

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ комп'ютерних наук _____
 Кафедра _____ програмної інженерії _____
 Рівень вищої освіти _____ другий (магістерський) _____
 Спеціальність _____ 121 – Інженерія програмного забезпечення _____
 Тип програми _____ освітньо-наукова програма _____
 Освітня програма _____ Інженерія програмного забезпечення _____
 (шифр і назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____

(підпис)

«____» _____ 2024 р.

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

студентові _____ Щербаню Ярославу Юрійовичу _____
 (прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи «Дослідження моделей виявлення саркоїдозу легенів»
 Затверджена наказом по університету від 29.03. 2024р. № 250 Ст
2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 11.06.2024
3. Вихідні дані до роботи розробка та порівняльний аналіз ефективності моделей ШІ для виявлення саркоїдозу легень на КТ-знімках
4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі
огляд існуючих методів та алгоритмів для виявлення саркоїдозу легень на КТ-знімках, обґрунтування вибору CNN, ResNet, RNN та моделі Ultralytics для дослідження, методи нормалізації та аугментації КТ-знімків для покращення навчання моделей, детальний опис параметрів та алгоритмів, що використовуються для навчання кожної моделі, порівняння моделей за метриками точності, чутливості, специфічності, прецизії та F1-score, аналіз інтерпретованості результатів моделей та їх застосовність в клінічній практиці, оцінка можливих обмежень, з якими можна зіштовхнутись в процесі дослідження, пропозиції щодо напрямків майбутніх досліджень у цій галузі

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз літератури та формулювання теоретичної бази	02.10 – 04.11.23	<i>виконано</i>
2	Збір та попередня обробка даних	05.11 – 24.11.23	<i>виконано</i>
3	Вибір та налаштування моделей штучного інтелекту	28.11 – 02.02.24	<i>виконано</i>
4	Навчання моделей та тестування	03.02 – 10.02.24	<i>виконано</i>
5	Порівняльний аналіз результатів	11.02 – 18.02.24	<i>виконано</i>
6	Інтерпретація результатів та формулювання висновків	20.02 – 08.03.24	<i>виконано</i>
7	Написання та оформлення статті та тез доповіді	10.03 – 23.04.24	<i>виконано</i>
8	Підготовка пояснювальної записки	05.05 – 05.06.24	<i>виконано</i>
9	Підготовка презентації та доповіді	06.06 – 09.06.24	<i>виконано</i>
10	Нормоконтроль	11.06.2024	<i>виконано</i>
11	Рецензування	16.06.2024	<i>виконано</i>
12	Занесення диплома в електронний архів	18.06.2024	<i>виконано</i>
13	Попередній захист	18.06.2024	<i>виконано</i>
14	Допуск до захисту у зав. кафедри	19.06.2024	<i>виконано</i>

Дата видачі завдання 01 жовтня 2023р.

Студент _____
(підпис)

Щербань Я. Ю. _____

Керівник роботи _____
(підпис)

проф. Смеляков К. С. _____
(посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ / ABSTRACT

Пояснювальна записка містить: 71 с., 4 рис., 7 табл., 24 джерела.

АВТОМАТИЗОВАНА ДІАГНОСТИКА, ГЛИБОКЕ НАВЧАННЯ, КОМП'ЮТЕРНО-ТОМОГРАФІЧНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ, МОДЕЛІ ВИЯВЛЕННЯ, НЕЙРОМЕРЕЖІ, CNN, CT-SARCOIDOSIS, FASTER R-CNN, YOLO.

Об'єктом дослідження є зображення легенів, отримані за допомогою комп'ютерно-томографічних (СТ) досліджень, що містять інформацію про структуру та стан органу. Мета дослідження полягає в розробці та оптимізації моделей глибокого навчання для виявлення саркоїдозу на зображеннях легенів, отриманих за допомогою комп'ютерно-томографічних (СТ) досліджень, зокрема - в створенні ефективного інструменту для автоматизованого та точного діагностування саркоїдозу на ранніх стадіях захворювання.

Метод рішення включає в себе використання технологій глибокого навчання, зокрема моделей Convolutional Neural Networks (CNN) та інших сучасних архітектур, спеціально розроблених для задач виявлення об'єктів на зображеннях.

