з світловими променями, що найбільше сходяться на рогівці, а також при вході та виході з кришталіка. Промені зверху і знизу об'єкта простежуються і виробляють перевернуте реальне зображення на сітківці. Відстань до об'єкта малюється менше масштабу [4]. Для людини з нормальним зором відстань найкращого зору дорівнює приблизно 25 см. Саме на такій відстані зручно читати та писати. Після того як зображення предмета зникає із сітківки ока (предмет прибирають, припиняють освітлювати, затуляють непрозорим екраном), зоровий образ, викликаний цим предметом, зберігається у свідомості людини протягом 0,1 с. Цю властивість називають інерцією зору. Вадами зору є короткозорість та далекозорість.

Свідомі та рефлекторні рухи очей можуть відбуватися як по горизонталі так і по вертикалі. Ці обертання ока забезпечують зовнішні м'язи. При порушенні їх іннервації спостерігається розбіжна і схожа косоокість, блефароптоз. Захист ока від пересихання забезпечують сльози, що секретує слізоза залоза. Слізний шлях (слізний струмок, озеро, крапки, слізні каналічки, носо-слізна протока) відводить сльози із кон'юнктивального мішка [5].

1.2 Офтальмологія як область медицини

Офтальмологія — це розділ медицини, який вивчає очні захворювання та розробляє методи їх діагностики, лікування та профілактики. Так, сучасні методи надають можливість успішно лікувати глаукому, катаракту, відшарування сітківки, які раніше неминуче приводили до сліпоты. Око - один з найважливіших органів людського тіла і правильна робота зорової системи має велике значення для нашого комфортного, повсякденного життя. Офтальмологи - це медичні працівники, які спеціалізуються на лікуванні різних порушень зору та захворювань ока.

Ця галузь включає в себе широкий спектр практичних занять у різних областях, від перевірки зору і зняття скляних лінз для корекції дефектів зору до хірургічного втручання для корекції зору. Офтальмологи також вивчають

причину та розвиток очних захворювань та створюють нові методи лікування завдяки співпраці з іншими медичними працівниками для гарантії чудового загального стану здоров'я пацієнтів [6].

Ось для прикладу деякі з найпоширеніших захворювань ока включають катаракту, глаукому, дегенеративні захворювання сітківки, захворювання рогівки та інші. Діагностикою цих захворювань, розробкою та впровадженням методів лікування та догляду за пацієнтами займаються офтальмологи. Для діагностики окулярних захворювань офтальмологи використовують різні методи, такі як офтальмоскопія (рисунок 1.4), тонометрія, периметрія, ультразвукове зображення ока та інші дослідження. Ці методи дозволяють оцінити стан всіх частин ока та виявити будь-які відхилення в їхній роботі.

Лікування офтальмологічних захворювань може бути без хірургічного втручання або з ним залежно від якої проблеми. Наприклад, катаракта, що є однією з найпоширеніших причин втрати зору можна лікувати видаливши хмаринки замутненої хрящовидної лінзи із подальшою імплантацією штучної лінзи. Хронічне захворювання, що характеризується підвищеним тиском всередині очного яблука, так звана глаукома, лікується споживанням препаратів або виконанням хірургічного втручання для поліпшення водостоків внутрішньо очного тиску.



Рисунок 1.4 – Приклад проведення офтальмоскопії

Офтальмоскопія – це спосіб дослідження, що дозволяє оглянути око зсередини, тобто оглянути очне дно за допомогою спеціального приладу – офтальмоскопа. Очним дном називають внутрішню поверхню очного яблука, яка вистелена сітківкою.

Офтальмоскоп – це медичний прилад, який призначений для огляду задньої частини ока до якої входять оптичний нерв, сітківка та судини. Офтальмоскоп складається з освітлювальної системи та системи лінз, які дозволяють лікарю направляти світло та дивитися всередину очного яблука. Зазвичай офтальмоскопи мають діафрагму, якою можна регулювати розмір та форму світлової плями, на додаток можуть бути фільтри, які дозволяють змінювати колір світла для кращого виявлення певних структур ока [7]. Також у офтальмоскопа присутня ручка, яка містить джойстик або елементи керування для зміни параметрів освітлення і фокусування. У ручці можуть бути батареї або інші джерела живлення для освітлювальної системи (рисунк 1.5).

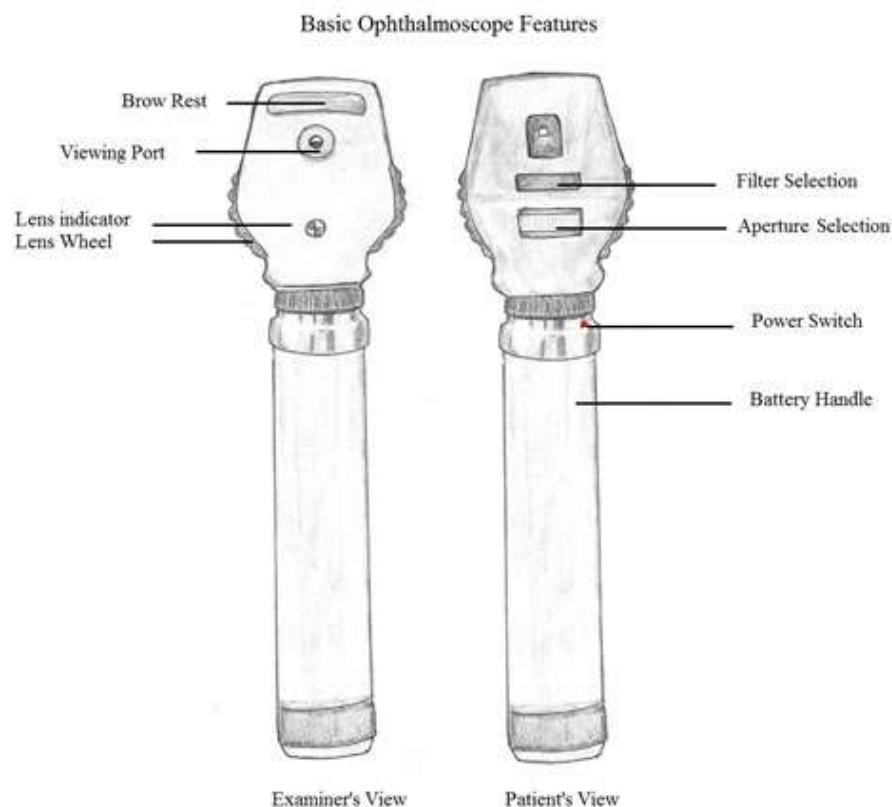


Рисунок 1.5 – Будова офтальмоскопа

Лікар спрямовує промінь світла (він виходить безпосередньо з лампи приладу або відбитий від іншого джерела) в око пацієнта (через зіницю на сітківку) і в певних положеннях розглядає різні відділи очного дна: диск зорового нерва, область жовтої плями (область найвищої гостроти зору), судини сітківки, периферію. Також можна побачити помутніння склоподібного тіла та кришталика. Залежно від того, яка патологія передбачається у пацієнта, обстеження виконується прямим чи зворотним методом.

Пряма офтальмоскопія виконується у разі підозри на патологічні зміни макулярної області, а також за наявності різних новоутворень та крововиливів у районі сітківки обстежуваного ока (рисунок 1.6).

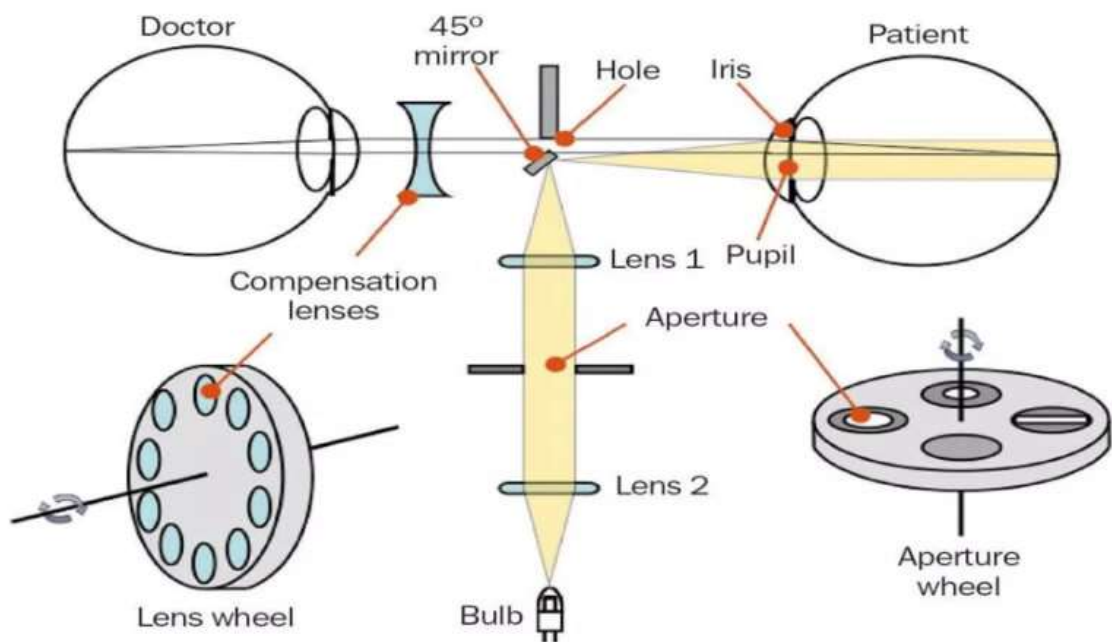


Рисунок 1.6 – Схема прямої офтальмоскопії

Зворотний або непрямий спосіб використовується у випадках, коли у пацієнта підозрюють такі порушення: будь-які патології периферичних ділянок сітківки; дистрофічні процеси сітківки; ретинопатія у недоношених немовлят (рисунок 1.7). Офтальмоскопія з використанням щілинної лампи - це біомікроскопія. Її виконують також із використанням дзеркальної лінзи (лінзи

Гольдмана). Огляд з лінзою Гольдмана дає можливість отримати дані про стан очного дна від центру до крайньої периферії. Ця методика також дозволяє проводити огляд кута передньої камери ока. Саме з цією лінзою лікарі вивчають стан периферії сітківки при короткозорості. Для короткозорих очей характерна схильність до розвитку периферичних дистрофій сітківки, так званих периферичних вітреохоріоретинальних дистрофій. Такий огляд очного дна дуже важливий для обстеження кандидатів на лазерну корекцію короткозорості та вагітних жінок.

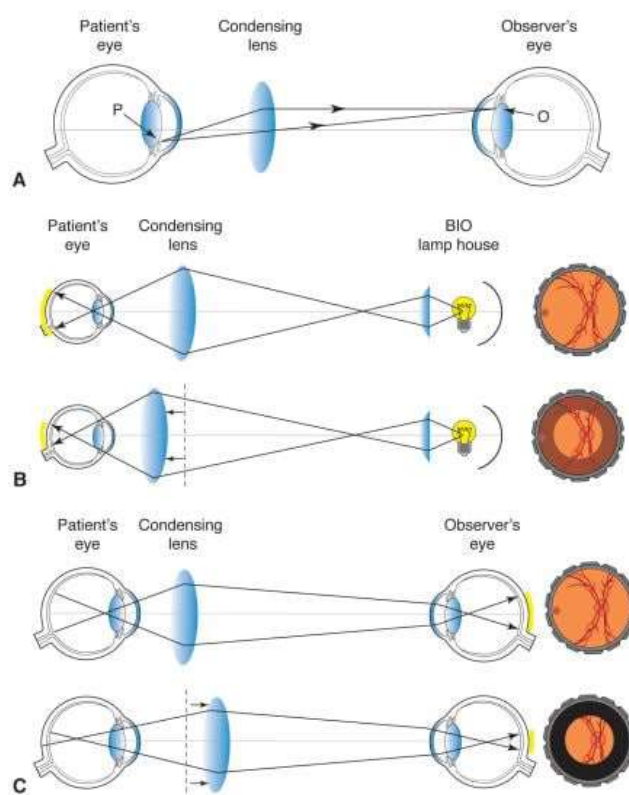


Рисунок 1.7 – Схема непрямой офтальмоскопії.

Першими сигналами необхідності проведення офтальмоскопії є наступні:

- стійке підвищення рівня глюкози крові;
- запальні процеси ока;
- порушення роботи нирок;
- порушення гостроти зору;

- головні болі;
- схильність до тромбоутворення;
- систематичне підвищення артеріального тиску;
- черепно-мозкові травми;
- травми ока;
- розлади координації;
- короткозорість.

Протипоказаннями до проведення офтальмоскопії є: помутніння в оптичних середовищах ока, важке сприйняття світла, патологія зіниць, печіння очей, міозиті, закрито кутова глаукома (ризик різкого підвищення внутрішньо очного тиску) [8].

1.3 Хвороби людських очей

Людське око – є дуже складним і вразливим органом нашого тіла, який бере участь у сприйнятті світла і передачу інформації в мозок. Захворювання, які пов'язані з нашими очима, значно понижують якість життя людини та можуть значно знизити можливості людини або й навіть призвести до фатальних наслідків [9]. На Рисунку 1.8 зображена схема назв хвороб очей.

Які ж є захворювання очей?



Рисунок 1.8 - Схема видів хвороби очей

Астигматизм – це захворювання очей, при якому внаслідок фізичних змін у структурі очного яблука порушується рефракція (заломлення світла). У здорового ока світловий промінь ідеально фокусується в одній точці на сітківці, забезпечуючи чітке зображення. Проте при астигматизмі цей процес ускладнюється через нерівномірність кришталика або рогівки (часом обох одночасно), коли світлові промені не можуть зібратися в одну точку, що призводить до спотворення зображення. На перший погляд, астигматизм може здатися не такою страшною проблемою, але ця аномалія очей може спричиняти сильний головний біль, дискомфорт і різкість в очах. У разі недбалого ставлення до цього стану може виникнути косоокість, амбліопія («ледаче око») і навіть потенційна загроза втрати зору. [10]

Кон'юнктивіт- це запалення слизової оболонки, що покриває зовнішню поверхню ока і внутрішню поверхню повік. До характерних симптомів захворювання лікарі відносять підвищену сльозогінність, печіння в області очей та почервоніння повік.

Катаракта - це захворювання ока, яке характеризується частковим або повним затемненням кришталика, розташованого між склоподібним тілом і райдужною оболонкою. Кришталик виконує функцію лінзи, яка забезпечує заломлення світлових променів і їхнє точне відображення на сітківці очей [11].

Міопія - це порушення зору, при якому спостерігається спотворення різкості зображення вдалеку, але близько розташовані об'єкти залишаються чіткими. Це виникає через аномалію в рефракції (заломленні світлових променів) ока, що призводить до неправильного фокусування зображення на сітківці.

Глаукома - це широкий спектр захворювань очей, які характеризуються стійким або періодичним збільшенням внутрішньоочного тиску до рівнів, що неприйнятні для здоров'я, що може призводити до втрати поля зору, зниження гостроти зору та пошкодження зорового нерва [12].

Діабетична ретинопатія - це ускладнення цукрового діабету, що характеризується поступовим ураженням дрібних судин сітківки ока

(мікроангіопатією). Початкові стадії можуть бути малопомітними, але з часом вони можуть призвести до важких ускладнень, включаючи можливість сліпоти.

Макулодистрофія - це хронічне захворювання очей, яке впливає на сітківку і макулу (жовта пляма), що знаходиться в центрі очного яблука і відповідає за найвищу роздільну здатність зору. Таким чином, при макулодистрофії страждає лише центральний зір, в той час як периферійний зір залишається відносно незмінним.

Гіперметропія - це захворювання очей, при якому людина має проблеми з чіткістю близько розташованих предметів. При високому ступені гіперметропії також може страждати зір у далечінь [13].

1.4 Методи дослідження очного дна

Можна назвати такі основні методи дослідження очного дна:

- Офтальмоскопія - це метод, яким користуються майже всі лікарі для огляду задньої частини ока через зіницю пацієнта за допомогою офтальмоскопа [14].
- Фундусфотографія - це процедура, при якій спеціальною камерою знімається фотографія задньої частини ока. Цей метод є ефективним для діагностики та моніторингу різних захворювань очей, таких як діабетична ретинопатія або макулярна дистрофія.
- Оптична когерентна томографія (ОКТ) - це метод, що використовує лазерний промінь для створення високороздільних зображень сітківки та інших структур ока [15].
- Ангіографія — це метод за допомогою використання контрастної речовини робиться рентгенівський знімок для створення зображення судин ока.

На сьогоднішній день технологічний прогрес дозволяє аналізувати середовище та людське тіло як за допомогою суб'єктивного оцінювання

людиною, так і за допомогою об'єктивного аналізу за допомогою технічних і програмних засобів.

