

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ**  
**ЛЬВІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМЕНІ ІВАНА**  
**ФРАНКА**

Факультет прикладної математики та інформатики  
Кафедра інформаційних систем

**КВАЛІФІКАЦІЙНА (МАГІСТЕРСЬКА) РОБОТА**  
**РОЗРОБКА СИСТЕМИ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ ОФТАЛЬМОЛОГІЧНИХ**  
**ЗАХВОРЮВАНЬ ЗА ЗНІМКОМ ОЧНОГО ДНА**

Виконав: студент групи ПМІМ-22,  
спеціальності 122 – комп'ютерні науки

\_\_\_\_\_ Пастернак О. Я.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Керівник: \_\_\_\_\_ Дреботій. Р. Г.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Рецензент: \_\_\_\_\_ Борачок. І. В.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Львів - 2023

## ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ	3
ВСТУП	4
1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ	5
1.1 Офтальмологічні захворювання та їх діагностика	5
1.2 Класифікація офтальмологічних захворювань	6
1.2.1 Глаукома	6
1.2.2 Катаракта	7
1.2.3 Вікова макулярна дегенерація	7
1.2.4 Гіпертензія	8
1.2.5 Короткозорість	8
1.2.6 Діабетична ретинопатія	9
1.3 Автоматизовані системи для діагностування офтальмологічних захворювань	9
1.4 Постановка задачі	10
2 ОЗНАЙОМЛЕННЯ З АРХІТЕКТУРАМИ І МОДЕЛЯМИ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ	12
2.1 Архітектура VGG	12
2.1.1 VGG16	13
2.1.2 VGG19	15
2.2 Архітектура EfficientNet	16
2.2.1 EfficientNetB5	18
2.2.1 EfficientNetB7	19
3 ОПИС ТЕХНОЛОГІЙ ДЛЯ РЕАЛІЗАЦІЇ	20
3.1 Бібліотеки	20
3.1.1 Tensorflow	20
3.1.2 OpenCV	20
3.1.3 NumPy	21
3.1.4 Pandas	21
3.2 Середовище навчання	22
4 РЕЗУЛЬТАТИ ЕКСПЕРИМЕНТІВ	24
4.1 Глаукома	24
4.2 Катаракта	25
4.3 Вікова макулярна дегенерація	25
4.4 Гіпертензія	26
4.5 Короткозорість	27

	2
4.6 Діабетична ретинопатія	27
5 РОЗРОБКА ІНТЕРФЕЙСУ СИСТЕМИ	29
5.1 Використанні технології	29
5.1.1 HTML	29
5.1.2 Bootstrap	29
5.1.3 Flask	29
5.2 Результати розробки інтерфейсу	30
ВИСНОВКИ	32
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	33

**ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ,  
СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ**

CNN — Convolutional Neural Network, згорткова нейронна мережа.

ВМД — вікова макулярна дегенерація.

## ВСТУП

Зважаючи на швидкий розвиток технологій в галузі медицини та інформаційних технологій, все більша увага приділяється використанню штучного інтелекту в медичній діагностиці. Однією з областей, де можна успішно використовувати нейронні мережі є офтальмологія.

Офтальмологічні захворювання є серйозною проблемою в сучасному світі. Традиційний метод діагностики є досить часозатратним та вимагає глибоких знань у цій галузі, що може призвести до затримки вчасної діагностики та лікування. Тому, розробка системи для автоматичного визначення офтальмологічних захворювань за знімком очного дна є важливою задачею, яка може значно прискорити та спростити цей процес.

В цілому, наша робота має на меті покращити точність та швидкість діагностики офтальмологічних захворювань за допомогою автоматизованої системи на основі нейронних мереж. Ми плануємо провести тестування системи на реальних зображеннях очного дна та порівняти результати з діагнозами, отриманими вручну від експертів. Також, наша робота передбачає аналіз можливих помилок та недоліків системи та пошук шляхів для їх виправлення. Результати нашої роботи можуть бути корисними для медичних закладів та офтальмологічних центрів, що дозволить їм швидше та точніше діагностувати захворювання та підвищити якість надання медичних послуг.

Для реалізації цієї системи ми плануємо використати найновіші методи та алгоритми глибинного навчання, такі як згорткові нейронні мережі (CNN), які є дуже ефективними для обробки зображень. Ми також розглянемо можливість використання передових архітектур нейронних мереж, таких як VGG та EfficientNet, що можуть дозволити досягти ще більшої точності та швидкості обробки зображень. Також, планується реалізувати графічний інтерфейс для зручного використання системи.

## 1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

### 1.1 Офтальмологічні захворювання та їх діагностика

Офтальмологічні захворювання — це захворювання ока та його прилеглих структур, таких як зоровий нерв, склери та інших. Деякі з найпоширеніших офтальмологічних захворювань включають глаукому, діабетичну ретинопатію, макулярну дегенерацію та катаракту.

Проблема визначення офтальмологічних захворювань є актуальною в сучасному світі, оскільки вони становлять серйозну загрозу здоров'ю людей та можуть призвести до погіршення якості життя. Згідно зі статистикою Всесвітньої організації охорони здоров'я (ВООЗ), офтальмологічні захворювання є однією з головних причин сліпоти у світі.

Згідно з даними ВООЗ у всьому світі принаймні 2,2 мільярда людей мають порушення зору. Принаймні в 1 мільярді, або майже в половині, з цих випадків погіршення зору можна було запобігти або це ще можливо вирішити. Цей 1 мільярд людей включає людей із помірною або серйозною далекозорістю або сліпотою внаслідок невирішеної рефракції (88,4 мільйона), катаракти (94 мільйони), вікової макулярної дегенерації (8 мільйонів), глаукоми (7,7 мільйона), діабетичної ретинопатії (3,9 мільйона), а також короткозорість, спричинена невирішеною пресбіопією (826 мільйонів).

З точки зору регіональних відмінностей, поширеність погіршення зору в регіонах з низьким і середнім рівнем доходу оцінюється в чотири рази вище, ніж у регіонах з високим доходом. Наприклад, частота короткозорості оцінюється в понад 80% у західній, східній та центральній Африці на південь від Сахари, тоді як порівняльні показники в регіонах з високим рівнем доходу в Північній Америці, Австралії, Західній Європі та Азійсько-Тихоокеанський регіон, як повідомляється, нижчий за 10%

Однією з основних проблем, що виникають у визначенні офтальмологічних захворювань, є необхідність у високій точності та швидкості діагностики. На сьогодні, діагностику офтальмологічних захворювань проводять

лікарі-офтальмологи, які використовують різноманітні методи, такі як дослідження очного дна, тонометрія, периметрія та інші. Однак, навіть у досвідчених фахівців, точність діагностики може бути недостатньою, що може призвести до неправильного лікування та погіршення стану пацієнта.

## **1.2 Класифікація офтальмологічних захворювань**

Серед найбільш поширених офтальмологічних захворювань можна виділити глаукому, катаракту, діабетичну ретинопатію, дегенеративні захворювання сітківки та інші. Кожен з цих типів захворювань має свої особливості та вимагає індивідуального підходу до діагностики та лікування. Розглянемо деякі з них.

### **1.2.1 Глаукома**

Глаукома — це хронічне офтальмологічне захворювання, що характеризується поступовим погіршенням зору внаслідок пошкодження зорового нерва. Зазвичай глаукома розвивається повільно і безболісно, і людина може не помітити перших симптомів протягом довгого часу. Однак, якщо вчасно не розпочати лікування, глаукома може призвести до поступової втрати зору та навіть до сліпоти.

Основна причина розвитку глаукоми — це підвищений внутрішньоочний тиск, що спричиняє пошкодження оптичного нерва. Очі людини постійно виробляють внутрішньоочну рідину. Якщо вироблення цієї рідини перевищує швидкість її відтоку, тоді виникає підвищений внутрішньоочний тиск. При цьому зоровий нерв піддається тиску, що може призвести до його пошкодження.