Керуючись принципами класичної офтальмоскопії також була винайдена ретиноскопія. Ретиноскопія - це метод тестування, який визначає приломляючу силу ока за допомогою інтерпретації світла, яке відбивається від сітківки, за допомогою ретиноскопа, винайденого на основі принципів класичної офтальмоскопії (рисунок 1.9). Відображення світла на тканині є методом для виявлення дефектів зору. Він дозволяє визначити неможливість точного фокусування зображення на сітківці і виявлення причин нечіткого або розмитого зору. В нормальному оці зображення проходять через рогівку, збираються в точці фокусу на сітківці і чітко проєктуються на неї, а звідти передаються в мозок. У випадку з дефектами рефракції фокусування не відбувається на сітківці, що призводить до розмитого сприйняття зору людиною [16].



Рисунок 1.9 - Виконання ретиноскопії

У процесі огляду лікар направляє світлову смужку в очі пацієнта і спостерігає за рухом світла і тіні, відбитих від очного дна. Спостереження ведеться через віконце в корпусі прибору. По цьому руху спеціаліст може

зрозуміти, як саме у вас порушення зору. Рисунок 1.10 демонструє схему проведення ретиноскопії.

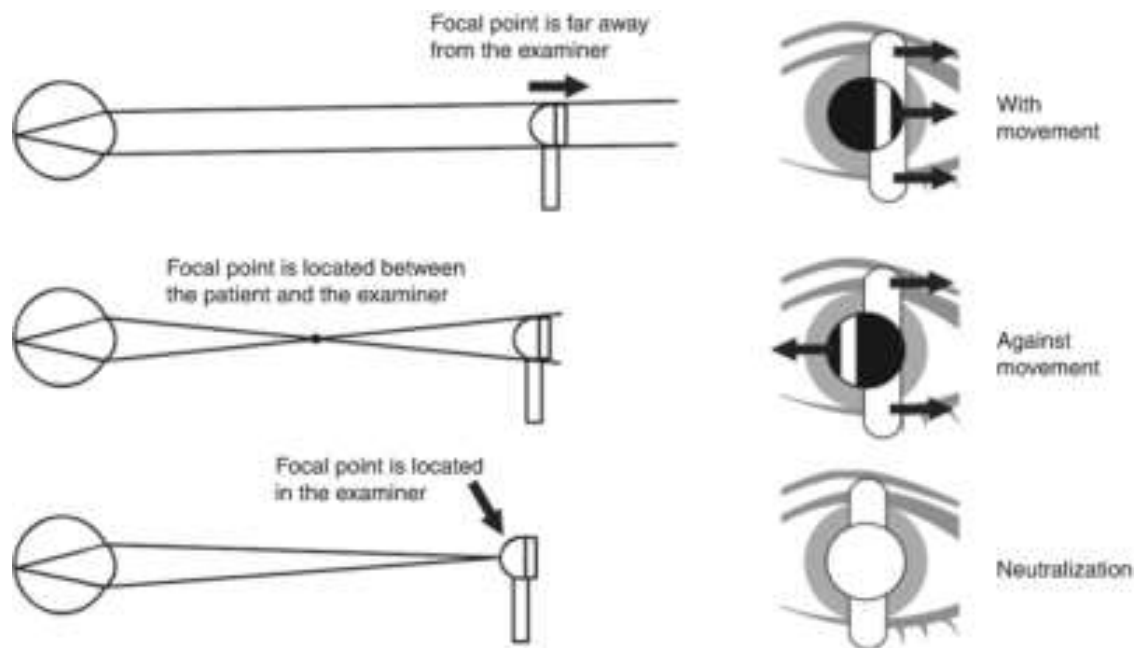


Рисунок 1.10 - Схема проведення ретиноскопії

Оптична когерентна томографія ока є методом дослідження без контакту, який дозволяє детально оцінити стани різних тканин ока шляхом візуалізації їх структур у поперечному перерізі. Цей метод надає можливість отримати об'єктивну інформацію про стан очей та їхню морфологічну будову (рисунок 1.11). Методика проведення дуже схожа з проведенням УЗД дослідження, відмінність у тому, що з проведення оптичної когерентної терапії застосовуються інфрачервоні хвилі ближнього спектру. Завдяки технічним параметрам оптичних томографів, лікарі-офтальмологи отримали можливість виявляти патологічні процеси в тих частинах сітківки, які не можна було б побачити за допомогою звичайної офтальмоскопії. Однією з величезних переваг цього методу є можливість спостерігати зміни в структурі очного нерва і макули, які за інших методів діагностики залишались невидимими для лікаря [17].

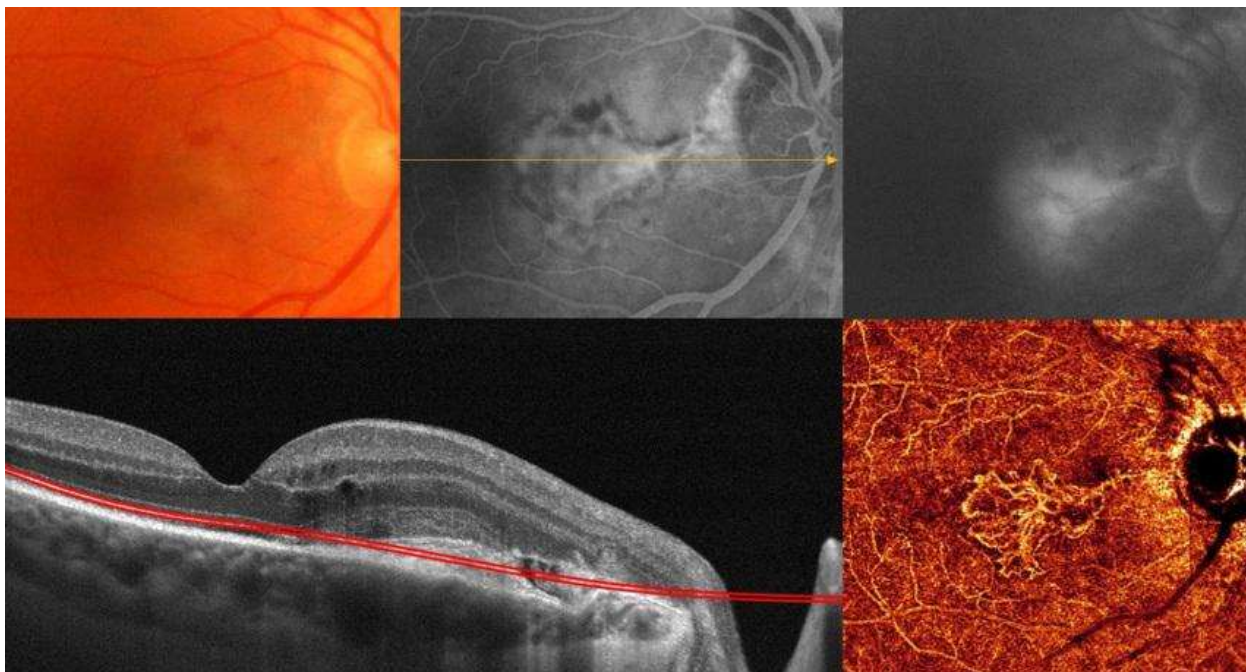


Рисунок 1.11 – Зображення ока після ОКТ

Оцінюючи результати зображень, лікар звертає увагу на морфологічні зв'язки тканин, зокрема, шарів, зміни зовнішнього контуру та з'єднання із сусідніми тканинами. Детальний аналіз результатів ОКТ надає письмовий висновок про товщину клітинного шару, обсяг тканин, а також лікар має змогу оцінити стан очного нерва і шарів сітківки.

Світова хвиля направлена в тканини очей, поширюється і відбивається або розсіюється від внутрішніх шарів. Схематичне зображення руху світла під час ОКТ продемонстровано на рисунку 1.12. Це засновано на тому, що відмінні по щільності тканини очей по-різному відбивають спрямований на них світловий сигнал. Завдяки тому, що прозорі оптичні середовища володіють високою проникаючою здатністю, а поверхня ока і сітчатка — меншою, ОКТ — ідеальний спосіб візуалізації структури ока. Прилад підбирає відбиті сигнали, далі отримані дані оброблятимуться складним математичним алгоритмом і штучним інтелектом. Для кращого сприйняття кількісна інформація надається у вигляді нормативних графіків, карт та секторних діаграм. Крім цього, прилад дає можливість скласти графічні зображення товщини рогівки та оцінити стан куту передньої камери ока [18].

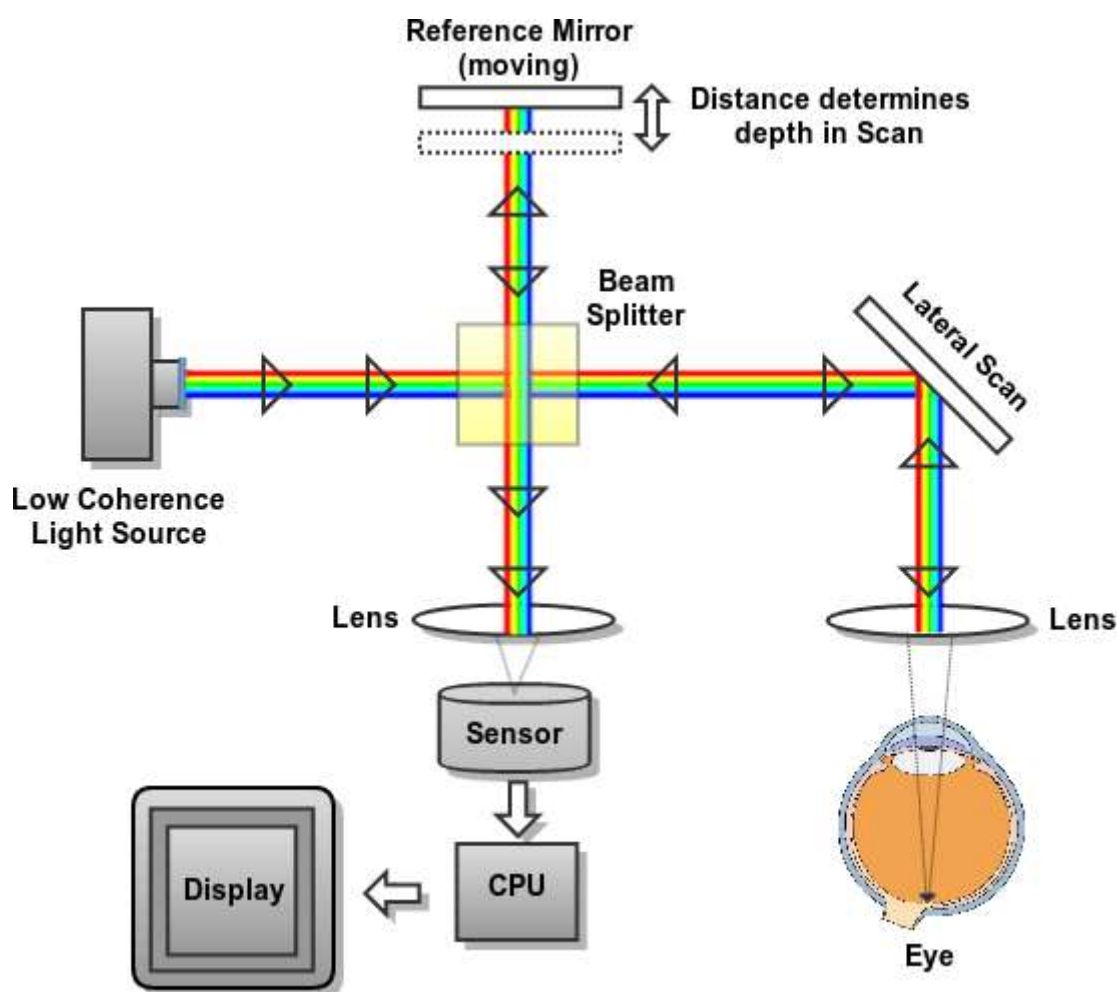


Рисунок 1.12 – Схематичне зображення шляху світла під час ОКТ

Метод оптичної когерентної томографії дозволяє: виявляти патологічні зміни на ранніх стадіях; зображати морфологічні зміни сітківки і шару нервових волокон і проводити оцінку їх товщини; діагностувати стан диска зорового нерва; оглядати структури переднього відрізка ока.

ОКТ є ключовим інструментом у сучасній офтальмології, надаючи можливість точно діагностувати та відслідковувати різні очні захворювання, що покращує результати лікування і підвищує якість життя пацієнтів.

2 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ АНАЛІЗУ МЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

2.1 Основні поняття машинного навчання

Математична модель (ММ) є математичним відображенням реальності, яке виступає як варіант моделі системи, дослідження якої дозволяє отримати інформацію про іншу систему. Вона призначена для відтворення поведінки реального об'єкта, хоча завжди містить певний ступінь ідеалізації.

Математичне моделювання - це як процес діяльності, так і набір методів та технік для створення і дослідження математичних моделей.

Штучний інтелект (ШІ) - це здатність інтелектуальних систем виконувати творчі завдання, які зазвичай асоціюються з людськими можливостями; це також наука і технологія створення інтелектуальних машин, зокрема інтелектуальних комп'ютерних програм.

Нейронна мережа (також штучна нейронна мережа, ІНС) - це математична модель, а також її програмне або апаратне втілення, створена за зразком організації та функціонування біологічних нейронних мереж, що складаються з нервових клітин. Ідея моделювання мозкових процесів привела У. Маккалока і У. Питтса до створення цього поняття. Практичне застосування нейронних мереж стало можливим після розробки алгоритмів їх навчання, і з того часу вони використовуються для розпізнавання образів, прогнозування, управління та інших задач.

Глибоке навчання (Deep learning) - це сукупність методів машинного навчання (без нагляду, з наглядом, з частковим наглядом, з підкріпленням), що базуються на самонавчанні (Feature / representation learning), а не на жорсткому програмуванні спеціалізованих алгоритмів для конкретних задач [19].

Растрове зображення - це зображення, яке складається з таблиці (мозаїки) пікселів - кольорових точок (прямокутних) на моніторі, папері або інших відображувальних пристроях. API визначає структуру та

функціональність, які надає програмне забезпечення (бібліотека, модуль), абстрагуючи від конкретної реалізації цього функціоналу.

Пакет (package) – це набір вкладених пакетів, класів та інтерфейсів, що утворюють ієрархічну систему і групують типи. Це дозволяє ефективно працювати з великою кількістю файлів, а модульна декомпозиція полегшує проектування системи. Існує модифікатор доступу, який дозволяє типам одного пакета взаємодіяти більш тісно між собою, ніж з типами з інших пакетів. Таким чином, пакети логічно об'єднують типи [20].

Методи машинного навчання були розроблені та використані для автоматизації процесів у багатьох сферах і нещодавно зробили стрибок вперед завдяки можливості глибокого навчання та зберігання величезних обсягів даних. Алгоритм розроблений, щоб змусити складні нейронні мережі вивчати цільові знання з великих даних. Отже, традиційні алгоритми машинного навчання були замінені методами глибокого навчання [21].

Супервізоване навчання – це категорія машинного навчання, яка використовує позначені набори даних, так звані мітки, для навчання алгоритмів для прогнозування результатів і розпізнавання закономірностей. На відміну від неконтрольованого навчання, алгоритми керованого навчання проходять тренування з мітками, щоб дізнатися про зв'язок між входом і виходом.

Дані, які використовуються під час навчання під наглядом, позначаються — це означає, що вони містять приклади вхідних даних (так звані функції) і правильних виходів (мітки). Алгоритми аналізують великий набір даних цих тренувальних пар, щоб визначити, яким буде бажане вихідне значення, коли його попросять зробити прогноз на основі нових даних [22].

Супервізоване навчання в машинному навчанні зазвичай поділяється на дві категорії: класифікація та регресія.

Класифікація – це коротко кажучи прогнозування категорій. Алгоритми класифікації використовуються для групування даних шляхом прогнозування категорійної мітки або вихідної змінної на основі вхідних даних. Класифікація

використовується, коли вихідні змінні є категоріальними, тобто існує два або більше класів [23].

Одним із найпоширеніших прикладів використовуваних алгоритмів класифікації є фільтр спаму у вашій скриньці вхідних повідомлень. Тут модель навчання під наглядом навчена передбачати, чи є електронний лист спамом, за допомогою набору даних, який містить позначені приклади як спаму, так і законних листів. Алгоритм витягує інформацію про кожен електронний лист, включаючи відправника, тему, основний текст тощо. Потім він використовує ці функції та відповідні вихідні мітки, щоб вивчати шаблони та призначати оцінку, яка вказує, чи є електронний лист справжнім чи спамом.

Регресія- це аналіз пов'язаний з числовим типом даних. Алгоритми регресії використовуються для прогнозування дійсного або безперервного значення, коли алгоритм виявляє зв'язок між двома або більше змінними.

Типовим прикладом завдання регресії може бути прогнозування зарплати на основі досвіду роботи. Наприклад, алгоритм навчання під наглядом отримуватиме вхідні дані, пов'язані з досвідом роботи (наприклад, тривалість роботи, галузь чи галузь, місцезнаходження тощо) та відповідну суму призначеної зарплати. Після навчання моделі її можна використовувати для прогнозування середньої зарплати на основі досвіду роботи.

До переваг цього аналізу можна віднести високу точність за наявності достатньої кількості мічених даних та здатністю оцінювати ефективність моделей за допомогою метрик, таких як точність, відчутливість, специфічність. Але недолік в необхідності великої кількості цих мічених даних, що може бути дорогим та трудомістким процесом, ще із-за цього впливає те, що якщо є шум або неправильно мічені дані то ефективність аналізу зменшиться.

Супервізоване навчання має багато застосувань у комерції, але воно обмежене в здатності генерувати нові ідеї та знання. На відміну від несупервізованого навчання, яке виявляє природні структури в немаркованих

даних і допомагає генерувати нові ідеї та практичні знання з великих обсягів даних [24].

Несупервізоване навчання, також відоме як неконтрольоване машинне навчання, використовує алгоритми машинного навчання (МН) для аналізу та кластеризації непозначених наборів даних. Ці алгоритми виявляють приховані шаблони або групи даних без втручання людини. Неконтрольоване навчання використовує алгоритми самонавчання — вони навчаються без будь-яких позначок або попереднього навчання. Натомість моделі надаються необроблені дані без міток, і вона має виводити власні правила та структурувати інформацію на основі подібностей, відмінностей і шаблонів без чітких інструкцій щодо роботи з кожним фрагментом даних [25].

Одним із методів несупервізованого навчання є кластеризація — це техніка інтелектуального аналізу даних без міток і розбиття їх на групи (або кластери) на основі схожості чи відмінностей (рисунок 2.1). Він використовується в різноманітних програмах, включаючи сегментацію клієнтів, виявлення шахрайства та аналіз зображень. Алгоритми кластеризації розбивають дані на природні групи, знаходячи схожі структури чи шаблони в некатегоризованих даних.

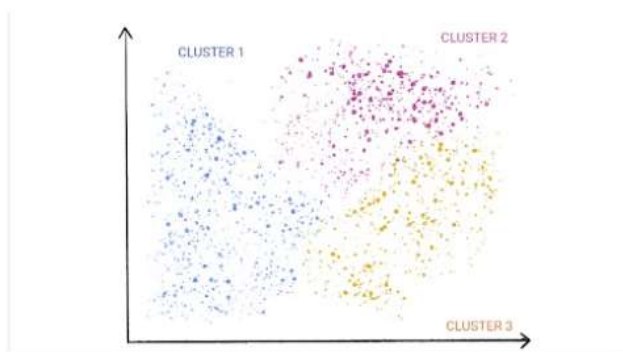


Figure 1. An ML model clustering similar data points.

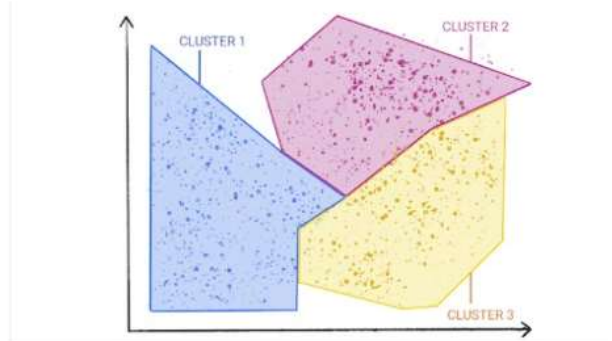


Figure 2. Groups of clusters with natural demarcations.

Рисунок 2.1 - Приклад як відбувається кластеризація

Ексклюзивна кластеризація: дані групуються таким чином, що одна точка даних може існувати лише в одному кластері. Це також називається «жорсткою» кластеризацією. Поширеним прикладом ексклюзивної кластеризації є алгоритм кластеризації K-means, який розбиває точки даних на визначену користувачем кількість K кластерів.

Кластеризація, що перекривається: дані групуються таким чином, що одна точка даних може існувати в двох або більше кластерах з різним ступенем членства. Це також називають «м'якою» кластеризацією.

Ієрархічна кластеризація: дані поділяються на окремі кластери на основі схожості, які потім неодноразово об'єднуються та організовуються на основі їхніх ієрархічних зв'язків. Існує два основних типи ієрархічної кластеризації: агломеративна та роздільна кластеризація. Цей метод також називають НАС — ієрархічний кластерний аналіз.

Імовірнісна кластеризація: дані групуються в кластери на основі ймовірності того, що кожна точка даних належить кожному кластеру. Цей підхід відрізняється від інших методів, які групують точки даних на основі їх подібності до інших у кластері.

Зменшення розмірності — це техніка неконтрольованого навчання, яка зменшує кількість ознак або розмірів у наборі даних. Більше даних, як правило, краще для машинного навчання, але також може ускладнити візуалізацію даних. Хоча більше даних зазвичай дає точніші результати, це також може вплинути на продуктивність алгоритмів машинного навчання (наприклад, переобладнання), а також може ускладнити візуалізацію наборів даних. Зменшення розмірності являється технікою, яка використовується, коли кількість ознак або розмірів у даному наборі даних зовелика. Це зменшує кількість введених даних до керованого розміру, одночасно зберігаючи цілісність набору даних, наскільки це можливо. Зменшення розмірності виділяє важливі характеристики з набору даних, зменшуючи кількість наявних нерелевантних або випадкових функцій. Цей метод використовує алгоритми принципового компонентного аналізу (PCA) і сингулярного розкладу (SVD),

щоб зменшити кількість вхідних даних без шкоди для цілісності властивостей вихідних даних.

Аналіз основних компонентів (principle component analysis)—це тип алгоритму зменшення розмірності, який використовується для зменшення надмірностей і стиснення наборів даних за допомогою вилучення ознак. Цей метод використовує лінійне перетворення для створення нового представлення даних, що дає набір «основних компонентів». Перший головний компонент – це напрямок, який максимізує дисперсію набору даних. У той час як другий головний компонент також знаходить максимальну дисперсію в даних, він абсолютно некорельований з першим головним компонентом, що дає напрямок, який є перпендикулярним або ортогональним до першого компонента.

Автоенкодери це один з найпопулярніших алгоритмів напередвизованого навчання, який використовують нейронні мережі для стиснення даних, а потім відтворюють нове представлення оригінальних вхідних даних. Дивлячись на рисунок 2.2 нижче, ви можете побачити, що прихований шар спеціально діє як вузьке місце для стиснення вхідного шару перед реконструкцією всередині вихідного шару. Етап від вхідного рівня до прихованого рівня називається «кодуванням», тоді як етап від прихованого шару до вихідного рівня відомий як «декодування».

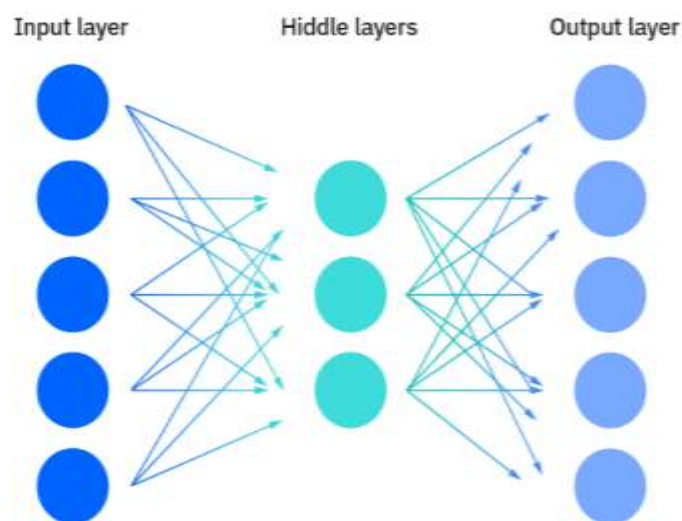


Рисунок 2.2 - Схема процесу роботи автоенкодерів

Отже основні переваги несупервізованого навчання: спрощений процес підбору та підготовки даних завдяки відсутності потреби в мічених даних, знаходження нових несподіваних структур в даних. Із цього випливає складність оцінки якості моделей через відсутність чітких метрик та результативність цього навчання буде менша порівняно з супервізованим навчанням [26].

Моделі глибокого навчання (deep learning models) застосовують багатошарові нейронні мережі для обробки складних даних і виконання завдань, таких як класифікація, регресія, кластеризація тощо. Ось основні типи моделей глибокого навчання та їх характеристики:

Згорткові нейронні мережі (Convolutional Neural Networks, CNN) — це алгоритми глибокого навчання, які обробляють дані у вигляді структурованої сітки, наприклад, зображення. Згортковий шар застосовує набір фільтрів (ядер) до вхідного зображення, де кожен фільтр ковзає (згортається) по зображенню, створюючи карту функцій. Це допомагає виявити різні особливості, як текстури, візерунки, тощо. Рівень об'єднання - це шар який зменшує розмірність карт об'єктів, зберігаючи найважливішу інформацію. Загальні типи включають максимальне та середнє об'єднання. Після кількох шарів згортки та об'єднання вихідні дані вирівнюються та подаються в один або кілька повністю зв'язаних (щільних) шарів, кульмінацією якого є вихідний шар, який робить остаточну класифікацію або прогноз, його називають повністю зв'язаний шар.

Рекурентні нейронні мережі (Recurrent Neural Networks, RNN) використовують на кожному кроці прихований стан, який оновлюється на основі поточного введення та попереднього прихованого стану. Це дозволяє мережі зберігати дані минулих введень. На виході прихований стан генерує результат на кожному кроці часу.

Генеративно-змагальні мережі (Generative Adversarial Networks, GAN) генерують реалістичні дані шляхом навчання двох нейронних мереж -

генератор та дискримінатор у змагальному середовищі. Їх використовували для створення реалістичних зображень, відео та аудіо. Мережа генератора створює підроблені дані з випадкового шуму. Мережа дискримінатора оцінює достовірність даних, розрізняючи справжні та підроблені дані. Генератор і дискримінатор навчаються одночасно. Генератор намагається обдурити дискримінатор, створюючи кращі підроблені дані, тоді як дискримінатор намагається покращити виявлення підроблених даних. Цей змагальний процес призводить до того, що генератор створює все більш реалістичні дані.

Довготривала короткочасна пам'ять (Long Short-Term Memory, LSTM)— це особливий вид RNN, здатний вивчати довготривалі залежності. Вони розроблені, щоб уникнути проблеми довгострокової залежності, що робить їх ефективнішими для таких завдань, як розпізнавання мовлення та прогнозування часових рядів. LSTM мають стан комірки, який проходить через усю послідовність і може передавати інформацію через багато кроків [27].

2.2 Методи та алгоритми

Конволюційні нейронні мережі (CNN) — це ефективні інструменти глибокого навчання, призначені для обробки та аналізу зображень. Ці мережі використовують згорткові шари для автоматичного виділення ознак з вхідних даних. Нижче наведено рисунок 2.3 архітектури нейронної мережі [28].

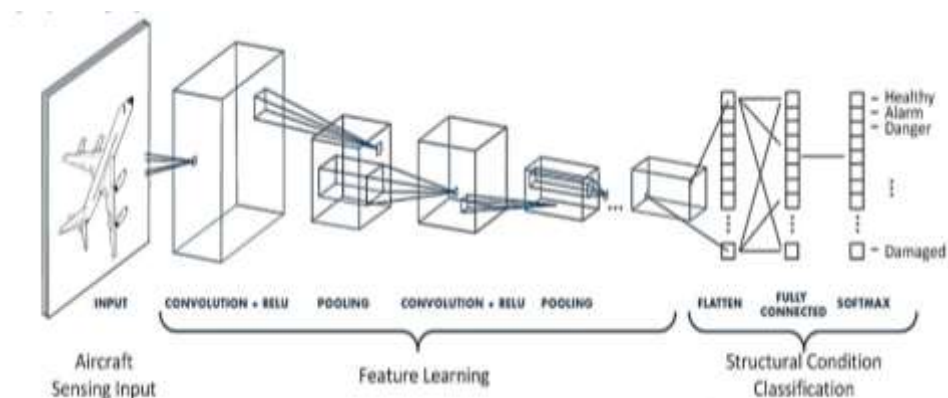


Рисунок 2.3 – Загальна архітектура згорткової нейронної мережі CNN

Згортковий рівень є основою складовою CNN і на ньому відбувається більшість обчислюваних процесів. Для отримання результату необхідно повністю перетворити зображення в числові масиви. Однак згорткові шари також можуть бути розміщені після інших згорткових шарів, тобто ці шари можна розмістити один на одному. Наявність кількох таких шарів означає, що вихід з одного шару може створювати подальші згортки та групуватися разом із відповідними шаблонами. На практиці це означає, що коли дане зображення проходить через згорткові шари, мережа починає «розпізнавати» більш складні характеристики зображення (рисунок 2.4). Ранні рівні відмовляються від виділення низькорівневих функцій, таких як пікселі, які складають прості лінії. Подальші шари об'єднують ці рядки разом із фігурами.



Рисунок 2.4 – Наглядний приклад обробки інформації за допомогою CNN

Цей процес переходу від аналізу поверхневого рівня до глибокого аналізу триває, доки нейромережа не починає розпізнавати складні форми, такі

як тварини, людське обличчя та автомобілі. Після того, як дані пройшли через усі шари згорток, вони переходять до щільно зв'язаної частини CNN. Щільно зв'язані шари – це те, як виглядає традиційна нейронна мережа прямого зв'язку, серія вузлів, об'єднаних у шари, які з'єднані один з одним [29]. Дані проходять через ці щільно зв'язані шари, які вивчають шаблони, витягнуті згортковими шарами, і таким чином мережа стає здатною розпізнавати об'єкти (рисунок 2.5).

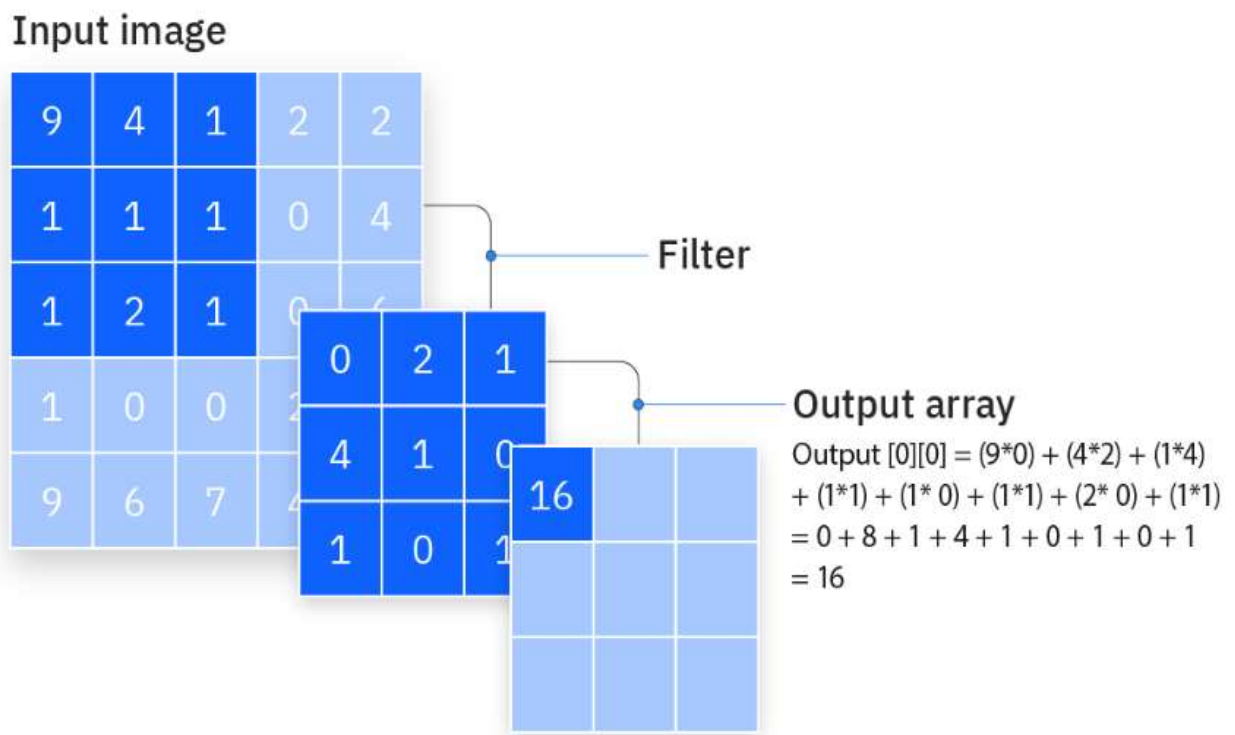


Рисунок 2.5 - Схема принципу роботи CNN(Convolutional Neural Networks)

Можна виділити три гіперпараметри, які впливають на обсяг виведення, які потрібно встановити перед початком навчання нейронної мережі. До них можна віднести:

1. Кількість фільтрів, яка впливає на глибину виведення. Для прикладу три різні фільтри можуть давати три різні карти функцій, створюючи глибину три.

2. Крок — це відстань або кількість пікселів, яку ядро переміщує над вхідною матрицею. Хоча значення кроку, яке більше двох зустрічаються рідко, але чим більший крок тим менший результат.

3. Нульове доповнення зазвичай використовується, коли фільтри не відповідають вхідному зображенню. Це встановлює всі елементи, які виходять за межі вхідної матриці, рівними нулю, створюючи більший або такий самий розмір виходу [30].