Існує 2 форми глаукоми, залежно від причини її розвитку та особливостей клінічного перебігу. До них відносять глаукому з відкритим кутом, глаукому з закритим кутом. Щоб діагностувати це захворювання, необхідно провести комплексне офтальмологічне обстеження та вимірювання внутрішньоочного тиску.

### **1.2.2 Катаракта**

Катаракта — це захворювання очей, яке характеризується помутнінням природного очного кришталіка, що розташований за зіницею. Це призводить до погіршення зору, відчуття розмитості або погіршення сприйняття кольору. Катаракта може розвиватися повільно протягом декількох років, і початкові симптоми можуть бути ледь помітні. Проте з часом, як помутніння кришталіка стає більш вираженим, симптоми стають більш помітними.

Катаракта може бути спричинена різними факторами, такими як старіння, травми, ускладнення після хірургічних втручань або наслідків впливу шкідливих чинників навколишнього середовища. Хоча катаракта не є небезпечною для життя, вона може значно погіршити якість життя людини, що її має. На щастя, катаракту можна виправити за допомогою хірургічного втручання, під час якого помутнілий кришталік замінюється штучним.

### **1.2.3 Вікова макулярна дегенерація**

Вікова макулярна дегенерація (ВМД) є однією з найпоширеніших причин зниження зору і сліпоти у людей старшого віку. Це невиліковне захворювання, яку впливає на макулу, чутливу зону на центрі сітківки, яка відповідає за розпізнавання дрібних деталей. Захворювання може впливати на одне око або обидва, але не передається з батьків на дітей.

ВМД може бути поділена на два типи: суху та вологу. Суха ВМД є більш поширеним випадком і розвивається повільно, оскільки з віком зменшується кількість пігменту і жирових капель в клітинах макулярного району, що призводить до зниження функції сітківки. Волога ВМД є менш поширеною формою, але більш агресивною, оскільки формується нові судини, які проростають в макулярній зоні та можуть призвести до значного погіршення зору.

Симптоми ВМД можуть включати розмитість зору, спотворення зображення, а також зменшення різкості зору в центрі його поля. На жаль, на даний час, не існує лікування для сухої ВМД, хоча вчені продовжують досліджувати різні форми терапії. Для вологої ВМД можливе лікування ін'єкціями



в око спеціальних препаратів, які допомагають зменшити розвиток нових судин і захистити здорові клітини від дегенерації.

#### **1.2.4 Гіпертензія**

Очна гіпертензія — це стан, коли внутрішній тиск в оці зазвичай вищий, ніж звичайний тиск, що може призвести до пошкодження зорового нерва та привести до втрати зору. Це може бути результатом підвищеного тиску в очах або обмеженого відтоку рідини з очей. Очна гіпертензія може стати причиною глаукоми, яка є однією з провідних причин сліпоти у світі.

Симптоми очної гіпертензії можуть включати зміни зору, болі в очах, головні болі та втому очей. Хоча у більшості випадків очна гіпертензія не викликає жодних симптомів, проте її можна виявити під час регулярних офтальмологічних оглядів.

#### **1.2.5 Короткозорість**

Короткозорість, також відома як міопія, є одним з найпоширеніших офтальмологічних захворювань, яке впливає на здатність людини бачити предмети, розташовані на відстані. У короткозорих людей об'єкти на віддалі сприймаються нечітко, туманно або нечітко, тому вони можуть мати проблеми з читанням знаків, розрізненням обличчя на відстані та пересуванням в новому середовищі.

Причиною короткозорості є зазвичай аномалії в структурі ока, коли око стає більш витягнутим або сплющеним, що призводить до зосередження світла не на сітківці, а перед нею. Це може бути успадковано або розвиватися в результаті занадто багатого зосередження на близьких об'єктах, наприклад, при читанні або використанні електронних пристроїв.

Короткозорість може лікуватись за допомогою окулярів або контактних лінз, які коригують фокусування світла на сітківці ока. У важких випадках може знадобитися хірургічне втручання, таке як лазерна корекція зору.

### **1.2.6 Діабетична ретинопатія**

Діабетична ретинопатія — це ускладнення діабету, яке впливає на очі. Воно виникає внаслідок пошкодження кровоносних судин сітківки ока, яке виникає через високий рівень цукру в крові. Діабетична ретинопатія є однією з основних причин втрати зору серед людей з діабетом.

Це ускладнення може розвиватися поступово і проходити кілька стадій. На ранній стадії може відбуватися розширення або викидання кровоносних судин сітківки, що призводить до витоку рідини і крові в субретинальний простір. На пізніших стадіях виникають нові кровоносні судини (неоваскуляризація), які є легко травмованими та можуть викликати крововиливи в очному яблуці.

Симптоми діабетичної ретинопатії можуть включати зміни в зоровій гостроті, розмитість зору, спотворення візуальних образів та інші проблеми з зором. Важливо регулярно перевіряти очі для виявлення можливих ознак цього ускладнення, особливо якщо у вас є діабет. Лікування може включати лазерну терапію, ін'єкції в очну порожнину або інші методи відповідно до стадії ретинопатії та індивідуальних обставин.

## **1.3 Автоматизовані системи для діагностування офтальмологічних захворювань**

Автоматизовані системи для діагностики захворювань стають все більш розвиненими в останні роки. Одним з таких напрямків є офтальмологія, де були розроблені комп'ютерні системи для виявлення та діагностики хвороб ока на основі зображень очного дна.

Знімок очного дна — це неінвазивна техніка, що використовується для отримання зображень сітківки та зіниці ока. Ці зображення аналізуються з використанням автоматизованих систем для виявлення та діагностики різних захворювань ока. Однією з переваг автоматизованих систем є їх здатність швидко

та точно обробляти великі обсяги даних, що може зекономити час та зменшити ризик людської помилки.

Автоматизовані системи для діагностики офтальмологічних захворювань були розроблені для різних захворювань, таких як глаукома, діабетична ретинопатія, вікова макулодистрофія та катаракта. Ці системи використовують різні методи, включаючи алгоритми машинного навчання та нейронні мережі, для аналізу зображень очного дна та надання точної діагностики.

Один з прикладів автоматизованої системи для діагностики очних захворювань — система EyeArt, розроблена компанією Eyenuk, Inc. Ця система використовує штучний інтелект для аналізу зображень очного дна з метою виявлення ознак діабетичної ретинопатії та забезпечує діагноз протягом декількох хвилин. Інший приклад — система IDx-DR, яка використовує глибинне навчання для аналізу зображень очного дна з метою виявлення ознак діабетичної ретинопатії та забезпечує діагноз менше, ніж за хвилину.

Попри хороші результати автоматизованих систем для діагностики очних захворювань, все ще існують проблеми, які потрібно вирішити. До них належать необхідність великих та різноманітних наборів даних для навчання та перевірки алгоритмів, забезпечення надійності та точності систем в різних популяціях і умовах, а також інтеграція цих систем у клінічні процеси.

Загалом, автоматизовані системи для діагностики очних захворювань є перспективною галуззю досліджень та розробок. Ці системи мають потенціал покращити швидкість та точність діагностики захворювань та зменшити навантаження на медичних працівників.