Методи попередньої обробки даних та аугментації у підготовці даних для моделей глибокого навчання є дуже важливими. Підвищуючи загальну продуктивність моделі, вони покращують якість вхідних даних і зменшують ризик перенавчання [31].

Нормалізація – це метод попередньої обробки даних, який використовується для масштабування пікселів зображень до певного діапазону, покращуючи продуктивність і точність алгоритмів машинного навчання. Основною метою нормалізації є усунення потенційних зміщень і спотворень, викликаних різними масштабами ознак. Деякі поширені методи нормалізації включають мінімально-максимальне масштабування - віднімання середнього значення і ділення на стандартне відхилення (z-score normalization) [32].

Стандартизація — це статистичний метод, в попередній обробці даних, щоб зробити різні змінні більш порівнянними. Простими словами це як переклад різних «мов» даних на один універсальний діалект.

Центрування – за основу береться віднімання середнього значення з кожного пікселя, щоб зробити дані більш симетричними. Прикладом такого методу є віднімання середнього значення інтенсивності пікселів усього зображення.

Методи аугментації даних зображені на рисунку 2.6:

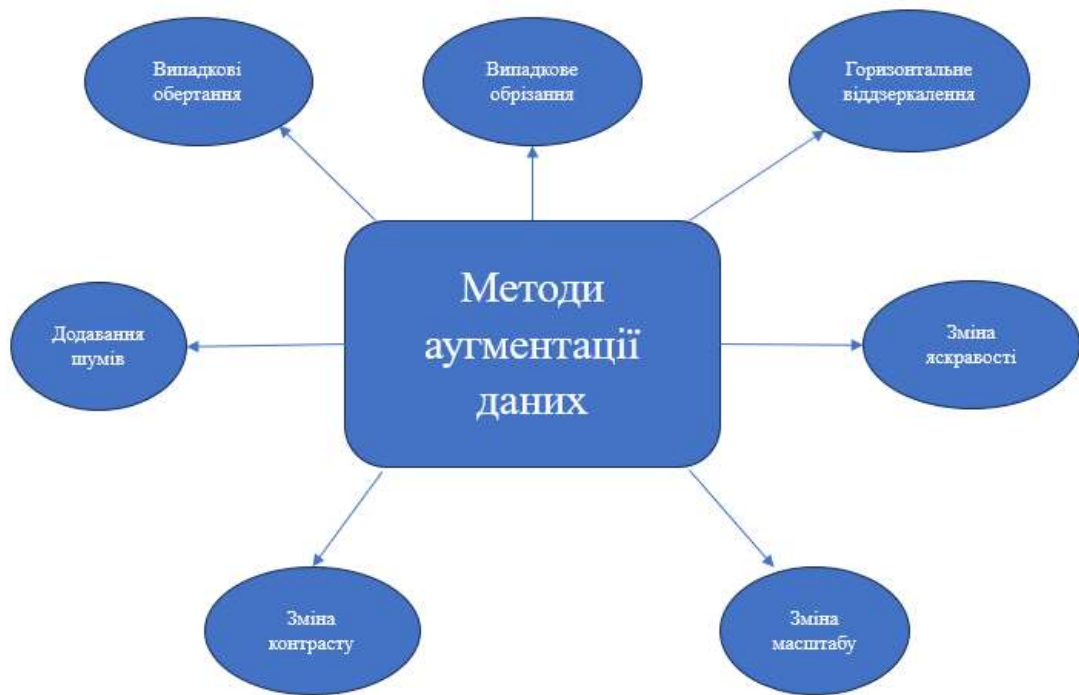


Рисунок 2.6 - Методи аугментації даних

:

1) Горизонтальне віддзеркалення (Horizontal Flip) - зображення перевертають вертикально та горизонтально, цим сами збільшуючи кількість навчальних зразків; Приклад: Віддзеркалення зображення вздовж вертикальної осі.

2) Випадкові обертання (Random Rotation) – зображення обертають на випадковий кут від 0 до 360 градусів, чим збільшить різноманітність даних.

3) Зміна масштабу (Scaling) – цим методом створюються нові варіативні навчальні зразки шляхом збільшення або зменшення зображень на випадковий відсоток.

4) Зміна яскравості (Brightness Adjustment) - зміна яскравості зображення на випадковий коефіцієнт. Така варіація яскравості картинки дає можливість моделі розпізнати зображення в різних умовах освітлення.

5) Зміна контрасту (Contrast Adjustment) – для збільшення різноманітності контраст зображення змінюють.

6) Шуми (Adding Noise) – до зображення додають випадкові шуми для підвищення стійкості моделі.

7) Випадкове обрізання (Random Cropping): із зображення беруть випадкову частину та обрізають для збільшення навчальних зразків.

2.3 Особливості застосування машинного навчання в медицині

Машинне навчання (ML) в медицині має значний потенціал для підвищення якості медичних послуг, діагностики, лікування та управління здоров'ям пацієнтів. Проте, його застосування в цій сфері супроводжується певними особливостями, викликами та перевагами.

Використання конволюційних нейронних мереж (CNN) для аналізу знімків, МРТ, КТ, ОКТ та ультразвукових зображень дуже спрощує процес виявлення захворювань, таких як рак, цукровий діабет, пневмонія та інші патології. Для аналізу геномних даних використання ML для виявлення генетичних маркерів захворювань. Це дає можливість прогнозування спадкових хвороб та персоналізованого лікування пацієнта.

Завдяки машинному навчанню ML можна легко спрогнозувати результати лікування, для прикладу виживаність пацієнтів, ризик ускладнень та рецидивів, цим самим уникнувши летальних наслідків. А в подальшому створюється індивідуалізований план лікування. Створення цих персоналізованих планів на основі історії хвороби пацієнта, генетичних даних та інших факторів дає можливість максимально ефективно провести курс лікування. Для моніторингу пацієнтів використовуємо датчики та носимі пристрої для збору даних про стан здоров'я пацієнтів у реальному часі, таких як рівень цукру в крові, серцевий ритм, артеріальний тиск, тощо. А машинне навчання ML буде аналізувати дані з носимих пристроїв для виявлення аномалій та попередження лікарів про можливі проблеми зі здоров'ям.

Також використанням ML можна оптимізувати розклад лікарів, управління запасами медикаментів та планування хірургічних операцій. В додаток розробка систем на базі машинного навчання зможе допомогти лікарям у прийнятті рішень на основі аналізу великих обсягів медичних даних.

При використанні технологій машинного навчання Медичні дані мають зберігати свою конфіденційність і їх безпека повинна бути забезпечена на високому рівні. Всі медзаклади мають чітко дотримуватись нормативних вимог.

Вимоги до моделей ML повинні бути інтерпретованими та прозорими, для того щоб лікарі та пацієнти могли зрозуміти, як приймаються рішення та важливо створювати моделі, що не містять упередженостей, які можуть призвести до дискримінації пацієнтів на основі статі, раси або інших факторів.

Машинне навчання має величезний потенціал для застосування в медицині, але потребує уважного підходу до питань конфіденційності, етики та інтеграції з існуючими медичними системами [33].

РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА СИСТЕМИ АНАЛІЗУ ЗОБРАЖЕНЬ ОЧНОГО ДНА

3.1. Збір та підготовка даних

Я обрав безкоштовно зібрані та оприлюднені дані (рисунок 3.1), надані сайтом університету Ерлангена — Нюрнберга, які спрямовані на допомогу в реалізації успішної програми профілактики сліпоти [34].

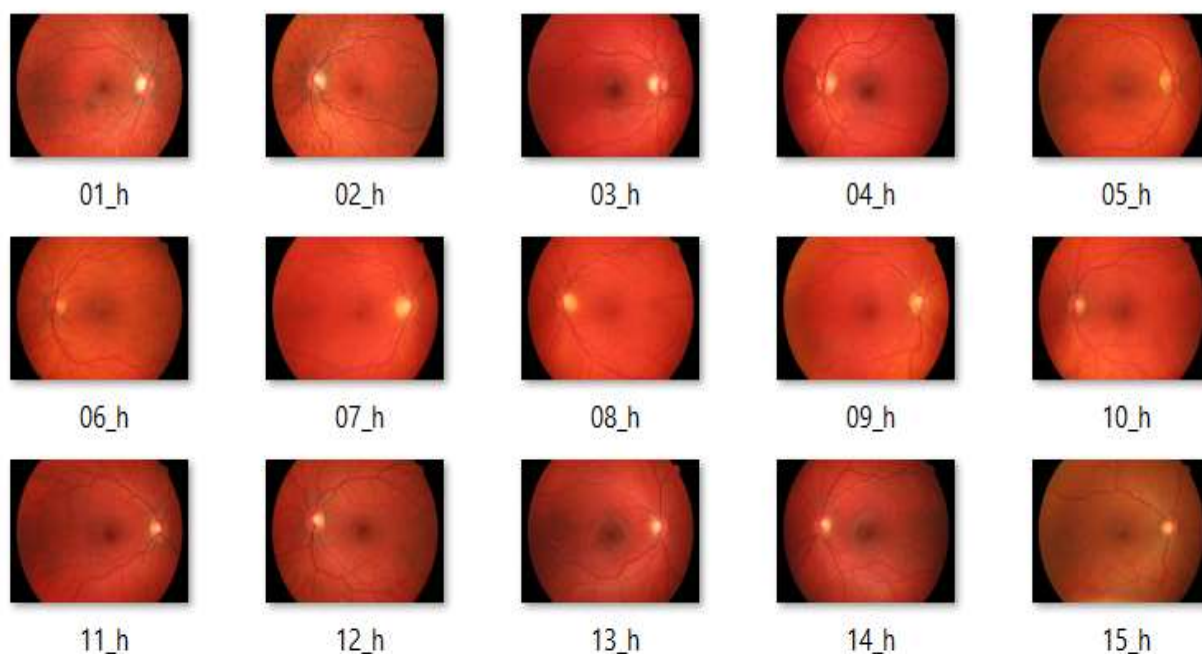
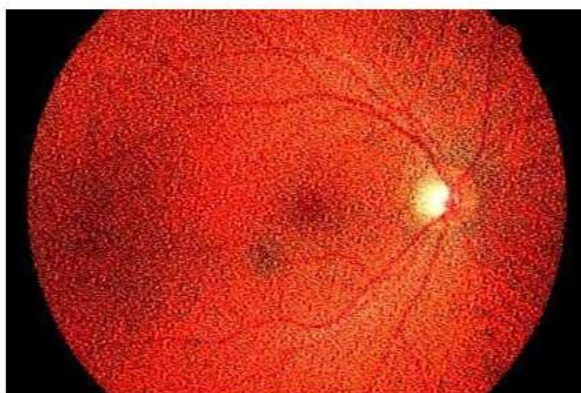


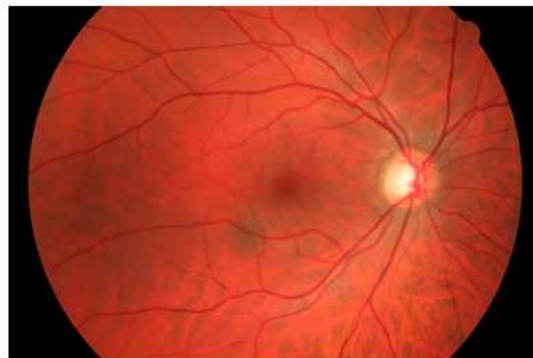
Рисунок 3.1 - Демонстрація підібраних зображень очного дна

Для початку потрібно підготувати наші зображення для подальшого дослідження, тому ми скористаємося процесами попередньої обробки зображень такими як зміна розміру, нормалізація, шумозаглушення, покращення контрасту, сегментація, гладка фільтрація.

Використовуючи фільтри (гауссовий та медіанний) зменшимо шум, який є характерним для ОКТ зображень, щоб покращити якість фото (рисунок 3.2).



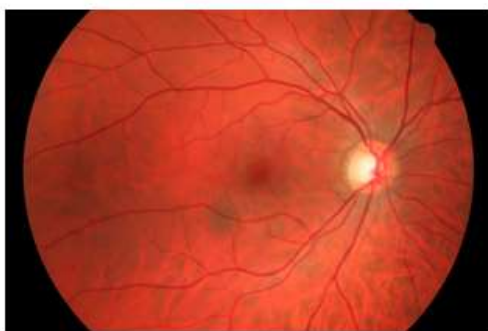
Original image



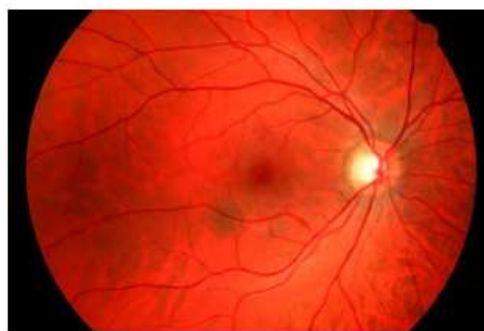
After noise reduction

Рисунок 3.2 - Демонстрація усунення шуму з картинки

Застосуємо метод покращення контрасту, такий як адаптивне гістограмне вирівнювання (CLAHE), щоб краще виділити структури очного дна. Виділимо релевантні області очного дна, таких як макула чи диск зорового нерва, для зменшення обсягу обробки та підвищення точності моделі. Під кінець згладжуємо зображення щоб зменшити дрібні артефакти, що можуть вплинути на навчання моделі (рисунок 3.3).



Original image



Contrasted image

Рисунок 3.3 - Демонстрація підвищення контрасту зображення

Змінимо розмір зображень до стандартного розміру (це і є процес нормалізації), який буде зручним для обробки CNN. (224x224 пікселів) та нормалізуємо значення пікселів до діапазону [0, 1], щоб покращити стабільність і швидкість навчання моделі (рисунок 3.4).

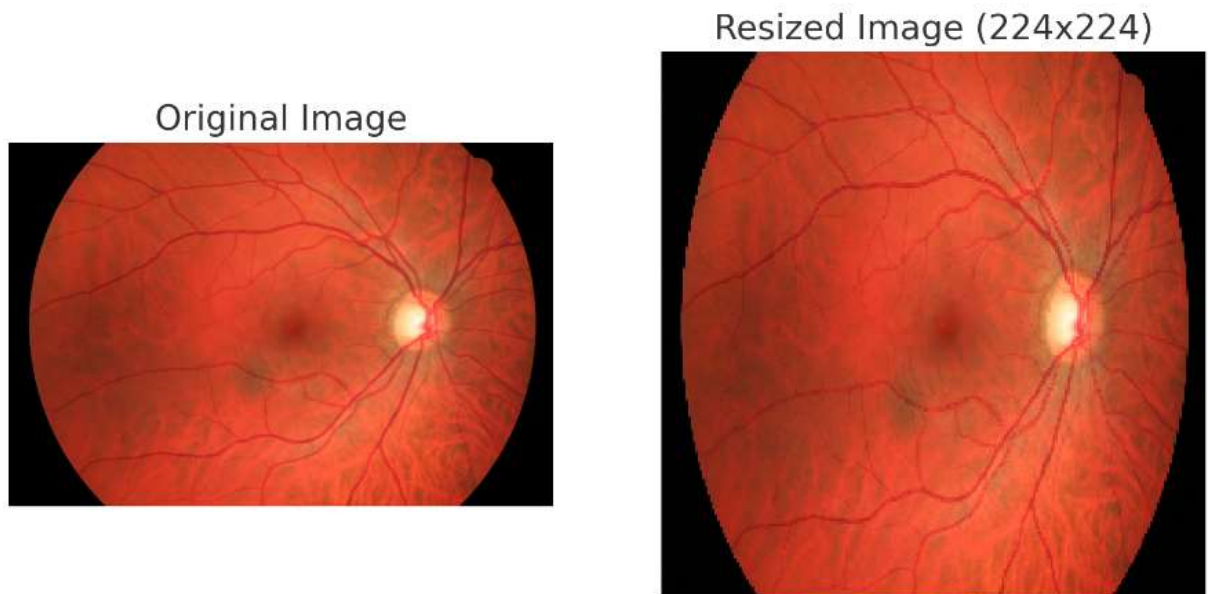


Рисунок 3.4 – Демонстрація нормалізації картинки під потрібні розміри

Усі ці маніпуляції допоможуть підготувати ОКТ зображення для ефективного навчання моделі CNN, що підвищить якість і точність результатів.

3.2 Вибір архітектури моделі

У даному дослідженні я обираю згорткову нейронну мережу CNN. На мою думку цей тип архітектури нейронної мережі глибокого навчання є зручним для поточного дослідження та є дуже розповсюдженим у використанні в галузі комп'ютерного програмування (рисунок 3.5). Модель зручна тим що автоматично виявляє і вивчає важливі ознаки зображення на різних рівнях абстракції, що значно зменшує потребу у ручному налаштуванні ознак. Згорткові шари цієї моделі виконують локальні обчислення, обробляючи лише невеликі частини зображення одночасно, що значно зменшило обчислювальну

складність у порівнянні з повністю зв'язаними мережами. Таких шарів може бути велика кількість, що дозволяє моделі вивчати складні та високорівневі ознаки. Це зробить їх надзвичайно потужними для різних задач комп'ютерного зору, таких як класифікація, сегментація та детекція об'єктів.

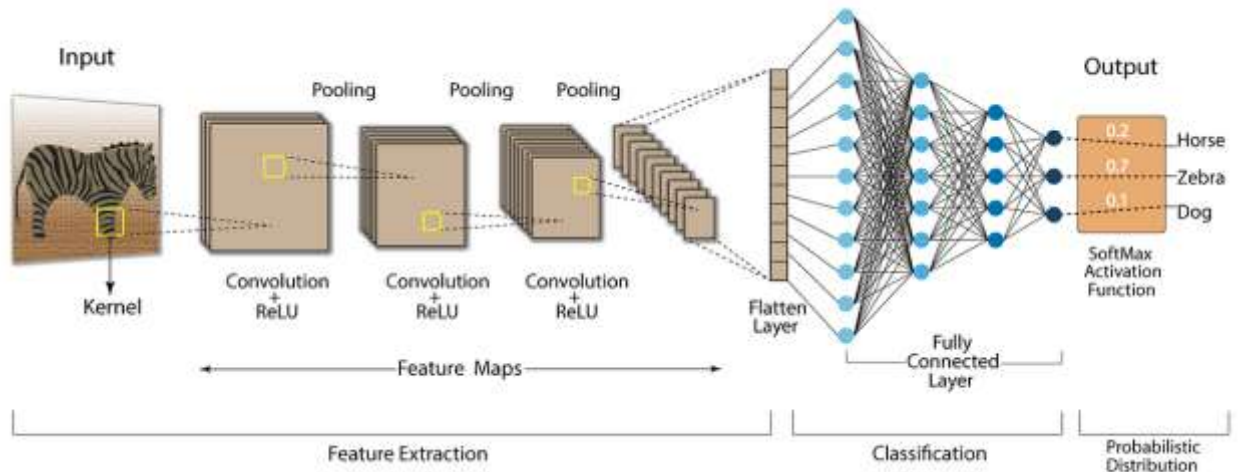


Рисунок 3.5 Архітектура CNN

CNN також відома як ConvNet є класом нейронних мереж який спеціалізується на обробці даних, що мають сіткову топологію, наприклад зображення. Цифрове зображення — це двійкове представлення візуальних даних. Воно містить серію пікселів, які розташовані у вигляді сітки, яка містить певне піксельне значення, щоб позначити, яскравість та колір кожного пікселю. Людський мозок обробляє величезну кількість інформації в ту секунду, коли ми бачимо зображення. Кожен нейрон працює у власному рецептивному полі та пов'язаний з іншими нейронами таким чином, що вони покривають усе поле зору. Подібно до того, як кожен нейрон реагує на сигнали лише в обмеженій області поля зору, яка називається сприйнятливим полем у системі біологічного зору, кожен нейрон у CNN обробляє дані лише у своєму сприйнятливому полі. Шари розташовані таким чином, щоб спочатку виявляти прості візерунки (лінії, криві тощо), а далі – складніші (обличчя, об'єкти тощо). Використовуючи CNN, можна створити так зване бачення світу комп'ютерами.

CNN зазвичай має три рівні: згортковий рівень, рівень об'єднання та повністю зв'язаний рівень.

Згортковий рівень є основним будівельним блоком CNN. Він несе основну частину обчислювального навантаження мережі.

Цей рівень виконує скалярний добуток між двома матрицями, де одна матриця є набором параметрів, які можна дізнатися, інакше відомих як ядро, а інша матриця є обмеженою частиною сприйнятливого поля. Ядро просторово менше, ніж зображення, але більш глибоке.

Рівень об'єднання замінює вихідні дані мережі в певних місцях шляхом отримання сумарної статистики найближчих виходів. Це допомагає зменшити просторовий розмір представлення, що зменшує необхідну кількість обчислень і ваги. Операція об'єднання обробляється для кожного фрагмента представлення окремо.

3.3 Процес навчання моделі

Для створення та налаштування моєї конволюційної нейронної мережі (CNN) щоб досліджувати зображення очного дна, буду використовувати бібліотеки TensorFlow та Keras.

```
# Встановлення TensorFlow
pip install tensorflow
# Встановлення додаткових бібліотек
pip install numpy matplotlib
```

Бібліотеки нададуть набір функцій і модулів, які спростять виконання завдань для моєї нейронної мережі, таких як обробка зображень, побудова графіків.

А перед цим, підготувавши програму для написання коду у програмі Python, використовую інструмент `venv` для створення віртуального середовища.

```
# Встановлення venv
pip install virtualenv
# Створення віртуального середовища
python -m venv myenv
```

```
# Активація віртуального середовища  
myenv\Scripts\activate
```

Я ізолюю наш код для виконання його програми. Це дозволяє встановлювати окремі набори залежностей для мого дослідження, що допомагає уникнути конфліктів між версіями пакетів.

Після активації віртуального середовища, створюю відповідні каталоги для навчальних та валідаційних даних. Це так звана бібліотека з зображеннями очного дна, які я буду досліджувати. Нижче наведено фрагмент каталогу даних:

```
data/  
├── train/  
│   └── h/  
│       ├── 01_h.jpg  
│       ├── 02_h.jpg  
│       ├── 03_h.jpg  
│       ├── 04_h.jpg  
│       ├── 05_h.jpg  
│       ├── 06_h.jpg  
│       ├── 07_h.jpg  
│       ├── 08_h.jpg  
│       ├── 09_h.jpg  
│       ├── 10_h.jpg  
│       ├── 11_h.jpg  
│       ├── 12_h.jpg  
│       ├── 13_h.jpg  
│       ├── 14_h.jpg  
│       └── 15_h.jpg  
└── validation/  
    └── h/  
        ├── 01_h.jpg  
        ├── 02_h.jpg  
        ├── 03_h.jpg  
        ├── 04_h.jpg  
        ├── 05_h.jpg  
        ├── 06_h.jpg  
        ├── 07_h.jpg  
        ├── 08_h.jpg  
        ├── 09_h.jpg  
        ├── 10_h.jpg  
        ├── 11_h.jpg  
        ├── 12_h.jpg  
        ├── 13_h.jpg  
        ├── 14_h.jpg  
        └── 15_h.jpg
```

Цей крок дозволить структурувати мої дані, розміщуючи їх в логічно впорядкованих місцях, що сприятиме підтримуванню порядку і мережа легко знаходитиме необхідні файли.

Потім потрібно автоматизувати створення такої структури, для цього використовую Python для розподілення зображень між каталогом. Фрагмент коду структуризації каталогу:

```
import os
import shutil
# Шляхи до директорій
base_dir = 'data'
train_dir = os.path.join(base_dir, 'train')
validation_dir = os.path.join(base_dir, 'validation')
# Створення базової директорії
os.makedirs(train_dir, exist_ok=True)
os.makedirs(validation_dir, exist_ok=True)
# Класи
classes = ['h']
# Створення директорій для класів
for class_name in classes:
    os.makedirs(os.path.join(train_dir, class_name), exist_ok=True)
    os.makedirs(os.path.join(validation_dir, class_name), exist_ok=True)
```

Останнім етапом підготовки даних для обробки після створення структури каталогів і розміщення зображень у відповідних директоріях, буде використання генератора з ImageDataGenerator для підготовки даних до навчання моделі CNN. Код функції ImageDataGenerator:

```
from tensorflow.keras.preprocessing.image import
ImageDataGenerator
# Підготовка даних з аугментацією
train_datagen = ImageDataGenerator(
    rescale=1./255,
    rotation_range=20,
    width_shift_range=0.2,
    height_shift_range=0.2,
    shear_range=0.2,
    zoom_range=0.2,
    horizontal_flip=True,
    fill_mode='nearest'
)
validation_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1./255)
```

Функція буде брати зображення з попередньо створеної бібліотеки та використовувати на льоту вже підготовлене зображення для аналізу моїм кодом.

Тепер, коли завершена підготовка структури даних, використовую наступний код для створення та навчання моделі CNN. Спочатку нейронна мережа імпортує необхідні бібліотеки для обробки зображень, які буде використовувати для подальшого аналізу. Встановлюються шляхи до директорій з тренувальними та валідаційними даними. Визначаються параметри моделі, такі як форма вхідних даних і кількість класів для класифікації (бінарна класифікація). Проводиться ініціалізація моделі. Дані дії наведено нижче у фрагменті коду:

```
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Conv2D, MaxPooling2D, Flatten, Dense, Dropout, BatchNormalization
from tensorflow.keras.optimizers import Adam
import matplotlib.pyplot as plt
# Параметри моделі
input_shape = (224, 224, 3)
num_classes = 1
# Змінити відповідно до кількості класів, наприклад 1 якщо бінарна класифікація
# Ініціалізація моделі
model = Sequential()
```

Додаються згорткові шари (Conv2D), шари пулінгу (MaxPooling2D), шари нормалізації (BatchNormalization), а також щільні (Dense) і шар Dropout для запобігання перенавчанню. Це укладання так званого "фундаменту", саме тут буде проводитись аналіз.

```
# Додавання згорткових шарів
model.add(Conv2D(32, (3, 3), activation='relu', input_shape=input_shape))
model.add(MaxPooling2D((2, 2)))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'))
```

```

model.add(MaxPooling2D((2, 2)))
model.add(BatchNormalization())

model.add(Conv2D(128, (3, 3), activation='relu'))
model.add(MaxPooling2D((2, 2)))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Flatten())
model.add(Dense(128, activation='relu'))
model.add(Dropout(0.5))
model.add(Dense(num_classes, activation='sigmoid')) #
Використовується sigmoid для бінарної класифікації

```

Модель компілюється з використанням оптимізатора Adam, функції втрат `binary_crossentropy` і метрики `accuarcy`. Використовується функція `ImageDataGenerator` для аугментації тренувальних даних і нормалізації валідаційних даних, змінюються розмір зображень до 224x224 пікселів .

```

# Компіляція моделі
model.compile(optimizer=Adam(learning_rate=0.001),
              loss='binary_crossentropy', # Використовується
              binary_crossentropy для бінарної класифікації
              metrics=['accuracy'])
# Підготовка даних з аугментацією
train_datagen = ImageDataGenerator(
    rescale=1./255,
    rotation_range=20,
    width_shift_range=0.2,
    height_shift_range=0.2,
    shear_range=0.2,
    zoom_range=0.2,
    horizontal_flip=True,
    fill_mode='nearest'
)
validation_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1./255)

```

Моя модель навчається на тренувальних даних протягом 25 епох. В процесі навчання використовуються тренувальні та валідаційні дані. Після цього за допомогою команди `model.save('cnn_eye_model.h5')` модель буде збережена.

```

# Навчання моделі
history = model.fit(

```



```

        train_generator,
        steps_per_epoch=train_generator.samples           //
train_generator.batch_size,
        validation_steps=validation_generator.samples     //
validation_generator.batch_size,
        validation_data=validation_generator,
        epochs=25
    )

```

Після написання коду для створення та навчання моделі CNN, запускаю скрипт і проводжу аналіз результатів командою `python train_cnn.py`. Модель аналізує результати для виявлення патологій та ознак що не притаманні здоровому оку.

3.4 Обговорення та аналіз результатів

Проаналізувавши наші зображення через CNN, отримуємо результати, які потрібно зобразити у вигляді графіків. Для цього використаємо код який наведено нижче для створення графіків.

```

import matplotlib.pyplot as plt

# Візуалізація результатів навчання
def plot_training_history(history):
    acc = history.history['accuracy']
    val_acc = history.history['val_accuracy']
    loss = history.history['loss']
    val_loss = history.history['val_loss']

    epochs_range = range(len(acc))

    plt.figure(figsize=(12, 6))
    plt.subplot(1, 2, 1)
    plt.plot(epochs_range, acc, label='Training Accuracy')
    plt.plot(epochs_range, val_acc, label='Validation Accuracy')
    plt.legend(loc='lower right')
    plt.title('Training and Validation Accuracy')

    plt.subplot(1, 2, 2)
    plt.plot(epochs_range, loss, label='Training Loss')
    plt.plot(epochs_range, val_loss, label='Validation Loss')
    plt.legend(loc='upper right')
    plt.title('Training and Validation Loss')
    plt.show()

plot_training_history(history)

```

Для мого дослідження було взято 45 зображень окт очного дна. Модель CNN повинна дослідити зображення та дати відповідь чи це зображення належить людині в якій здорові очі. Отримані результати зображено на рисунку 3.6 нижче:



Рисунок - 3.6 Графіки валідаційної точності та втрат

Для характеристики інформативності будь якого діагностичного методу користуються об'єктивними параметрами, що називають *операційними характеристиками*. Виділяють основні та допоміжні характеристики. До основних характеристик відносяться [74]:

- Чутливість (Se):

$$Se = \frac{TP}{D_+} 100\%. \quad (3.1)$$

- Специфічність (Sp)

$$Sp = \frac{TN}{D_-} 100\%. \quad (3.2)$$

- Достовірність (Ac):

$$A_c = \frac{TP + TN}{D_+ + D_-} 100\%. \quad (3.3)$$

Точність валідаційних даних в розмірі 85% означає, що з досліджень зображень очного дна, які модель ще не бачила (тобто дані, які не використовувалися для навчання, а лише для оцінки), модель правильно класифікувала 85 відсотків з них. Таблиця з результатами наведена нижче.

Таблиця 3.1 Операційні характеристики інформативності згорткової нейронної мережі CNN для аналізу зображень очного дна

Параметри	Дійсні елементи	Уявні елементи
точність	85%	81%
чутливість	82%	79%
специфічність	88%	85%
швидкість обробки	100 зобр/хв	100 зобр/хв

Втрати на валідаційних даних - це метрика, що вказує, як добре наша модель машинного навчання працює на нових, раніше не оброблених даних, які використовуються лише для оцінки моделі, а не для її навчання. Втрати показують різницю між передбаченими моделлю значеннями та фактичними значеннями валідаційного набору даних. У нашому випадку, втрати на валідаційних даних (0.3). Це означає те, що середня помилка моделі на нових даних дещо більша, ніж на тренувальних даних (0.2). Це абсолютно нормальні значення, оскільки модель завжди буде краще обробляти дані, на яких вона тренувалася.

Узагальнюючи результати показник валідаційної точності 85% вказує на те, що наша модель достатньо добре справляється із завданням аналізу та класифікації зображень очного дна, які я взяв на дослідження. Нейронна мережа правильно передбачає стан очей у 85% випадків валідаційних зображень. Внаслідок цього точність тренувальних даних також висока і це

свідчить про хорошу узагальнюючу здатність моделі і вона не буде перенавчатись на тренувальних даних. Така точність є корисною та може бути допустимою в реальних клінічних умовах, особливо як інструмент для попереднього аналізу, а також як допоміжний засіб для лікарів. Оцінка якості моделі наведена у таблиці.

Таблиця 3.2 Оцінювання якості моделі CNN

Метрика	Опис	Значення
Accuracy	Частка правильно класифікованих зображень	0.85
Precision	Точність: частка правильних позитивних результатів серед усіх позитивних результатів, виданих моделлю	0.82
Recall (Sensitivity)	Чутливість: частка правильних позитивних результатів серед усіх фактичних позитивних випадків	0.80
	Гармонійне середнє між точністю і чутливістю	0.81
AUC-ROC	Площа під кривою характеристик приймача (ROC)	0.87
Specificity	пецифічність: частка правильно класифікованих негативних результатів серед усіх фактичних негативних випадків	0.88
Loss	Значення функції втрат на тестовій вибірці	0.3

Оскільки в медицині дуже важлива точність аналізу зображень для поставлення діагнозу пацієнта, то наш результат в порівнянні з очікуванням для цієї галузі не перетнув позначку у понад 90 відсотків валідаційної точності. При такому результаті зменшується сумнів щодо правильності діагнозу та продуктивність даної моделі буде дуже високою для обробки величезної кількості даних.

Тому для покращення моєї моделі потрібно збільшити кількість методів аугментації даних таких як зміна яскравості, контрасту, додавання шуму та штучні деформації, що може допомогти моделі краще узагальнювати

та збільшувати швидкість аналізу моделі. Можна використати ImageDataGenerator для створення різноманітних аугментацій, що допоможе моделі краще узагальнювати дані. Ось код даної операції :

```
from tensorflow.keras.preprocessing.image import
ImageDataGenerator

train_datagen = ImageDataGenerator(
    rescale=1./255,
    rotation_range=40,
    width_shift_range=0.2,
    height_shift_range=0.2,
    shear_range=0.2,
    zoom_range=0.2,
    horizontal_flip=True,
    fill_mode='nearest'
)

validation_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1./255)
```

Grid Search проводитиме систематичний перебір усіх можливих комбінацій заданих гіперпараметрів і обиратиме комбінацію, яка забезпечуватиме найкращу продуктивність моєї моделі. А Random Search вибиратиме випадкові комбінації гіперпараметрів із заданого простору гіперпараметрів. Це дозволить досліджувати більший діапазон гіперпараметрів за менший кількість часу.

Також існує ризик перенавчання моделі, це коли модель машинного навчання надмірно підлаштовулася під тренувальні дані, але втратила здатність узагальнювати та правильно аналізувати нові, невідомі дані. Для цього можна використовувати Dropout як метод регуляризації для покращення узагальнюючої здатності моделі.