#### **1.4 Постановка задачі**

Результатом дослідження має бути створення системи для розпізнавання 6 головних офтальмологічних захворювань: глаукоми, катаракти, вікової макулярної дегенерації, гіпертензії, короткозорості та діабетичної ретинопатії за допомогою нейронних мереж. Це включатиме такі етапи:

- збір відповідної вибірки, яка буде включати зображення очей пацієнтів з описом їх діагнозів. Вибірка повинна бути достатньо великою і містити достатню кількість зображень для кожного з захворювань, щоб забезпечити точність результатів.
- підготування даних, що включає попередню обробку зображень для подальшого використання в нейронній мережі.
- вибір декількох архітектур нейронних мереж. Для розв'язання цієї задачі можна використовувати згорткові нейронні мережі.
- налаштування параметрів нейронних мереж, такі як швидкість навчання, кількість епох, розмір пакета, функції активації та функції втрат.
- навчання нейронних мереж на вибірці з обробленими зображеннями. Під час навчання мережі треба забезпечити якість і різноманітність даних, щоб забезпечити точність і надійність моделі.
- тестування нейронних мереж на тестовій вибірці та оцінювання їх результатів. Тут можна оцінювати точність, чутливість та специфічність моделі.
- порівняння результати різних моделей та архітектур, для визначення, яка модель є найбільш точною та ефективною в розпізнаванні офтальмологічних захворювань.
- розробка інтерфейсу для отримання результатів від найбільш ефективних мереж.

У результаті дослідження має бути створена система для розпізнавання 6 головних офтальмологічних захворювань, яка буде використовувати нейронні мережі та забезпечувати високу точність та ефективність в розпізнаванні захворювань.

## 2 ОЗНАЙОМЛЕННЯ З АРХІТЕКТУРАМИ І МОДЕЛЯМИ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

### 2.1 Архітектура VGG

Архітектура VGG (Visual Geometry Group) є однією з найвідоміших і успішних архітектур нейронних мереж для обробки зображень. Вона була розроблена у 2014 році групою дослідників з Університету Оксфорд і була успішно застосована в конкурсі з обробки зображень ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC) 2014. VGG була навчена на наборі даних ImageNet ILSVRC, який містить зображення 1000 класів, розділених на три набори: 1,3 мільйона зображень для навчання, 100 000 зображень для тестування і 50 000 зображень для перевірки. Модель отримала 92,7% точності на тесті ImageNet. VGG була успішно застосована в багатьох реальних задачах, таких як оцінка частоти серцевих скорочень на основі руху тіла та виявлення дефектів дорожнього покриття.

Ця архітектура використовує дуже мале рецептивне поле (фільтр) розміром  $3 \times 3$  через всю мережу з кроком 1 піксель. Два послідовні  $3 \times 3$  фільтри забезпечують ефективне рецептивне поле розміром  $5 \times 5$ . Аналогічно, три  $3 \times 3$  фільтри створюють рецептивне поле розміром  $7 \times 7$ . Таким чином, поєднання кількох  $3 \times 3$  фільтрів може створювати рецептивну область більшого розміру.

Оскільки, крім трьох згорткових шарів, є також три нелінійних шари активації замість одного розміром  $7 \times 7$ , користь від використання трьох шарів розміром  $3 \times 3$  замість одного розміром  $7 \times 7$  не збільшує кількість шарів і витрати системи. Це робить функції прийняття рішень більш дискримінативними та надає можливість мережі збігатися швидше.

Другою перевагою є значне зменшення кількості параметрів ваг у моделі. Припускаючи, що вхід та вихід стека трьох шарів  $3 \times 3$  мають  $C$  каналів, загальна кількість параметрів ваг буде  $3 * 32 C^2 = 27 C^2$ . Порівнюючи це з  $7 \times 7$  згортковим шаром, то для нього знадобиться  $7 * 72 C^2 = 49 C^2$ , що майже вдвічі більше, ніж для  $3 \times 3$  шарів. Крім того, це можна розглядати як регуляризацию згорткових фільтрів  $7$

х 7, яка змушує їх мати декомпозицію через фільтри 3 х 3, зі звичайними нелінійностями, доданими між шарами за допомогою функції активацій ReLU. Це зменшує схильність мережі до перенавчання під час навчання.

Зменшення розміру фільтра неможливе, оскільки 3 х 3 вважається найменшим розміром, який захоплює уявлення про рух зліва направо, зверху вниз тощо. Тому зменшення розміру фільтрів може вплинути на здатність моделі розуміти просторові ознаки зображення.

Стек із кількох (зазвичай 1, 2 чи 3) шарів згортки розміром фільтра 3 х 3, один крок і заповнення 1, за якими йде Max pooling шар розміром 2 х 2, є основним будівельним блоком для всіх конфігурацій архітектури. Різні конфігурації цього стека були повторенні в конфігураціях мережі для досягнення різної глибини. Число, пов'язане з кожною конфігурацією, є кількістю шарів з ваговими параметрами в них.

За стеками згорток йдуть три повністю з'єднані шари, два з розміром 4096 і останній з розміром 1000. Останнім є вихідний шар з активацією Softmax. Розмір 1000 належить загальній кількості можливих класів у ImageNet.

Дві найпопулярніші моделі цієї архітектури — VGG16 та VGG19. Обидві моделі складаються з глибоких згортальних шарів та повно зв'язних шарів, які служать для класифікації зображень. Основна відмінність між ними полягає в кількості згортальних шарів: VGG16 містить 16 шарів, а VGG19 — 19.

### 2.1.1 VGG16

VGG16 — це одна з найпопулярніших моделей нейронних мереж, розроблених на базі глибокого навчання. Ця модель здатна досягати високої точності в розпізнаванні об'єктів на зображеннях завдяки своїй глибокій структурі, що складається з 16 шарів. VGG16 використовує свій власний препроцесор, який нормалізує вхідні зображення та перетворює їх в тензори.

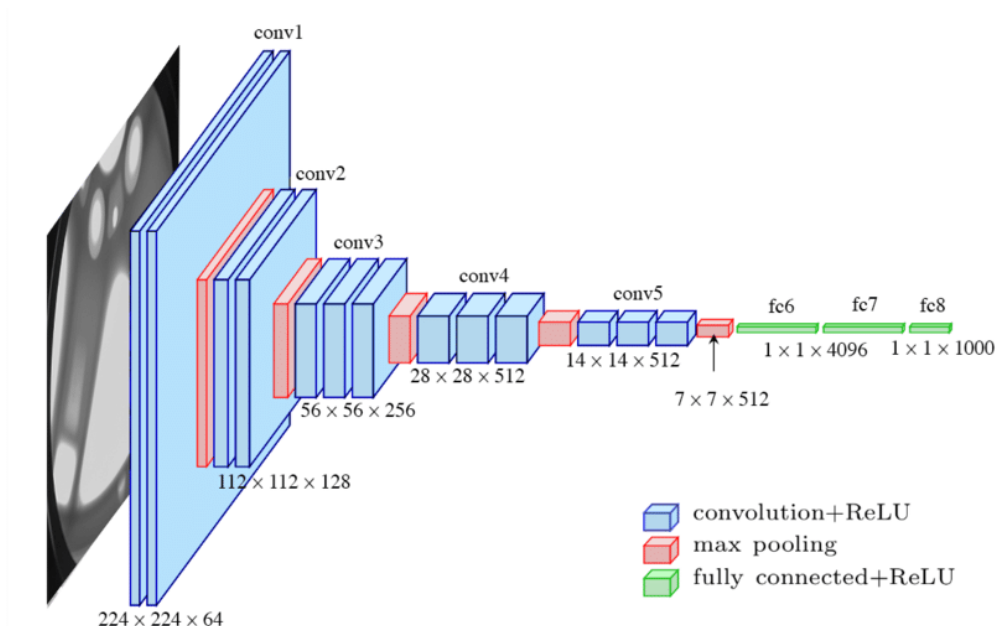


Рисунок 2.1 – Архітектура мережі VGG16. Джерело:

[medium.com/@siddheshb008/vgg-net-architecture-explained-71179310050f](https://medium.com/@siddheshb008/vgg-net-architecture-explained-71179310050f)

Як ми бачимо на рисунку 2.1 вхідними даними для будь-якої мережевої конфігурації вважається зображення фіксованого розміру  $224 \times 224$  із трьома каналами — R, G і B. Єдина попередня обробка зображення – нормалізація значень RGB для кожного пікселя. Це досягається шляхом віднімання середнього значення від кожного пікселя.

Зображення проходить через перший стек з 2 згорткових шарів дуже малого рецептивного розміру  $3 \times 3$ , після чого застосовується функція активації ReLU. Кожен із цих двох шарів містить 64 фільтри. Крок згортки фіксується на рівні 1 пікселя, а відступ становить 1 піксель. Ця конфігурація зберігає просторову роздільну здатність, а розмір вихідної карти активації такий самий, як і розміри вхідного зображення. Потім до карт активації застосовують Max pooling шар у вікні розміром  $2 \times 2$  пікселі з кроком у 2 пікселі. Це вдвічі зменшує розмір активацій. Таким чином, розмір активації в кінці першого стека становить  $112 \times 112 \times 64$ .

Потім активації проходять через аналогічний другий стек, але зі 128 фільтрами проти 64 у першому. Отже, розмір після другого стека стає  $56 \times 56 \times 128$ .

128. За ним йде третій стек із трьома згортковими шарами та Max pooling шаром. Кількість застосованих тут фільтрів становить 256, що робить вихідний розмір стека  $28 \times 28 \times 256$ . Далі йдуть два стеки з трьох згорткових шарів, кожен з яких містить 512 фільтрів. Результат наприкінці обох цих стеків буде  $7 \times 7 \times 512$ .

За стеками згорткових шарів слідує три Fully connected шари зі сплющеним шаром між ними. Перші два мають по 4096 нейронів кожен, а останній повністю підключений шар служить вихідним і містить 1000 нейронів, що відповідають 1000 можливим класам для набору даних ImageNet. За вихідним рівнем слідує рівень активації Softmax, який використовується для категоріальної класифікації.

### 2.1.2 VGG19

VGG19 є варіантом моделі VGG, яка складається з 19 шарів, як ми бачимо на Рис. 2. Вона має 16 згорткових шарів, 3 Fully connected шари, 5 Max pooling шари та 1 шар SoftMax. Збільшення кількості згорткових шарів дає можливість в певних випадках більш точно класифікувати зображення.

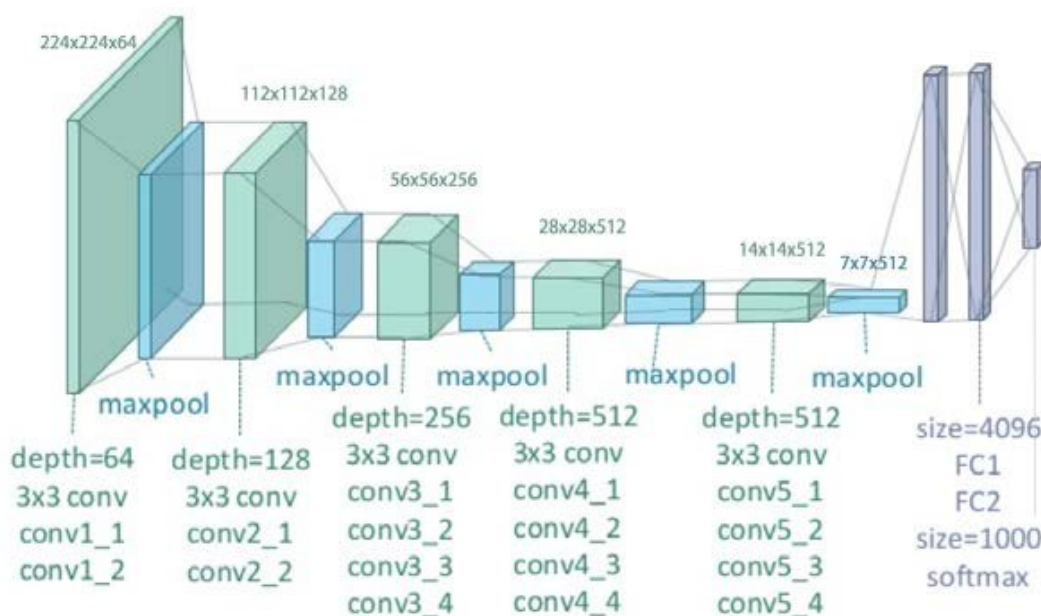


Рисунок 2.2 – Архітектура мережі VGG19. Джерело:

[researchgate.net/figure/illustration-of-the-network-architecture-of-VGG-19-model-conv-means-convolution-FC-means\\_fig2\\_325137356](https://researchgate.net/figure/illustration-of-the-network-architecture-of-VGG-19-model-conv-means-convolution-FC-means_fig2_325137356)



## 2.2 Архітектура EfficientNet

EfficientNet — це архітектура з високою ефективністю, розроблена спільно командою Google та розробниками AutoML. Основною ідеєю за архітектурою EfficientNet є створення мережі, яка буде більш ефективною, ніж інші на ринку, зберігаючи при цьому прийнятну якість.

Одним із ключових факторів успіху EfficientNet є глибина, ширина та роздільна здатність мережі. Вона складається зі складеного блоку повторення (compound scaling), який дозволяє масштабувати глибину, ширину та роздільну здатність мережі в залежності від розміру набору даних та ресурсів обчислювального обладнання. Цей підхід дозволяє отримати мережу з оптимальним співвідношенням між точністю та ефективністю.

Крім того, EfficientNet використовує нові операції, такі як MBConv (Mobile Inverted Residual Bottleneck), які дозволяють підвищити точність та ефективність мережі. MBConv використовує мобільну архітектуру Inverted Residual зі звуженням, що дозволяє зменшити кількість параметрів мережі та прискорити обчислення.

Ще однією цікавою особливістю EfficientNet є використання алгоритму автоматичного масштабування (AutoML) для знаходження оптимальної архітектури мережі. Завдяки цьому, вдалося створити мережу з кращим співвідношенням точність — ресурси, ніж будь-яка інша модель на ринку.

Мережа EfficientNet показує високу точність та ефективність в різних завданнях машинного навчання, включаючи класифікацію зображень, виявлення облич, виявлення об'єктів та сегментацію зображень. Зокрема, модель EfficientNet здобула перше місце на змаганні по класифікації зображень в рамках ImageNet в 2019 році, відзначившись не лише високою точністю, але й значно меншою кількістю параметрів порівняно з попередніми переможцями. Крім того, EfficientNet демонструє добрі результати в умовах обмеженої кількості даних, що робить її привабливим вибором для задач, де обробка великих об'ємів даних є важливим фактором.

Всі моделі цієї архітектури складаються з 7 блоків. Їх утворюють 3 типи підблоків, зображених на рисунку 2.3. Підблок 1 — використовується лише як перший підблок у першому блоці. Підблок 2 — використовується як перший підблок у всіх інших блоках. Підблок 3 — використовується для будь-якого підблока, крім першого в усіх блоках.