Переваги розробленої системи для аналізу зображень очного дна:

- Система здатна автоматично обробляти великий обсяг зображень очного дна, зменшуючи потребу в людській праці та підвищуючи ефективність.

- Використання моделі CNN дає можливість досягти високої точності в розпізнаванні та класифікації зображень очного дна, що є дуже важливим для медичних діагнозів.

-Маючи достатню кількість якісних даних модель буде добре узагальнювати нові, раніше не бачені дані.

-Використання методів аугментації даних допомагає збільшити кількість навчальних зразків, покращує результативність нашої моделі.

Недоліки:

-Щоб отримати високу точність у результаті, модель потребує великої кількості високоякісних та розмічених даних, а цей процес є складним та дорогим

-Навчання нейронної мережі вимагає значних обчислювальних ресурсів, а саме потужного графічного процесора або спеціалізованих апаратних засобів.

-Ризик моделі до перенавчання на тренувальних даних завжди присутній, особливо якщо обсяг даних обмежений. Це приводить до погіршення продуктивності на валідаційних або тестових даних, тому потрібно контролювати процес роботи.

-Нейронна мережа характеризується своєю складністю і технологічністю, що приносить труднощі у інтерпретації результатів і розуміння, чому модель приймає ті чи інші рішення.

4. ОХОРОНА ПРАЦІ

Під час проектування системи аналізу зображень очного дна на базі машинного навчання на працівника, впливають такі небезпечні та шкідливі виробничі фактори [35]: підвищена запиленість та загазованість повітря робочої зони; підвищена та понижена температура повітря робочої зони; підвищений рівень шуму; підвищений рівень статичної електрики; підвищена напруженість електричного поля; недостатня освітленість повітря робочої зони; фізичні перевантаження (статичні); нервово - психічні перевантаження (перенапруга аналізаторів).

Відповідно до визначених факторів формуємо рекомендації щодо покращення умов праці на робочому місці.

4.1. Технічні рішення щодо безпечного виконання роботи

На робочому місці проектувальника система аналізу зображень очного дна на базі машинного навчання виникають небезпечні та шкідливі фактори: підвищений рівень шуму, несприятливі мікрокліматичні умови, недостатній рівень освітленості, шкідливі речовини, підвищений рівень електромагнітних випромінювань радіочастот, висока напруга електричної мережі, статична електрика та інші. Робота з ПК супроводжується також підвищеним ступенем напруженості трудового процесу. При систематичному впливі виробничих факторів, які не відповідають нормативним показникам, зростає рівень професійно зумовленої захворюваності працюючих та можуть виникнути професійні захворювання органів зору, руху, нервової системи.

Проектування робочих місць, забезпечених ПК, відноситься до числа важливих проблем ергономічного проектування в області обчислювальної техніки.

Робоче місце і взаємне розташування всіх його елементів повинне відповідати антропометричним, фізичним і психологічним вимогам. Велике значення має також характер роботи. Зокрема, при організації робочого місця проектувальника повинні бути дотримані наступні основні умови: оптимальне розміщення устаткування, що входить до складу робочого місця і достатній робочий простір, що дозволяє здійснювати всі необхідні рухи і переміщення [36].

Головними елементами робочого місця проектувальника є стіл і крісло. Основним робочим положенням є положення сидячи. Робоча поза сидячи викликає мінімальне стомлення працівника. Раціональне планування робочого місця передбачає чіткий порядок і постійність розміщення предметів, засобів праці і документації. Те, що потрібне для виконання робіт частіше, розташоване в зоні легкої досяжності робочого простору.

Висота робочої поверхні столу для користувачів повинна регулюватися в межах 680-800 мм, при відсутності такої можливості висота робочої поверхні столу повинна бути 725 мм. Модульними розмірами робочої поверхні столу для ПК, на підставі яких повинні розраховуватися конструктивні розміри, слід вважати: ширину 800, 1200, 1400 мм, глибину 800 і 1000 мм при нерегульованій висоті, що дорівнює 725 мм. Робочий стіл повинен мати простір для ніг висотою не менше 600 мм, шириною – не менше 500 мм, глибиною на рівні колін - не менше 450 мм і на рівні простягнутої ноги – не менше 650 мм. Робочий стілець (крісло) повинен бути підйомно-поворотним і регульованим по висоті і кутам нахилу сидіння і спинки, а також - відстані спинки до переднього краю сидіння. Робоче місце необхідно обладнати підставкою для ніг, має ширину не менше 300 мм, глибину не менше 400 мм, регулювання по висоті в межах до 150 мм і по куту нахилу опорної поверхні підставки до 20 градусів. Підставка повинна мати рифлену поверхню і бортик по передньому краю заввишки 10 мм. Клавіатуру слід розташовувати на поверхні столу на відстані 100-300 мм від краю, зверненого

до користувача, або на спеціальній регульованій по висоті робочої поверхні, відокремленої від основної стільниці [37].

Електричний струм – являє собою прихований тип небезпеки, бо його важко визначити в токо- та неструмоведучих частинах устаткування, які є хорошими провідниками електрики. Смертельно небезпечним для життя людини вважають струм, величина якого перевищує 0,05 А, струм менше 0,05 А - безпечний (до 1000 В). З метою попередження уражень електричним струмом до роботи повинні допускатися тільки особи, що добре вивчили основні правила з безпеки виконання роботи.

Приміщення, де експлуатуються ПК, належать до приміщень без підвищеної небезпеки ураження людини електричним струмом. Вимоги електробезпеки і пожежної безпеки у приміщеннях, де встановлені ПК і все устаткування для обслуговування, ремонту та налагодження роботи їх, електропроводи і кабелі мають відповідати електробезпеці зони та мати апаратуру захисту від струму короткого замикання.

Лінії електромережі ПК, у приміщенні виконана як окрема групова трипровідна мережа шляхом прокладання фазового, нульового робочого та нульового захисного провідників (заземлення або занулення), причому площі перерізу нульового робочого і нульового захисного провідника повинні бути не менші за площу перерізу фазового провідника.

Відповідно до правил електробезпеки в службовому приміщенні повинен здійснюватись постійний контроль стану електропроводки, запобіжних щитів, шнурів, за допомогою яких включаються в електромережу комп'ютери, освітлювальні прилади, інші електроприлади. Електричні установки, до яких відноситься практично все обладнання ПК, представляють для людини велику потенційну небезпеку, тому що в процесі експлуатації або проведенні профілактичних робіт людина може торкнутися частин, що знаходяться під напругою. Специфічна небезпека електроустановок - струмоведучі провідники, корпуси стійок ПК і іншого устаткування, яка під напругою в результаті пошкодження (пробою) ізоляції, не подають будь-яких

сигналів, які попереджають людину про небезпеку. Реакція людини на електричний струм виникає лише при протіканні останнього через тіло людини. Виключно важливе значення для запобігання електротравматизму має правильна організація обслуговування діючих електроустановок ВЦ, проведення ремонтних, монтажних і профілактичних робіт.

Оскільки в приміщенні використовується понад п'ять ПК, тому на помітному місці встановлено аварійний резервний вимикач, який в разі небезпеки повністю знеструмлює електричну мережу (крім освітлення). В такому випадку при використанні трипровідникового захищеного проводу або кабелю в оболонці з негорючого або важкогорючого матеріалу дозволено прокладати їх без металевих труб та гнучких металевих рукавів, що ми і спостерігаємо у приміщенні.

4.2 Технічні рішення з гігієни праці та виробничої санітарії

4.2.1 Мікроклімат

Мікроклімат виробничих приміщень нормується в залежності від теплових характеристик виробничого приміщення, категорії робіт по важкості і періоду року. Категорія виконуваних робіт під час проектування системи аналізу зображень очного дна на базі машинного навчання - 1а [38] (табл.4.2.1).

Таблиця 4.2.1 – Параметри мікроклімату

Період року	Параметр мікроклімату	Величина
Холодний	Температура повітря в приміщенні	21 ... 25 ° С
	Відносна вологість	40 ... 60%
	Швидкість руху повітря	до 0,1 м / с

Теплий	Температура повітря в приміщенні	22 ... 28 ° C
	Відносна вологість	40 ... 60%
	Швидкість руху повітря	0,1 ... 0,2 м / с

Для підтримання у виробничих приміщеннях метеорологічних умов, які задовольняють нормативні вимоги використовують систему вентиляції. Приміщення обладнано системою загально обмінної припливно-витяжної вентиляції. На кожну вентиляційну установку складений паспорт з технічною характеристикою та схемою установки.

Крім того, для підтримання температури в холодний період року використовують загальну систему опалення.

4.2.2. Склад повітря робочої зони

ГДК шкідливих речовин, які знаходяться в досліджуваному приміщенні, наведені в таблиці 4.2.2.

Таблиця 4.2.2 – ГДК шкідливих речовин у повітрі

Назва речовини	ГДК, мг/м ³		Клас небезпечності
	Максимально разова	Середньо добова	
Оксид азоту	0,085	0,085	2
Вуглекислий газ	3	1	4
Пил нетоксичний	0,5	0,15	4
Озон	0,16	0,03	1

Під час роботи на ПК важливо, щоб повітря мало певний іонний склад. Рівні позитивних і негативних іонів у повітрі приміщень з ПК мають відповідати санітарно-гігієнічним нормам (табл.4.2.3).

Таблиця 4.2.3 – Рівні іонізації повітря приміщень при роботі на ПК

Рівні	Кількість іонів в 1 см ³	
	n ⁺	n ⁻
Мінімально необхідні	400	600
Оптимальні	1500-3000	3000-5000
Максимально необхідні	50000	50000

Забезпечення складу повітря робочої зони здійснюється за допомогою системи кондиціонування, регулярного провітрювання, та вологого прибирання.

4.2.3 Виробниче освітлення

Природне освітлення на робочому місці проектувальника є бічне одностороннє.

Норми освітленості при штучному освітленні та КПО (для III пояса світлового клімату) при природному та сумісному освітленні (характеристика зорової роботи – дуже високої точності) зазначені у таблиці 4.2.4:

Таблиця 4.2.4 - Норми освітленості в приміщенні

Характеристика зорової роботи	Найменший розмір об'єкта розрізнення	Розряд зорової роботи	Підрозряд зорової роботи	Контраст об'єкта розрізнення з фоном	Характеристика фона	Освітленість, лк	КПО, e_n , %	
						Штучне освітлення	Природне освітлення	Сумісне освітлення

						Комбіноване	Загальне	Верхнє або верхнє	Бокове	Верхнє або верхнє	Бокове
Дуже високої точності	Від 0,15 до 0,3	II	г	великий	світлий	1000	300	7	2,5	4,2	1,5

Для максимального використання природного освітлення в приміщенні слід систематично очищувати вікна від пилу та встановити жалюзі. Віконні прорізи не затемнюються іншими будівлями.

Як джерела світла для штучного освітлення в приміщенні застосовуються люмінесцентні лампи типу ЛБ. Допускається застосування ламп розжарювання у світильниках місцевого освітлення

4.2.4 Виробничий шум

Рівні шуму на робочих місцях визначаються за ДСН 3.3.6.037-99 «Санітарні норми виробничого шуму, ультразвуку та інфразвуку» [39] (табл.4.2.5).

Таблиця 4.2.5 Допустимі рівні звуку, еквівалентні рівні звуку і рівні звукового тиску в октавних смугах частот

Вид трудової діяльності, робочі місця	Рівні звукового тиску в дБ в октавних смугах із середньгеометричними частотами, Гц									Рівні звуку, еквівалентні і рівні звуку, дБА/дБАек в.
	31,5	63	125	250	500	1000	2000	4000	8000	
Творча діяльність,	86	71	61	54	49	45	42	40	38	60

обробка даних,										
-------------------	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--

Рівень шуму на робочих місцях не має перевищувати 60 дБА, що досягається застосуванням малошумного обладнання, використанням спеціальних матеріалів для обшивки приміщень, а також різноманітними звукопоглинальними пристроями (перегородки, кожухи, прокладки тощо) [40].

4.2.5. Виробничі випромінювання

Значення напруженості електростатичного поля на робочих місцях із ПК (як у зоні екрана дисплея, так і на поверхнях обладнання, клавіатури, друкувального пристрою) мають не перевищувати гранично допустимих [41] (табл.4.2.6).

Таблиця 4.2.6 – Допустимі параметри електромагнітних випромінювань

Найменування параметра	Допустимі значення
Напруженість електричної складової електромагнітного поля на відстані 50 см від поверхні відеомонітору	10 В/м
Напруженість магнітної складової електромагнітного поля на відстані 50 см від поверхні відеомонітору	0,3 А/м
Напруженість електростатичного поля не повинна перевищувати:	для дорослих користувачів 20кВ/м для дітей 15кВ/м

Інтенсивність потоків інфрачервоного випромінювання має не перевищувати допустимих значень [42].

Потужність експозиційної дози рентгенівського випромінювання на відстані 0,05 м від екрана та корпусу відео термінала при будь-яких

положеннях регулювальних пристроїв не повинна перевищувати ОД бер/год (100 мкР/год).

Для забезпечення захисту і досягнення нормованих рівнів комп'ютерних випромінювань необхідно застосовувати при екранні фільтри, локальні світлофільтри (засоби індивідуального захисту очей) та інші засоби захисту, що пройшли випробування в акредитованих лабораторіях і мають щорічний гігієнічний сертифікат (згідно Директиви № 90/270/ЄЕС [43]).

4.3 Пожежна безпека

Пожежна безпека – стан об'єкта, при якому виключається можливість пожежі, а в разі його виникнення запобігається вплив на людей небезпечних факторів пожежі і забезпечується захист матеріальних цінностей. Пожежна безпека забезпечується системою запобігання пожежі і системою пожежного захисту.

Пожежна безпека приміщення повинна відповідати вимогам Кодексу цивільного захисту України [9] та «Правила пожежної безпеки в Україні» [44].

За вибуховою і пожежною небезпекою приміщення належить до категорії Д, згідно з нормами технологічного проектування «Норми визначення категорій приміщень, будинків та зовнішніх установок за вибухопожежною та пожежною небезпекою». У приміщенні знаходяться ПК та інша оргтехніка, що можуть спричинити пожежу.

Згідно даних наведених у таблиці 3.1 будівля, в якій знаходиться приміщення, має II ступінь вогнестійкості [45] приміщення можна віднести до категорії вибухопожежонебезпеки В (табл.5.3.1).

Таблиця 4.3.1. – Визначення ступеня вогнестійкості будівельних конструкцій

Ступінь вогнестійко- сті будинків	Мінімальні межі вогнестійкості будівельних конструкцій (у хвиликах) та максимальні межі поширення вогню по них (см)
--	--

	стіни				колони	сходові площадки, косоури, сходи, балки, марші сходових кліток	перекриття міжповерхові (у т. ч. горищні та над підвалами)	елементи суміщених покриттів	
	несучі та сходових кліток	самонесучі	зовнішні несучі	внутрішні несучі (перегородки)				плити, настили, прогони	балки, ферми, арки, рами
III	REI 120 M0	REI 60 M0	E15, M0 E30, M1	EI 15 M1	R 120 M0	R 60 M0	REI 45 M1	Не нормуються	

Клас приміщення і зон з вибухо- і пожежонебезпеки II-IIa (приміщення, у якому знаходяться тверді горючі речовини та матеріали.)

4.3.1. Технічні рішення системи запобігання пожежі

Для запобігання виникнення пожежі в приміщенні застосовують такі заходи:

- щорічне проведення повторних протипожежних інструктажів та занять за програмою пожежно-технічного мінімуму з особами, що відповідальні за пожежну безпеку;
- утримання в справному стані засобів протипожежного захисту;
- своєчасне інформування про несправність пожежної техніки, систем протипожежного захисту, водопостачання тощо.

Електромережі, електроприлади і апаратура експлуатується тільки у справному стані з урахуванням вказівок та рекомендацій підприємств-виготовлювачів. У разі виявлення пошкоджень електромереж, вимикачів, розеток та інших електровиробів слід негайно вимкнути їх та взяти

необхідних заходів щодо приведення в пожежобезпечний стан.

4.3.2. Технічні рішення системи протипожежного захисту

Протипожежний захист – це комплекс організаційних і технічних заходів, спрямованих на забезпечення безпеки людей, запобігання пожежі, обмеження її розповсюдження, а також на створення умов для успішного гасіння пожежі.

У всіх службових приміщеннях обов'язково повинен бути «План евакуації людей при пожежі», що регламентує дії персоналу у разі виникнення вогнища загоряння і в якому зазначено місця розташування пожежної техніки. Як відомо пожежа може виникнути при взаємодії горючих речовин, окислення і джерел запалювання. У робочому приміщенні присутні всі три основні чинники, необхідні для виникнення пожежі. Горючими компонентами є: будівельні матеріали для акустичної і естетичної обробки приміщень, перегородки, двері, підлоги, ізоляція кабелів і ін

Джерелами запалювання у ВЦ можуть бути електронні схеми від ПК, прилади, застосовувані для технічного обслуговування, пристрої електроживлення, кондиціонування повітря, де внаслідок різних порушень утворюються перегріті елементи, електричні іскри та дуги, здатні викликати загоряння горючих матеріалів. У сучасних ПК дуже висока щільність розміщення елементів електронних схем. У безпосередній близькості один від одного розташовуються сполучні дроти, кабелі. При протіканні по них електричного струму виділяється значна кількість теплоти. При цьому можливо оплавлення ізоляції. Для відведення надлишкової теплоти від ЕОМ служать системи вентиляції та кондиціонування повітря. При постійному дії ці системи представляють собою додаткову пожежну небезпеку.