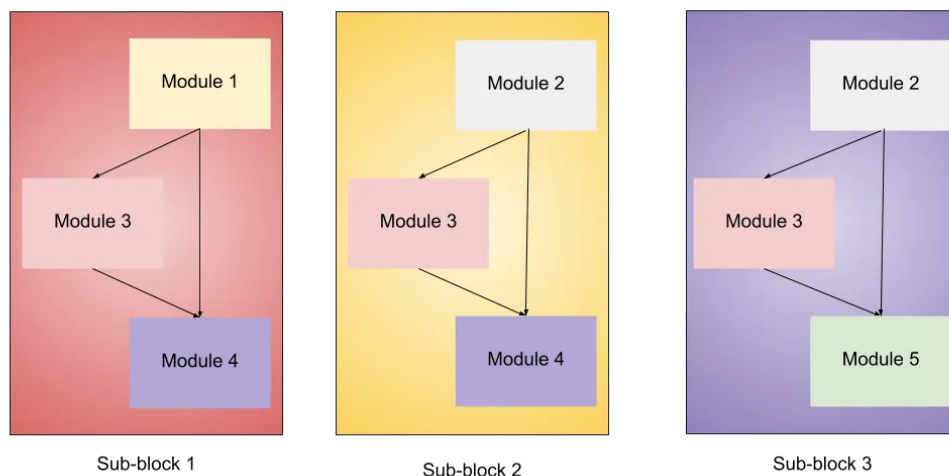


Рисунок 2.3 – Візуалізація підблоків архітектури EfficientNet. Джерело: [towardsdatascience.com/complete-architectural-details-of-all-efficientnet-models-5fd5b736142](https://towardsdatascience.com/complete-architectural-details-of-all-efficientnet-models-5fd5b736142)

Підблоки складаються з 5 типів модулів зображених на рисунку 2.4. Модуль 1 — використовується як відправна точка для підблоків. Модуль 2 — використовується як відправна точка для першого підблоку з усіх 7 основних блоків, крім 1-го. Модуль 3 — це з'єднання для пропуску всіх підблоків. Модуль 4 — використовується для об'єднання з'єднання пропуску в перших підблоках. Модуль 5 — кожен підблок з'єднується зі своїм попереднім підблоком за допомогою пропуску, і вони об'єднуються за допомогою цього модуля.

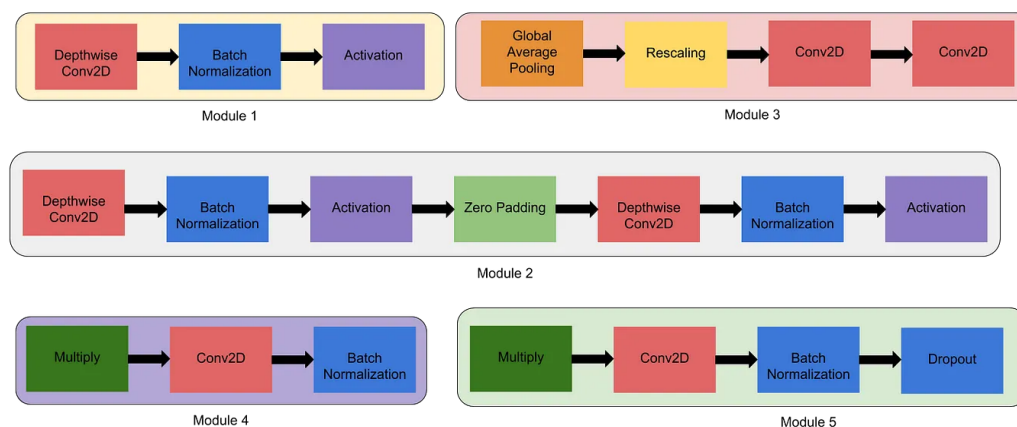


Рисунок 2.4 – Візуалізація модулів архітектури EfficientNet. Джерело: [towardsdatascience.com/complete-architectural-details-of-all-efficientnet-models-5fd5b736142](https://towardsdatascience.com/complete-architectural-details-of-all-efficientnet-models-5fd5b736142)

## 2.2.1 EfficientNetB5

EfficientNetB5 — це одна з найбільших та найпотужніших моделей в сімействі EfficientNet, розроблених компанією Google Brain. Ця модель входить до складу сімейства EfficientNet, що відрізняється високою точністю та ефективністю в різних завданнях машинного навчання.

EfficientNetB5 має загальну кількість параметрів у розмірі 30 мільйонів, що робить її однією з найпотужніших моделей з точністю в класифікації зображень ImageNet. Вона має структуру, яка базується на глибоких та широких мережах. Архітектура моделі використовує спеціальну стратегію масштабування, яка забезпечує збалансовану ефективність та точність при роботі з масштабами даних. Архітектура моделі зображена на рисунку 2.5.

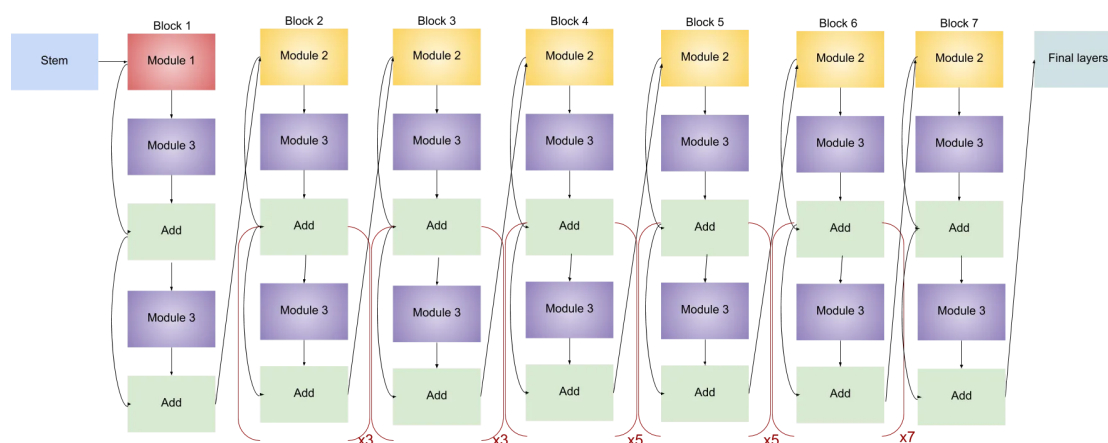


Рисунок 2.5 – Архітектура мережі EfficientNetB5. Джерело:

[towardsdatascience.com/complete-architectural-details-of-all-efficientnet-models-5fd5b736142](https://towardsdatascience.com/complete-architectural-details-of-all-efficientnet-models-5fd5b736142)

За допомогою архітектури EfficientNetB5, модель здатна досягати найвищих результатів у різних задачах машинного навчання, зокрема в класифікації зображень, виявленні облич, виявленні об'єктів та сегментації зображень.

Модель EfficientNetB5 має вхідний розмір зображення 600 x 600 пікселів, що дозволяє працювати з більшими зображеннями та отримувати високу точність. Ця модель використовує адаптивну функцію швидкості навчання та має оптимальний баланс між точністю та ефективністю.

### 2.2.1 EfficientNetB7

EfficientNetB7 — це найбільша модель в сімействі EfficientNet. Вона має 66 мільйонів параметрів, що дозволяє їй краще опрацьовувати певні зображення. Проте у порівнянні з іншими моделями з сімейства EfficientNet, модель EfficientNetB7 хоч і є найпотужнішою, проте вона має деякі недоліки. Наприклад, велика кількість параметрів робить її менш ефективною у роботі з меншими обсягами даних та при обмежених ресурсах обчислювальної машини.

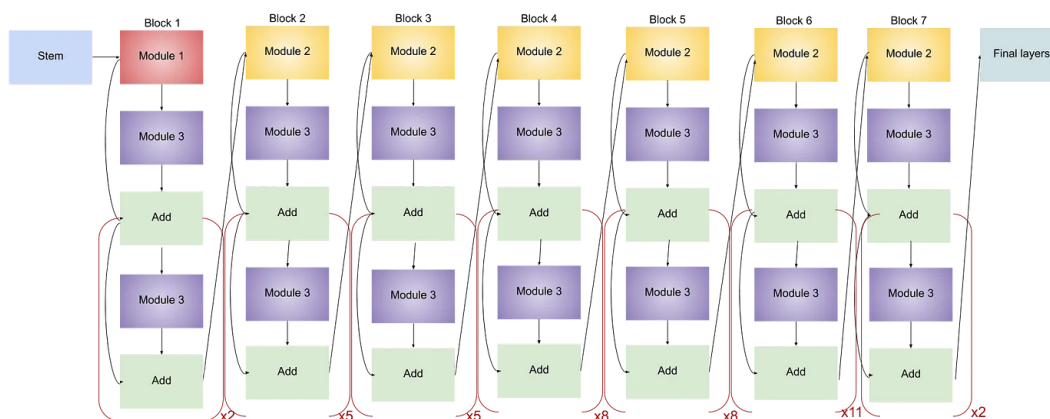


Рисунок 2.6 – Архітектура мережі EfficientNetB7. Джерело:

[towardsdatascience.com/complete-architectural-details-of-all-efficientnet-models-5fd5b736142](https://towardsdatascience.com/complete-architectural-details-of-all-efficientnet-models-5fd5b736142)

## **3 ОПИС ТЕХНОЛОГІЙ ДЛЯ РЕАЛІЗАЦІЇ**

### **3.1 Бібліотеки**

#### **3.1.1 Tensorflow**

TensorFlow — це відкрита бібліотека програмного забезпечення, яка використовується для машинного навчання та розробки штучних нейронних мереж. Вона була розроблена командою Google Brain у 2015 році та з того часу стала однією з найбільш популярних бібліотек у світі.

TensorFlow забезпечує широкий спектр функцій та інструментів для машинного навчання, таких як візуалізація даних, обробка зображень, обробка мови, створення моделей глибокого навчання та багато іншого. TensorFlow також працює з багатьма іншими інструментами машинного навчання та фреймворками, що дозволяє розробникам з легкістю інтегрувати його в свої проекти.

Одна з найбільших переваг TensorFlow полягає в його великій спільноті розробників та дослідників. Ця спільнота забезпечує відкритий доступ до безкоштовних навчальних матеріалів, які допомагають в освоєнні бібліотеки та машинного навчання загалом. Крім того, TensorFlow має багато готових прикладів та моделей, які можна використовувати для власних проектів.

TensorFlow є мультиплатформним і може працювати на різних операційних системах, включаючи Windows, Linux та MacOS. Це також дає можливість розробникам використовувати TensorFlow на різних пристроях, включаючи комп'ютери, сервери та мобільні пристрої.

#### **3.1.2 OpenCV**

OpenCV є однією з найпопулярніших та найширше використовуваних бібліотек для обробки зображень та комп'ютерного зору. Вона була розроблена у 1999 році та стала відкритою бібліотекою з відкритим кодом під ліцензією BSD. OpenCV була розроблена з метою забезпечення простоти використання та високої продуктивності обробки зображень для науковців та інженерів.

Бібліотека OpenCV надає розширені можливості для роботи з зображеннями, такі як завантаження, збереження, обрізка, обробка та аналіз зображень. Вона містить понад 2500 функцій та алгоритмів, що дозволяє розробникам розв'язувати різноманітні задачі комп'ютерного зору, такі як виявлення облич та об'єктів, відстеження об'єктів, сегментація зображень та багато іншого.

Однією з найбільш корисних функцій OpenCV є її здатність працювати з різними типами зображень, включаючи зображення у форматі JPEG, PNG, TIFF та BMP. Крім того, OpenCV має можливості роботи з відеопотоками, зокрема зчитування та запис відео, обробка відео та здійснення потокової передачі даних.

### **3.1.3 NumPy**

NumPy — це бібліотека мови програмування Python, що надає підтримку для обробки багатовимірних масивів і матриць. Вона також включає функції для роботи з лінійної алгебри, трансформацій Фур'є, генерування випадкових чисел, обробки зображень і чисельного аналізу даних. NumPy є однією з основних бібліотек для наукового обчислення в мові Python, і вона часто використовується разом з іншими бібліотеками, такими як SciPy, Matplotlib та Pandas.

Одна з ключових особливостей NumPy — це його здатність працювати з великими об'ємами даних швидко та ефективно. Це досягається завдяки використанню оптимізованої C-подібної кодової бази для обробки масивів, що дозволяє значно прискорити обчислення порівняно з іншими чисто Python-орієнтованими методами. Крім того, NumPy також включає інструменти для роботи з пам'яттю та обчислювальною пропускну здатністю, що дозволяє зберігати ресурси при обробці великих наборів даних.

### **3.1.4 Pandas**

Pandas є однією з найпопулярніших бібліотек для обробки даних в мові програмування Python. Вона дозволяє легко та швидко імпортувати, обробляти та аналізувати великі обсяги даних.

Основна структура даних в Pandas — DataFrame, що дозволяє зберігати дані у вигляді таблиць з рядками та стовпцями. Вона містить у собі вбудовані функції для зчитування та запису даних з файлів різних форматів, таких як CSV, Excel, SQL, та інших. Крім того, бібліотека дозволяє виконувати різноманітні операції з даними, такі як фільтрування, сортування, групування, об'єднання, агрегація, та інші.

Pandas також надає можливість для візуалізації та аналізу даних за допомогою інструментів, таких як Matplotlib та Seaborn. Це дозволяє створювати графіки, діаграми та інші візуальні елементи, що сприяють кращому розумінню даних.

Окрім звичайних операцій з даними, Pandas також має інструменти для роботи з пропущеними даними, обробки текстових даних, роботи з датами та часом, та багато іншого.

### **3.2 Середовище навчання**

Google Colab (або Google Collaboratory) — це безкоштовна онлайн платформа для машинного навчання, що розробляється компанією Google. Цей інструмент забезпечує доступ до середовища Jupyter Notebook без необхідності встановлювати його на власному комп'ютері, оскільки весь процес виконується на серверах Google.

Google Colab пропонує безкоштовне використання обчислювальних ресурсів на віртуальних машинах Google, які дають можливість виконувати задачі з обробки даних, машинного навчання та глибинного навчання без необхідності використовувати власні обчислювальні ресурси.

Крім того, Google Colab має можливості спільної роботи, що дозволяє ділитися робочими записниками з колегами, викладачами або студентами. Також можна імпортувати дані з Google Drive, встановлювати залежності та використовувати інші бібліотеки Python.

Завдяки Google Colab користувачі можуть працювати зі складними задачами машинного навчання, навчати моделі на великих наборах даних, створювати та

тестувати моделі, а також візуалізувати результати. Крім того, Google Colab надає доступ до бібліотек TensorFlow, PyTorch, та інших, які дозволяють створювати складні нейронні мережі.



## 4 РЕЗУЛЬТАТИ ЕКСПЕРИМЕНТІВ

Для навчання моделей було використано набір даних з класифікаціями:

- без захворювання — 3200 зображень;
- глаукома — 616 зображень;
- катаракта — 594 зображення;
- вікова макулярна дегенерація — 551 зображення;
- гіпертензія — 382 зображення;
- короткозорість — 485 зображень;
- діабетична ретинопатія — 3280 зображень.

Кількість зображень без захворювань була нормалізована, таким чином, щоб бути рівною кількості зображень з певним захворюванням. Набори було поділено на 3 частини: 70% — навчальні дані, 15% — дані для валідації, 15% — тестові дані.