При проведенні обслуговуючих, ремонтних і профілактичних робіт використовуються різні мастильні речовини, легкозаймисті рідини, прокладаються тимчасові електропровідниками, ведуть пайку та чистку окремих вузлів. Виникає додаткова пожежна небезпека, яка потребує

додаткових заходів пожежного захисту. Зокрема, при роботі з паяльником слід використовувати неспалену підставку з нескладними пристроями для зменшення споживаної потужності в неробочому стані.

Однією з найбільш важливих завдань пожежної захисту є захист будівельних приміщень від руйнувань та забезпечення їх достатньої міцності в умовах впливу високих температур при пожежі. З огляду на високу вартість електронного устаткування приміщення, а також категорію його пожежної небезпеки, будинки для ВЦ і частини будинку іншого призначення, в яких передбачено розміщення ПК повинні бути 1 і 2 ступеня вогнестійкості.

Для виготовлення будівельних конструкцій використовуються, як правило, цегла, залізобетон, скло, метал та інші негорючі матеріали. Застосування дерева повинна бути обмежено, а в разі використання необхідно просочувати його вогнезахисними складами.

До засобів гасіння пожежі, призначених для локалізації невеликих загорянь, відносяться внутрішні пожежні водопроводи, вогнегасники, сухий пісок, азбестові ковдри і т. д. Застосування води в машинних залах ПК, сховищах носіїв інформації, приміщеннях контрольно-вимірювальних приладів, зважаючи на небезпеку пошкодження або повного виходу з ладу дорогого устаткування можливо у виняткових випадках, коли пожежа приймає загрозливо великі розміри. При цьому кількість води повинна бути мінімальною, а пристрої ПК необхідно захистити від попадання води, накриваючи їх брезентом або полотном.

Для гасіння пожеж на початкових стадіях широко застосовуються вогнегасники. У приміщенні застосовуються головним чином вуглекислотні вогнегасники, перевагами якого є висока ефективність гасіння пожежі, схоронність електронного устаткування, діелектричні властивості вуглекислого газу, що дозволяє використовувати ці вогнегасники навіть у тому випадку, коли не вдається знеструмити електроустановку відразу [46].

ВИСНОВКИ

В даній бакалаврській дипломній роботі було опрацьовано актуальне питання підвищення достовірності діагностування патологій ока та розроблено автоматизований метод аналізу зображень очного дна на базі машинного навчання з точністю діагностування 85%.

У роботі показані теоретичні основи та біофізичні принципи проведення офтальмоскопії. Розглянуто анатомічну будову ока та досліджено процеси сприйняття інформації з навколишнього середовища за допомогою ока. Досліджено захворювання очей. Проаналізовано види моделей глибокого навчання, кількісні та якісні характеристики яких, повинна містити майбутня розроблена система в рамках цієї роботи. Обґрунтовано актуальність дослідження.

У дослідницькій частині дипломної роботи запропоновано оптимальні алгоритмічні моделі, реалізовані у вигляді програмних бібліотек для мови програмування Python. Проаналізовано різні підходи для створення моделі машинного навчання та їх точність прогнозування результати. Обґрунтовано вибір моделі машинного навчання.

Описано питання охорони праці, розглянуті необхідні зручні умови для перебування працівника та умови санітарії на робочому місці. Описано норми, правила та рекомендації користуванням персонального комп'ютера. Розглянуто правила електробезпеки в приміщенні.

У дослідженні було не тільки обговорено його проблематику, а й запропоновані практичні рішення. Також показано, що розроблена система має здатність виявляти наявність хвороби, цим самим несе рекомендаційний характер. Проведення розробок та досліджень у цьому напрямку демонструє подальшу роль штучного інтелекту в медицині.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Будова ока людини. Анатомія ока. Новий Зір. *Новий Зір*. URL: <https://novyizir.ua/uk/stroenie-glaza/> .
2. Фізика : підруч. для 9 кл. загальноосвіт. навч. закладів / Т. М. Засєкіна, Д. О. Засєкін. — К. : УОВЦ «Оріон», 2017. — 272 с.
3. LibreTexts. 25.1: Людське око. *LibreTexts - Ukrayinska*. URL: [https://ukrayinska.libretexts.org/фізики/Університетська_фізика/Книга:_Фізика_\(Boundless\)/25:_Зір_та_оптичні_інструменти/25.1:_Людське_око](https://ukrayinska.libretexts.org/фізики/Університетська_фізика/Книга:_Фізика_(Boundless)/25:_Зір_та_оптичні_інструменти/25.1:_Людське_око)
4. Human eye: definition, anatomy and functions • #VisionBlog. *2EyesVision*. URL: <https://www.2eyesvision.com/human-eye-definition-anatomy-and-functions/> .
5. Davson H. Anatomy and physiology of the eye from the point of view of its nutrition. *Proceedings of the Nutrition Society*. 1960. Vol. 19, no. 1. P. 69–73. URL: <https://doi.org/10.1079/pns19600017> .
6. Stewart D.-E. System of ophthalmology. St. Louis : Mosby, 1958. С 58.
7. Davson H. Cell Biology of the Eye. David S. McDevitt. *The Quarterly Review of Biology*. 1983. Vol. 58, no. 3. P. 422. URL: <https://doi.org/10.1086/413418> .
8. Степанчук А. П. АНАТОМІЧНА БУДОВА ОРГАНА ЗОРУ. ЗОРОВИЙ АНАЛІЗАТОР. РОЗВИТОК ОРГАНА ЗОРУ. ПРИРОДЖЕНІ ВАДИ РОЗВИТКУ ОКА : курс лекцій. 3-тє вид. Полтава : Укр. журн. медицини, біології та спорту, 2020. 386 с.
9. Фізика : підруч. для 9 кл. загальноосвіт. навч. закл. / [В. Г. Бар'яхтар С. О. Довгий, Ф. Я. Божинова, О. О. Кірюхіна] ; за ред. В. Г. Бар'яхтара С. О. Довгого. — Харків : Вид-во «Ранок», 2017. — 272 с.
10. Хвороби очей у людей - захворювання очей, види, симптоми. *ЦЕНТР МІКРОХІРУРГІЇ ОКА*. URL: <https://cmg-zokb.com.ua/ochni-zahvorjuvannia/> (дата звернення: 17.06.2024).
11. Катаракта: причини, симптоми та методи виправлення

катаракти. *Центр лазерної корекції зору "Тарус"*.
URL: <https://www.tarus.ua/katarakta/> (дата звернення: 17.06.2024).

12. 12. Глаукома: посіб. для пацієнтів: вступ. матеріал для лікарів та мед. персоналу: реферат.-інформ : навч. посіб. 3-тє вид. Київ : Медицина світу, 2008. 464 с.

13. Далекозорість (гіперметропія): що це таке? | Люксоптика. *Люксоптика: оправы, сонцезахисні окуляри, контактні лінзи*.
URL: <https://luxoptica.ua/ua/articles/zabolevaniya-glaz/dalnozorkost-gipermetropiya/> (дата звернення: 17.06.2024).

14. Albert D. M. Principles and Practice of Ophthalmology. 2nd ed. W B Saunders Co, 2000. 5583 p. 8, с. 256.

15. Jeong Y., Hong Y.-J., Han J.-H. Review of Machine Learning Applications Using Retinal Fundus Images. *Diagnostics*. 2022. Vol. 12, no. 1. P. 134. URL: <https://doi.org/10.3390/diagnostics12010134> (date of access: 17.06.2024)..

16. Н. Г. Завгородня, Л. Е. Саржевська, О. М. Івахненко. Анатомія ока. Методи дослідження в офтальмології: навч. посібник для студентів мед. фак.-тів. – Запоріжжя, 2017. – 76 с.

17. DeepFundus: A flow-cytometry-like image quality classifier for boosting the whole life cycle of medical artificial intelligence / L. Liu et al. *Cell Reports Medicine*. 2023. P. 100912. URL: <https://doi.org/10.1016/j.xcrm.2022.100912> (date of access: 17.06.2024)..

18. GOLDSTEIN J., WEITZMAN D., ABRÀMOFF M. D. 69-OR: Implementing Autonomous AI in a Federally Qualified Health Center (FQHC) for the Detection of Diabetic Retinopathy Improves Access to Care: A Pre–Post Comparison in the Southeastern U.S. *Diabetes*. 2022. Vol. 71, Supplement_1. URL: <https://doi.org/10.2337/db22-69-or> (date of access: 17.06.2024).

19. Machine Learning Techniques for Ophthalmic Data Processing: A Review / M. H. Sarhan et al. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*.

2020. P. 1. URL: <https://doi.org/10.1109/jbhi.2020.3012134> (date of access: 17.06.2024).

20. Marshall S. M., Flyvbjerg A. Prevention and early detection of vascular complications of diabetes. *BMJ*. 2006. Vol. 333, no. 7566. P. 475–480. URL: <https://doi.org/10.1136/bmj.38922.650521.80> (date of access: 17.06.2024).

21. Effectiveness of screening and monitoring tests for diabetic retinopathy - a systematic review / A. Hutchinson et al. *Diabetic Medicine*. 2000. Vol. 17, no. 7. P. 495–506. URL: <https://doi.org/10.1046/j.1464-5491.2000.00250.x> (date of access: 17.06.2024).

22. Development and Validation of a Deep Learning Algorithm for Detection of Diabetic Retinopathy in Retinal Fundus Photographs / V. Gulshan et al. *JAMA*. 2016. Vol. 316, no. 22. P. 2402. URL: <https://doi.org/10.1001/jama.2016.17216> (date of access: 17.06.2024).

23. *Cloud Computing Services | Google Cloud*. URL: <https://cloud.google.com/discover/what-is-supervisedlearning#:~:text=Supervised%20learning%20is%20a%20category,the%20input%20and%20the%20outputs> (дата звернення: 17.06.2024).

24. Aslani S., Sarnel H. A new supervised retinal vessel segmentation method based on robust hybrid features. *Biomedical Signal Processing and Control*. 2016. Vol. 30. P. 1–12. URL: <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2016.05.006> (date of access: 17.06.2024).

25. Gonzalez K., Misra S. Unsupervised learning monitors the carbon-dioxide plume in the subsurface carbon storage reservoir. *Expert Systems with Applications*. 2022. Vol. 201. P. 117216. URL: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.117216> (date of access: 17.06.2024).

26. What Is Unsupervised Learning? | IBM. IBM - United States. URL: <https://www.ibm.com/topics/unsupervised-learning> (date of access: 17.06.2024).

27. Biswal A. Top 10 Deep Learning Algorithms You Should Know in 2024. *Simplilearn.com*. URL: [https://www.simplilearn.com/tutorials/deep-learning-](https://www.simplilearn.com/tutorials/deep-learning-tutorial/deep-learning-)

[algorithm#:~:text=How%20does%20a%20Deep%20Learning,hindrance%20to%20manual%20feature%20extraction](#) (date of access: 17.06.2024).

28. What are Convolutional Neural Networks? | IBM. *IBM - United States*. URL: <https://www.ibm.com/topics/convolutional-neural-networks> (date of access: 17.06.2024).

29. *Cloud Computing Services | Google Cloud*. URL: <https://cloud.google.com/discover/what-is-supervisedlearning#:~:text=Supervised%20learning%20is%20a%20category,the%20input%20and%20the%20outputs> (дата звернення: 17.06.2024).

30. Cem. The Effect of Computer Use in Science and Technology Lesson on Success and Attitude Towards. *Journal of Social Sciences*. 2011. Vol. 7, no. 4. P. 498–503. URL: <https://doi.org/10.3844/jssp.2011.498.503> (date of access: 17.06.2024).

31. Ultralytics. Preprocessing Annotated Data. *Home - Ultralytics YOLO Docs*. URL: https://docs.ultralytics.com/guides/preprocessing_annotated_data/ (date of access: 17.06.2024).

32. Normalization in Data Preprocessing | Saturn Cloud. *#1 Rated ML Platform | Saturn Cloud*. URL: <https://saturncloud.io/glossary/normalization/#:~:text=Normalization%20is%20a%20data%20preprocessing,the%20different%20scales%20of%20features> (date of access: 17.06.2024).

33. Малишев О. Використовуємо CNN для обробки зображень. Частина друга. *DOU News*. URL: <https://dou.ua/forums/topic/48429/> (дата звернення: 16.06.2024).

34. High-Resolution Fundus (HRF) Image Database. *Pattern Recognition Lab*. URL: <https://www5.cs.fau.de/research/data/fundus-images/> (date of access: 17.06.2024).

35. ДСТУ OHSAS 18002:2015. Системи управління гігієною та безпекою праці. Основні принципи виконання вимог OHSAS 18001:2007 (OHSAS

18002:2008, IDT). К. : ГП «УкрНИУЦ», 2016. 21 с

36. НПАОП 0.00-7.15-18 Вимоги щодо безпеки та захисту здоров'я працівників під час роботи з екранними пристроями. URL: http://sop.zp.ua/norm_праор_0_00-7_15-18_01_ua.php

37. ДБНВ.2.5-27-2006. Захисні заходи електробезпеки в електроустановках будинків і споруд. К. : Мінбуд України, 2006. 154 с

38. ДСН 3.3.6.042-99 Санітарні норми мікроклімату виробничих приміщень. - [Електронний ресурс] - Режим доступу: <http://mozdocs.kiev.ua/view.php?id=1972>

39. Гігієнічна класифікація праці (за показниками шкідливості і небезпеки факторів виробничого середовища від 12.08.1986 № 4137-86. - [Електронний ресурс] - Режим доступу: <http://zakon4.rada.gov.ua/laws/show/v4137400-86>

40. ДСН 3.3.6.037-99 Санітарні норми виробничого шуму, ультразвуку та інфразвуку. - [Електронний ресурс] - Режим доступу: <http://document.ua/sanitarni-normi-virobnichogo-shumu-ultrazvuku-ta-infrazvuku-nor4878.html>

41. ДСНіПЗ.3.6.096-2002. Державні санітарні норми і правила при роботі з джерелами електромагнітних полів. URL: <http://zakon2.rada.gov.ua/laws/show/z0203-03>

42. Директива № 90/270/ЕЄС «Про мінімум вимог безпеки і гігієни праці при роботі з екранними пристроями - [Електронний ресурс] - Режим доступу: <https://osha.europa.eu/en/legislation/directives/provisions-on-workload-ergonomical-and-psychosocial-risks/osh-directives/5>

43. Кодекс цивільного захисту України від 02.10.2012 № 5403-VI

44. НАПБА.01.001-14. Правила пожежної безпеки в Україні. К. : МВС України, 2014. 47 с.

45. ДСТУ Б В.1.1-36:2016 Визначення категорій приміщень, будинків та зовнішніх установок за вибухопожежною та пожежною небезпек. URL: https://dbn.co.ua/load/normativy/dstu/dstu_b_v_1_1_36/5-1-0-1759.