### 4.1 Глаукома

Таблиця 4.1 – Результати експериментів для визначення глаукоми

Показник	VGG19	VGG16	EfficientNet B5	EfficientNet B7
Втрати (дані для валідації)	0.65	0.71	0.56	1.03
Точність (дані для валідації)	87.36%	89.56%	81.31%	79.12%
Точність (тестові дані)	90.65%	87.91%	85.74%	79.67%
Влучність (без захворювання)	0.94	0.93	0.97	0.97
Влучність (глаукома)	0.88	0.84	0.78	0.71
Повнота (без захворювання)	0.87	0.83	0.74	0.62
Повнота (глаукома)	0.94	0.93	0.98	35

F1-score (без захворювання)	0.91	0.87	0.84	0.76
F1-score (глаукома)	0.91	0.88	0.87	0.82

## 4.2 Катаракта

Таблиця 4.2 – Результати експериментів для визначення катаракти

Показник	VGG19	VGG16	EfficientNet B5	EfficientNet B7
Втрати (дані для валідації)	0.53	0.34	0.12	0.16
Точність (дані для валідації)	95.48%	96.61%	95.48%	97.17%
Точність (тестові дані)	95.48%	96.60%	97.17%	95.48%
Влучність (без захворювання)	0.98	0.97	0.96	0.95
Влучність (катаракта)	0.94	0.96	0.99	0.96
Повнота (без захворювання)	0.93	0.95	0.99	0.95
Повнота (катаракта)	0.98	0.97	0.96	0.96
F1-score (без захворювання)	0.95	0.96	0.97	0.95
F1-score (катаракта)	0.96	0.96	0.97	0.95

## 4.3 Вікова макулярна дегенерація

Таблиця 4.3 – Результати експериментів для визначення ВМД

Показник	VGG19	VGG16	EfficientNet B5	EfficientNet B7
Втрати (дані для валідації)	0.94	0.61	0.71	0.4

Точність (дані для валідації)	84.93%	90.96%	81.32%	87.34%
Точність (тестові дані)	86.06%	88.48%	83.63%	87.27%
Влучність (без захворювання)	0.88	0.93	0.76	0.89
Влучність (ВМД)	0.84	0.85	0.97	0.86
Повнота (без захворювання)	0.83	0.83	0.98	0.86
Повнота (ВМД)	0.89	0.94	0.70	0.89
F1-score (без захворювання)	0.86	0.88	0.86	0.87
F1-score (ВМД)	0.86	0.89	0.81	0.87

#### 4.4 Гіпертензія

Таблиця 4.4 – Результати експериментів для визначення гіпертензії

Показник	VGG19	VGG16	EfficientNet B5	EfficientNet B7
Втрати (дані для валідації)	1.58	0.71	0.59	0.81
Точність (дані для валідації)	80.90%	84.54%	76.36%	80.90%
Точність (тестові дані)	80.00%	82.72%	81.81%	77.27%
Влучність (без захворювання)	0.77	0.83	0.90	0.91
Влучність (гіпертензія)	0.82	0.82	0.77	0.72
Повнота (без захворювання)	0.80	0.78	0.69	0.57
Повнота (гіпертензія)	0.80	0.86	0.93	0.95
F1-score (без захворювання)	0.79	0.81	0.78	0.70

F1-score (гіпертензія)	0.81	0.84	0.85	0.82
------------------------	------	------	------	------

#### 4.5 Короткозорість

Таблиця 4.5 – Результати експериментів для визначення короткозорості

Показник	VGG19	VGG16	EfficientNet B5	EfficientNet B7
Втрати (дані для валідації)	0.22	0.08	0.15	0.20
Точність (дані для валідації)	98.57%	97.85%	98.57%	97.85%
Точність (тестові дані)	99.28%	98.56%	99.28%	98.56%
Влучність (без захворювання)	0.98	0.98	0.98	0.97
Влучність (короткозорість)	1.00	0.99	1.00	1.00
Повнота (без захворювання)	1.00	0.98	1.00	1.00
Повнота (короткозорість)	0.99	0.99	0.99	0.97
F1-score (без захворювання)	0.99	0.98	0.99	0.98
F1-score (короткозорість)	0.99	0.99	0.99	0.99

#### 4.6 Діабетична ретинопатія

Таблиця 4.6 – Результати експериментів для визначення діабетичної ретинопатії

Показник	VGG19	VGG16	EfficientNet B5	EfficientNet B7
Втрати (дані для валідації)	2.13	1.51	1.57	0.66
Точність (дані для валідації)	79.81%	85.09%	62.00%	77.12%

Точність (тестові дані)	79.91%	84.57%	62.28%	76.60%
Влучність (без захворювання)	0.83	0.85	0.94	0.78
Влучність (діабетична ретинопатія)	0.78	0.85	0.59	0.76
Повнота (без захворювання)	0.74	0.83	0.28	0.73
Повнота (діабетична ретинопатія)	0.86	0.86	0.98	0.80
F1-score (без захворювання)	0.78	0.84	0.43	0.75
F1-score (діабетична ретинопатія)	0.81	0.85	0.74	0.78

## **5 РОЗРОБКА ІНТЕРФЕЙСУ СИСТЕМИ**

### **5.1 Використанні технології**

#### **5.1.1 HTML**

HTML, або HyperText Markup Language, є основною мовою розмітки для сторінок у мережі інтернет. HTML визначає елементи та їх взаємодію, визначаючи заголовки, параграфи, посилання та інші складові веб-сторінок.

Однією з основних переваг HTML є його надзвичайна простота, яка дозволяє створювати веб-документи, зберігаючи чітку структуру та доступність для інтернет-користувачів. HTML використовується як основна мова для побудови веб-сторінок, що робить його ключовим елементом для розробників та дизайнерів веб-інтерфейсів. Завдяки стандартам інтернету, HTML забезпечує сумісність відображення вмісту в різних браузерах, роблячи його важливим інструментом у світі сучасної інформаційної технології.

#### **5.1.2 Bootstrap**

Фреймворк, базований на HTML, CSS і JavaScript, спрощує створення адаптивних та естетично збалансованих веб-сайтів. Bootstrap надає широкий набір готових компонентів, таких як навігаційні панелі, кнопки та форми, сприяючи ефективній розробці і забезпечуючи єдність в оформленні.

Його сучасна архітектура дозволяє розробникам швидко впроваджувати та модифікувати елементи інтерфейсу, забезпечуючи гармонійний вигляд і функціональність веб-додатків. Bootstrap активно використовується в галузі веб-розробки для створення ресурсів, що відповідають сучасним вимогам щодо адаптивності та ергономіки. Його поширеність та відкритість роблять Bootstrap ключовим інструментом у веб-середовищі, сприяючи розвитку та вдосконаленню веб-технологій.

#### **5.1.3 Flask**

Flask – мікрофреймворк для розробки веб-додатків, виступає важливим елементом сучасної програмної інженерії. Орієнтований на простоту та

лаконічність, Flask забезпечує ефективний механізм створення веб-додатків мовою програмування Python. Його модульна структура дозволяє розробникам вибирати та впроваджувати необхідні компоненти, що сприяє гнучкості та розширюваності кодової бази.

Flask підтримує реалізацію веб-додатків за принципом Model-View-Controller (MVC), що сприяє структурованості та читабельності коду. Його легкість у використанні та відсутність надмірних абстракцій роблять його ідеальним вибором для розробників, що розробляють веб-проекти. Flask активно використовується у наукових та технічних галузях для створення високоефективних та надійних веб-додатків, сприяючи прогресу в області програмної інженерії.

## **5.2 Результати розробки інтерфейсу**

Створення інтерфейсу для системи за допомогою технологій, таких як HTML, Bootstrap і Flask, виявляється вельми ефективним, забезпечуючи зручність взаємодії з користувачем та високу функціональність. HTML визначає структуру сторінки, а Bootstrap додає естетичний дизайн та адаптивність, забезпечуючи оптимальний вигляд інтерфейсу на різних пристроях. Flask використовується для реалізації серверної логіки, обробки завантажених зображень та обчислення результатів системи.

Користувач має можливість легко завантажувати зображення через інтерфейс. Після завантаження зображення відбувається його попередній перегляд, а результати обрахунків системи можуть бути надані у зручному та зрозумілому форматі через інтерфейс користувача.

Ця інтеграція технологій сприяє ефективній взаємодії з системою, надаючи користувачу не лише можливість взаємодії з системою, а й забезпечуючи високий рівень зручності та візуальної привабливості веб-інтерфейсу. Результати розробки інтерфейсу можна переглянути на рисунку 5.1.

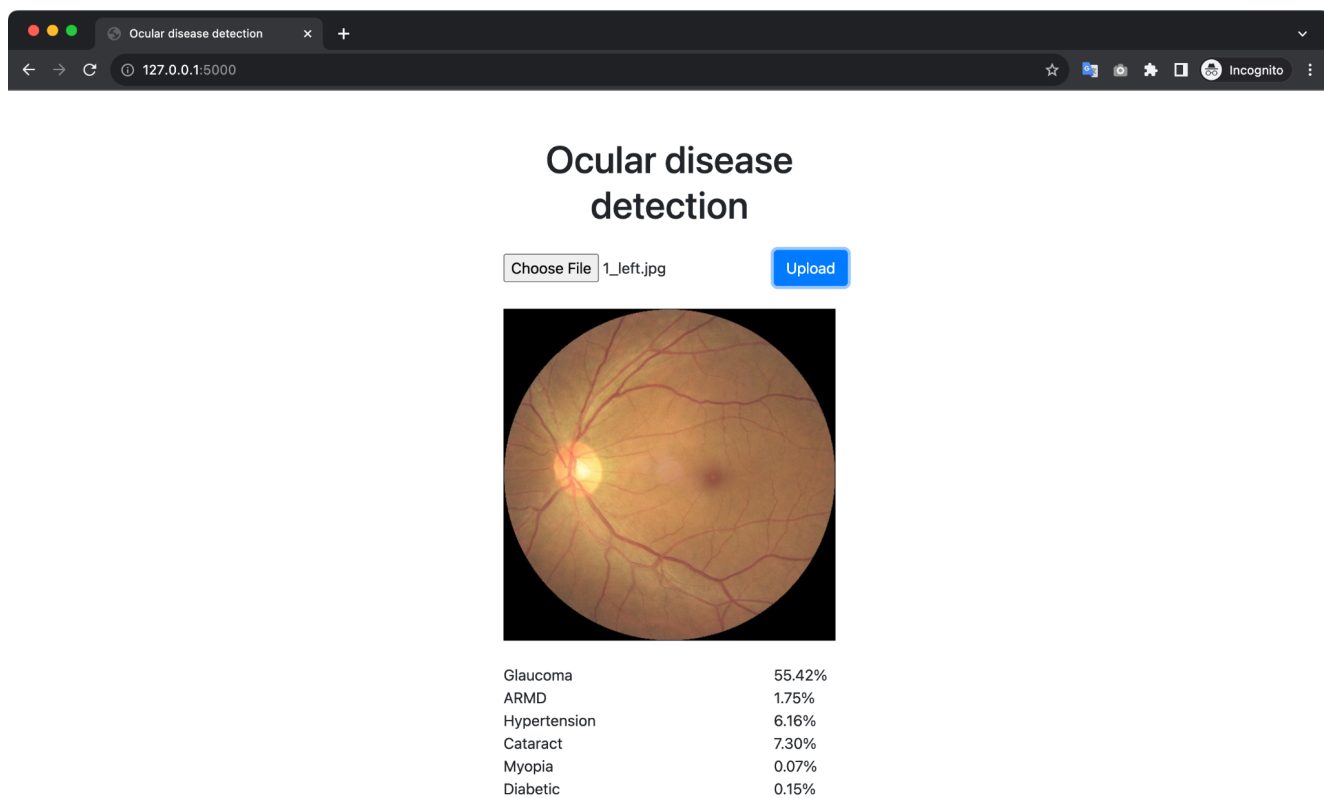


Рисунок 5.1 – Интерфейс системы



## ВИСНОВКИ

В результаті роботи було досліджено використання нейронних мереж для діагностики офтальмологічних захворювань, зокрема глаукоми, катаракти, дегенерації, гіпертензії та короткозорості. Для реалізації цієї задачі було використано технології глибинного навчання, зокрема згорткові нейронні мережі. Під час експериментів було використано набір даних зі зображеннями та клінічними даними пацієнтів, які мали певні офтальмологічні захворювання.

Було отримано результати, які свідчать про високу ефективність нейронних мереж у діагностиці захворювань. Серед чотирьох моделей, модель VGG19 показала найвищу точність для діагностування: глаукоми — 90.65% та короткозорості — 99.28%. Модель VGG16 показала найвищу точність для діагностування вікової макулярної дегенерації — 88.48%, гіпертензії — 82.72% та діабетичної ретинопатії — 84.57%. Модель EfficientNetB5 мала найвищу точність діагностування катаракти — 97.17% та короткозорості — 99.28%. Модель EfficientNetB7 не мала найвищої точності для жодного захворювання. Застосування згорткових нейронних мереж дозволило виявляти захворювання на різних етапах розвитку та класифікувати їх з високою точністю.

У результаті розробки веб-інтерфейсу системи з використанням технологій HTML, Bootstrap і Flask було досягнуто високої ефективності та зручності взаємодії з користувачем. За допомогою HTML була створена структура інтерфейсу, Bootstrap — використано для створення сучасного та адаптивного дизайну, а Flask дозволив реалізувати ефективну серверну логіку для обробки зображень та відображення результатів.

У підсумку, результати цього дослідження свідчать про великий потенціал використання технологій глибинного навчання для діагностики та класифікації офтальмологічних захворювань. Такі методи можуть допомогти покращити якість та ефективність діагностики, а також зменшити час, що потрібний для проведення діагностичних процедур.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Eye care, vision impairment and blindness [Електронний ресурс]. — <https://www.who.int/health-topics/blindness-and-vision-loss>.
2. Glaucoma [Електронний ресурс]. — <https://www.nei.nih.gov/learn-about-eye-health/eye-conditions-and-diseases/glaucoma>.
3. Cataracts [Електронний ресурс]. — <https://www.nei.nih.gov/learn-about-eye-health/eye-conditions-and-diseases/cataracts>.
4. Age-Related Macular Degeneration (AMD) [Електронний ресурс]. — <https://www.nei.nih.gov/learn-about-eye-health/eye-conditions-and-diseases/age-related-macular-degeneration>.
5. What Is Ocular Hypertension? [Електронний ресурс]. — <https://www.aao.org/eye-health/diseases/what-is-ocular-hypertension>.
6. Diabetic Retinopathy [Електронний ресурс]. — <https://www.nei.nih.gov/learn-about-eye-health/eye-conditions-and-diseases/diabetic-retinopathy>.
7. Myopia [Електронний ресурс]. — <https://eyewiki.aao.org/Myopia>.
8. Immediate, Fully-automated, On-site Diabetic Retinopathy Screening [Електронний ресурс]. — <https://www.eyenuk.com/en/products/eyeart/>.
9. Introduction to VGG16 | What is VGG16? [Електронний ресурс]. — <https://www.mygreatlearning.com/blog/introduction-to-vgg16/>.
10. Complete Architectural Details of all EfficientNet Models [Електронний ресурс]. — <https://towardsdatascience.com/complete-architectural-details-of-all-efficientnet-models-5fd5b736142>.
11. TensorFlow [Електронний ресурс]. — <https://en.wikipedia.org/wiki/TensorFlow>.
12. OpenCV [Електронний ресурс]. — <https://en.wikipedia.org/wiki/OpenCV>.
13. NumPy [Електронний ресурс]. — <https://en.wikipedia.org/wiki/NumPy>.

14. Pandas [Электронный ресурс]. —  
[https://en.wikipedia.org/wiki/Pandas\\_\(software\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Pandas_(software)).
15. Colaboratory [Электронный ресурс]. —  
<https://research.google.com/colaboratory/faq.html>.
16. Ocular Disease Recognition [Электронный ресурс]. —  
<https://www.kaggle.com/datasets/andrewmvd/ocular-disease-recognition-odir5k>.