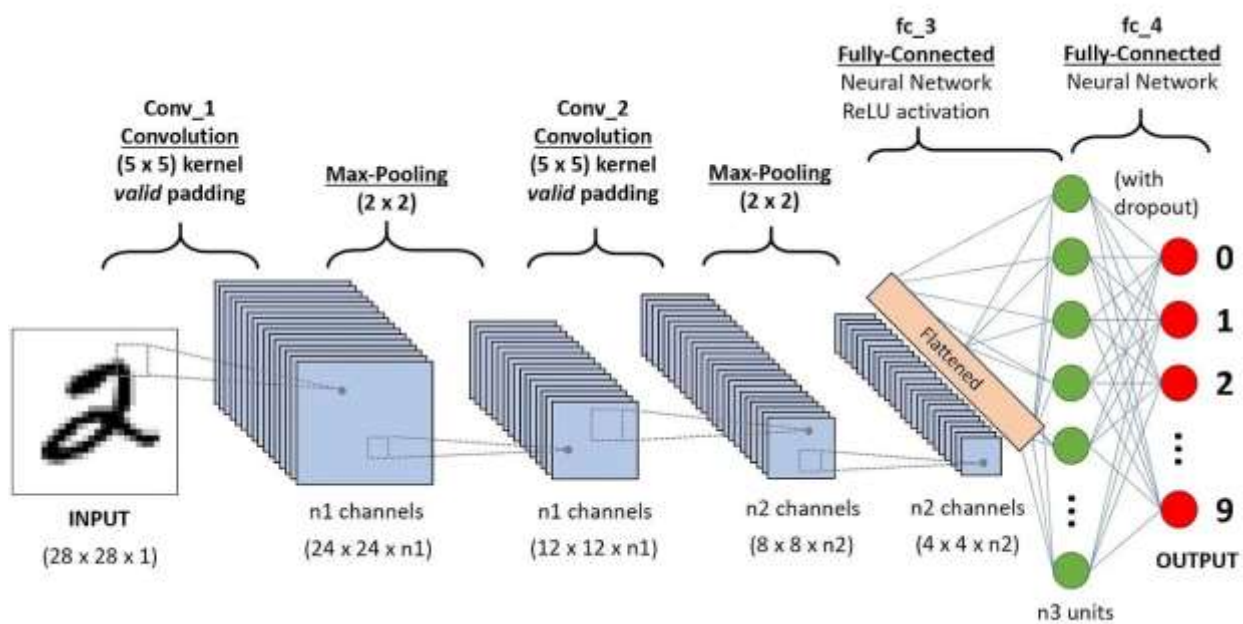
46. ДБН В.1.1-7:2016 Пожежна безпека об'єктів будівництва. Загальні

вимоги. URL: http://www.poliplast.ua/doc/dbn_v.1.1-7-200

ДОДАТКИ

Додаток А

А1. Архітектура згорткової мережі CNN



A2. Лістинг коду

Лістинг 1.1 – Автоматизація створених каталогів

```
import os
import shutil
# Шляхи до директорій
base_dir = 'data'
train_dir = os.path.join(base_dir, 'train')
validation_dir = os.path.join(base_dir, 'validation')
# Створення базової директорії
os.makedirs(train_dir, exist_ok=True)
os.makedirs(validation_dir, exist_ok=True)
# Класи
classes = ['h']
# Створення директорій для класів
for class_name in classes:
    os.makedirs(os.path.join(train_dir, class_name),
                exist_ok=True)
    os.makedirs(os.path.join(validation_dir, class_name),
                exist_ok=True)
# Список зображень
images = [
    '01_h.jpg', '02_h.jpg', '03_h.jpg', '04_h.jpg',
    '05_h.jpg',
    '06_h.jpg', '07_h.jpg', '08_h.jpg', '09_h.jpg',
    '10_h.jpg',
    '11_h.jpg', '12_h.jpg', '13_h.jpg', '14_h.jpg',
    '15_h.jpg'
]
# Розподіл зображень між тренувальними та валідаційними наборами
train_images = images[:10] # Перші 10 зображень для тренування
validation_images = images[10:] # Решта для валідації
# Копіювання зображень у відповідні директорії
source_dir = 'path_to_images' # Змініть на шлях до ваших зображень
for img in train_images:
    shutil.copy(os.path.join(source_dir, img),
                os.path.join(train_dir, 'h', img))
for img in validation_images:
    shutil.copy(os.path.join(source_dir, img),
                os.path.join(validation_dir, 'h', img))
print("Структура каталогів створена успішно.")
```

Лістинг 1.2 – Розміщення зображень у відповідних директоріях

```

from tensorflow.keras.preprocessing.image import
ImageDataGenerator
# Підготовка даних з аугментацією
train_datagen = ImageDataGenerator(
    rescale=1./255,
    rotation_range=20,
    width_shift_range=0.2,
    height_shift_range=0.2,
    shear_range=0.2,
    zoom_range=0.2,
    horizontal_flip=True,
    fill_mode='nearest'
)
validation_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1./255)
train_generator =
train_datagen.flow_from_directory(
    'data/train',
    target_size=(224, 224),
    batch_size=32,
    class_mode='categorical'
)
validation_generator =
validation_datagen.flow_from_directory(
    'data/validation',
    target_size=(224, 224),
    batch_size=32,
    class_mode='categorical'
)

```

Лістинг 1.3 – Навчання моделі

```

import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.preprocessing.image import
ImageDataGenerator
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Conv2D,
MaxPooling2D, Flatten, Dense, Dropout,
BatchNormalization
from tensorflow.keras.optimizers import Adam
import matplotlib.pyplot as plt
# Параметри моделі

```

```

input_shape = (224, 224, 3)
num_classes = 1
# Змінити відповідно до кількості класів, наприклад 1
якщо бінарна класифікація
# Ініціалізація моделі
model = Sequential()
# Додавання згорткових шарів
model.add(Conv2D(32, (3, 3), activation='relu',
input_shape=input_shape))
model.add(MaxPooling2D((2, 2)))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'))
model.add(MaxPooling2D((2, 2)))
model.add(BatchNormalization())

model.add(Conv2D(128, (3, 3), activation='relu'))
model.add(MaxPooling2D((2, 2)))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Flatten())
model.add(Dense(128, activation='relu'))
model.add(Dropout(0.5))
model.add(Dense(num_classes, activation='sigmoid')) #
Використовується sigmoid для бінарної класифікації

# Компіляція моделі
model.compile(optimizer=Adam(learning_rate=0.001),
loss='binary_crossentropy', #
Використовується binary_crossentropy для бінарної
класифікації
metrics=['accuracy'])
# Підготовка даних з аугментацією
train_datagen = ImageDataGenerator(
    rescale=1./255,
    rotation_range=20,
    width_shift_range=0.2,
    height_shift_range=0.2,
    shear_range=0.2,
    zoom_range=0.2,
    horizontal_flip=True,
    fill_mode='nearest'
)
validation_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1./255)
train_generator = train_datagen.flow_from_directory(
    'data/train',
    target_size=(224, 224),

```

```

        batch_size=32,
class_mode='binary'      # Використовується binary для
бінарної класифікації
)
validation_generator      =
validation_datagen.flow_from_directory(
    'data/validation',
    target_size=(224, 224),
    batch_size=32,
    class_mode='binary'   # Використовується binary для
бінарної класифікації
)
# Навчання моделі
history = model.fit(
    train_generator,
    steps_per_epoch=train_generator.samples      //
train_generator.batch_size,
    validation_steps=validation_generator.samples //
validation_generator.batch_size,
    validation_data=validation_generator,
    epochs=25
)

# Збереження моделі
model.save('cnn_eye_model.h5')

# Оцінка моделі
loss, accuracy = model.evaluate(validation_generator)
print(f"Validation Accuracy: {accuracy * 100:.2f}%")

# Візуалізація результатів навчання
def plot_training_history(history):
    acc = history.history['accuracy']
    val_acc = history.history['val_accuracy']
    loss = history.history['loss']
    val_loss = history.history['val_loss']

    epochs_range = range(len(acc))

    plt.figure(figsize=(12, 6))
    plt.subplot(1, 2, 1)
    plt.plot(epochs_range, acc, label='Training
Accuracy')
    plt.plot(epochs_range, val_acc, label='Validation
Accuracy')

```



```

plt.legend(loc='lower right')
plt.title('Training and Validation Accuracy')

plt.subplot(1, 2, 2)
plt.plot(epochs_range, loss, label='Training Loss')
plt.plot(epochs_range, val_loss, label='Validation
Loss')
plt.legend(loc='upper right')
plt.title('Training and Validation Loss')
plt.show()

```

```
plot_training_history(history)
```

Лістинг 1.4 – Запуск скрипту моделі

```

import os
import shutil
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.preprocessing.image import
ImageDataGenerator
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Conv2D,
MaxPooling2D, Flatten, Dense, Dropout,
BatchNormalization
from tensorflow.keras.optimizers import Adam

# Шляхи до директорій
base_dir = 'data'
train_dir = os.path.join(base_dir, 'train')
validation_dir = os.path.join(base_dir, 'validation')

# Створення базової директорії
os.makedirs(train_dir, exist_ok=True)
os.makedirs(validation_dir, exist_ok=True)

# Класи
classes = ['h']

# Створення директорій для класів
for class_name in classes:
    os.makedirs(os.path.join(train_dir, class_name),
exist_ok=True)
    os.makedirs(os.path.join(validation_dir,
class_name), exist_ok=True)

```

```

# Список зображень
images = [
    '01_h.jpg',    '02_h.jpg',    '03_h.jpg',    '04_h.jpg',
    '05_h.jpg',
    '06_h.jpg',    '07_h.jpg',    '08_h.jpg',    '09_h.jpg',
    '10_h.jpg',
    '11_h.jpg',    '12_h.jpg',    '13_h.jpg',    '14_h.jpg',
    '15_h.jpg'
]

# Розподіл зображень між тренувальними та валідаційними наборами
train_images = images[:10]    # Перші 10 зображень для тренування
validation_images = images[10:]    # Решта для валідації

# Копіювання зображень у відповідні директорії
source_dir = 'path_to_images'    # Змініть на шлях до ваших зображень

for img in train_images:
    shutil.copy(os.path.join(source_dir, img),
os.path.join(train_dir, 'h', img))

for img in validation_images:
    shutil.copy(os.path.join(source_dir, img),
os.path.join(validation_dir, 'h', img))

print("Структура каталогів створена успішно.")

# Параметри моделі
input_shape = (224, 224, 3)
num_classes = 1    # Змінити відповідно до кількості класів, наприклад 1 якщо бінарна класифікація

# Ініціалізація моделі
model = Sequential()

# Додавання згорткових шарів
model.add(Conv2D(32, (3, 3), activation='relu',
input_shape=input_shape))
model.add(MaxPooling2D((2, 2)))
model.add(BatchNormalization())

```

```

model.add(Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'))
model.add(MaxPooling2D((2, 2)))
model.add(BatchNormalization())

model.add(Conv2D(128, (3, 3), activation='relu'))
model.add(MaxPooling2D((2, 2)))
model.add(BatchNormalization())

model.add(Flatten())
model.add(Dense(128, activation='relu'))
model.add(Dropout(0.5))
model.add(Dense(num_classes, activation='sigmoid')) #
Використовується sigmoid для бінарної класифікації

# Компіляція моделі
model.compile(optimizer=Adam(learning_rate=0.001),
               loss='binary_crossentropy', #
               Використовується binary_crossentropy для бінарної
               класифікації
               metrics=['accuracy'])

# Підготовка даних з аугментацією
train_datagen = ImageDataGenerator(
    rescale=1./255,
    rotation_range=20,
    width_shift_range=0.2,
    height_shift_range=0.2,
    shear_range=0.2,
    zoom_range=0.2,
    horizontal_flip=True,
    fill_mode='nearest'
)

validation_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1./255)

train_generator = train_datagen.flow_from_directory(
    'data/train',
    target_size=(224, 224),
    batch_size=32,
    class_mode='binary' # Використовується binary для
    бінарної класифікації
)

validation_generator =
validation_datagen.flow_from_directory(

```

```

        'data/validation',
        target_size=(224, 224),
        batch_size=32,
        class_mode='binary'    # Використовується binary для
бінарної класифікації
    )

# Навчання моделі
history = model.fit(
    train_generator,
    steps_per_epoch=train_generator.samples    //
train_generator.batch_size,
    validation_steps=validation_generator.samples    //
validation_generator.batch_size,
    validation_data=validation_generator,
    epochs=25
)

# Збереження моделі
model.save('cnn_eye_model.h5')

# Оцінка моделі
loss, accuracy = model.evaluate(validation_generator)
print(f"Validation Accuracy: {accuracy * 100:.2f}%")

# Візуалізація результатів навчання
def plot_training_history(history):
    acc = history.history['accuracy']
    val_acc = history.history['val_accuracy']
    loss = history.history['loss']
    val_loss = history.history['val_loss']

    epochs_range = range(len(acc))

    plt.figure(figsize=(12, 6))
    plt.subplot(1, 2, 1)
    plt.plot(epochs_range, acc, label='Training
Accuracy')
    plt.plot(epochs_range, val_acc, label='Validation
Accuracy')
    plt.legend(loc='lower right')
    plt.title('Training and Validation Accuracy')

    plt.subplot(1, 2, 2)
    plt.plot(epochs_range, loss, label='Training Loss')

```

```

plt.plot(epochs_range, val_loss, label='Validation
Loss')
plt.legend(loc='upper right')
plt.title('Training and Validation Loss')
plt.show()

```

```
plot_training_history(history)
```

Після завершення навчання моделі, я її зберігаю, та аналізую результати. Використовую методи візуалізації для оцінки навчальної та валідаційної точності, а також втрат. Нижче наведено код для створення графіків

```
import matplotlib.pyplot as plt
```

```
# Візуалізація результатів навчання
```

```
def plot_training_history(history):
    acc = history.history['accuracy']
    val_acc = history.history['val_accuracy']
    loss = history.history['loss']
    val_loss = history.history['val_loss']

    epochs_range = range(len(acc))

    plt.figure(figsize=(12, 6))
    plt.subplot(1, 2, 1)
    plt.plot(epochs_range, acc, label='Training
Accuracy')
    plt.plot(epochs_range, val_acc, label='Validation
Accuracy')
    plt.legend(loc='lower right')
    plt.title('Training and Validation Accuracy')

    plt.subplot(1, 2, 2)
    plt.plot(epochs_range, loss, label='Training Loss')
    plt.plot(epochs_range, val_loss, label='Validation
Loss')
    plt.legend(loc='upper right')
    plt.title('Training and Validation Loss')
    plt.show()

```

```
plot_training_history(history)
```

Лістинг 1.5 – Аугментація даних

```

from tensorflow.keras.preprocessing.image import
ImageDataGenerator

train_datagen = ImageDataGenerator(
    rescale=1./255,
    rotation_range=40,
    width_shift_range=0.2,
    height_shift_range=0.2,
    shear_range=0.2,
    zoom_range=0.2,
    horizontal_flip=True,
    fill_mode='nearest'
)

validation_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1./255)

```

Лістинг 1.6 – Метод оптимізації

```

from sklearn.model_selection import GridSearchCV

# Приклад використання GridSearchCV з KerasClassifier
from tensorflow.keras.wrappers.scikit_learn import
KerasClassifier

def create_model(optimizer='adam',
init='glorot_uniform'):
    model = Sequential()
    model.add(Conv2D(32, (3, 3), activation='relu',
input_shape=(224, 224, 3)))
    model.add(MaxPooling2D((2, 2)))
    model.add(Flatten())
    model.add(Dense(128, activation='relu',
kernel_initializer=init))
    model.add(Dropout(0.5))
    model.add(Dense(1, activation='sigmoid'))
    model.compile(loss='binary_crossentropy',
optimizer=optimizer, metrics=['accuracy'])
    return model

model = KerasClassifier(build_fn=create_model,
verbose=0)
param_grid = {'batch_size': [10, 20, 40],
               'epochs': [10, 20],
               'optimizer': ['SGD', 'Adam'],

```

```

        'init': ['glorot_uniform', 'normal']})
grid = GridSearchCV(estimator=model,
param_grid=param_grid)
grid_result = grid.fit(X_train, y_train)

# Найкращі параметри
print("Best: %f using %s" % (grid_result.best_score_,
grid_result.best_params_))

```

Лстинг 1.7 - Контроль перенавчання моделі

```

model = Sequential([
    Conv2D(32, (3, 3), activation='relu',
input_shape=(224, 224, 3)),
    MaxPooling2D((2, 2)),
    BatchNormalization(),
    Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'),
    MaxPooling2D((2, 2)),
    BatchNormalization(),
    Conv2D(128, (3, 3), activation='relu'),
    MaxPooling2D((2, 2)),
    BatchNormalization(),
    Flatten(),
    Dense(128, activation='relu'),
    Dropout(0.5),
    Dense(1, activation='sigmoid')
])

model.compile(optimizer=Adam(learning_rate=0.001),
              loss='binary_crossentropy',
              metrics=['accuracy'])

```

ДОДАТОК Б

ПРОТОКОЛ

ПЕРЕВІРКИ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ НА НАЯВНІСТЬ ТЕКСТОВИХ
ЗАПОЗИЧЕНЬ

Назва роботи: Система аналізу зображень очного дна на базі машинного
навчання

Тип роботи: Бакалаврська дипломна робота

(БДР, МКР)

ДОДАТОК Б
ПРОТОКОЛ
ПЕРЕВІРКИ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ
НА НАЯВНІСТЬ ТЕКСТОВИХ ЗАПОЗИЧЕНЬ

Назва роботи: Система аналізу зображень очного дна на базі машинного навчання

Тип роботи: БКР

Підрозділ: кафедра біомедичної інженерії та оптико-електронних систем

Показники звіту подібності Unichesk

Оригінальність 87,3 %

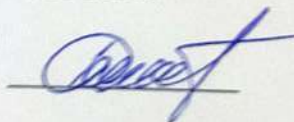
Схожість 12,7 %

☒ 1. Запозичення, виявлені у роботі, оформлені коректно і не містять ознак плагіату.

☐ 2. Виявлені у роботі запозичення не мають ознак плагіату, але їх надмірна кількість викликає сумніви щодо цінності роботи і відсутності самостійності її виконання автором. Роботу направити на розгляд експертної комісії кафедри.

☐ 3. Виявлені у роботі запозичення є недобросовісними і мають ознаки плагіату та/або в ній містяться навмисні спотворення тексту, що вказують на спроби приховування недобросовісних запозичень.

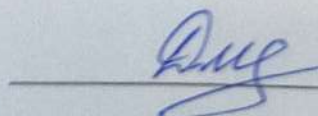
Особа, відповідальна за перевірку



Штофель Д. Х.

Ознайомлені з повним звітом подібності, який був згенерований системою Unichesk щодо роботи.

Автор роботи



Мойсеев Д. К.

Керівник роботи



Карась О. В.