Результатом проведеного дослідження буде розробка та оптимізація моделей глибокого навчання для виявлення саркоїдозу на зображеннях легенів. Для цього буде використано сучасні архітектури CNN, такі як YOLO та Faster R-CNN, на основі великого та репрезентативного набору даних CT-SARCOIDOSIS, що дозволить досягти високої точності та чутливості у виявленні патологій.

AUTOMATED DIAGNOSTICS, CNN, COMPUTED TOMOGRAPHY RESEARCH, CT-SARCOIDOSIS, DEEP LEARNING, DETECTION MODELS, FASTER R-CNN, NEURAL NETWORKS, YOLO.

The object of the research is lung images obtained through computer tomography (CT) scans, containing information about the structure and condition of the organ. The

aim of the study is to develop and optimize deep learning models for detecting sarcoidosis in lung images obtained through computer tomography (CT) scans, particularly focusing on creating an effective tool for automated and accurate diagnosis of sarcoidosis at early stages of the disease.

The method of solution involves the use of deep learning technologies, including Convolutional Neural Networks (CNN) models and other modern architectures specifically designed for object detection tasks in images.

The outcome of the research will be the development and optimization of deep learning models for detecting sarcoidosis in lung images. This will involve utilizing modern CNN architectures such as YOLO and Faster R-CNN, based on a large and representative dataset CT-SARCOIDOSIS, enabling high accuracy and sensitivity in detecting pathologies.

Я, Щербань Ярослав Юрійович, студент гр. ПЗм-22-1, здобувач вищої освіти на другому (магістерському) рівні кафедри «Програмна інженерія», заявляю: моя кваліфікаційна робота на тему «Дослідження моделей виявлення саркоїдозу легенів», що буде представлена в екзаменаційну комісію для публічного захисту, виконана самостійно, в ній не містяться елементи плагіату і вона може бути опублікована в електронному архіві відкритого доступу EIArKhNURE. Всі запозичення з друкованих та електронних джерел мають відповідні посилання.

Я ознайомлений з діючим положенням «Про протидію академічному плагіату в ХНУРЕ», згідно з яким виявлення плагіату є підставою для відмови в допуску кваліфікаційної роботи до захисту та застосування дисциплінарних заходів.

ЗМІСТ

Перелік скорочень	8
Вступ.....	9
1 Аналіз предметної галузі	10
1.1 Аналіз предметної галузі дослідження.....	10
1.2 Актуальність проблеми	11
1.3 Мета та завдання дослідження	12
1.4 Об'єкт та предмет дослідження	13
1.5 Наукова новизна	13
1.6 Практична значущість	13
1.7 Порівняльний аналіз видів медичних знімків.....	13
1.8 Постановка задачі.....	19
2 Методи вирішення проблеми	20
2.1 Методи для пошуку об'єктів на зображенні.....	20
2.2 Нейромережі для класифікації зображення	23
2.3 Двоступеневі детектори.....	26
2.4 Одноступеневі детектори.....	27
2.5 Метрики якості	28
2.6 Технології та засоби.....	32
2.7 Дослідження наборів даних	33
2.8 Робота з форматом dicom.....	36
3 Опис архітектури програмного забезпечення.....	37
3.1 Опис компонентів архітектури	38
4 Результати та порівняльний аналіз	37
5 Висновки.....	44
Перелік джерел посилання	45
Додаток А	48

	7
Додаток Б.....	49
Додаток В.....	50
Додаток Г.....	67
Додаток Д.....	71

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ

CNN - Convolutional Neural Network

CT - Computed Tomography

RNN - Recurrent Neural Network

SSD - Single Shot MultiBox Detector

ORB - Oriented FAST and Rotated BRIEF

SIFT - Scale-Invariant Feature Transform

SURF - Speeded Up Robust Features

HOG - Histogram of Oriented Gradients

RPN - Region Proposal Network

ВСТУП

Сучасні досягнення в області комп'ютерного зору та глибокого навчання розкривають нові перспективи для використання технологій штучного інтелекту в медичній сфері. Однією з актуальних проблем є ефективне виявлення захворювань легенів на ранніх стадіях, зокрема саркоїдозу, який може мати різноманітні прояви та потребує точного та швидкого діагностування.

Це дослідження присвячено розробці та оптимізації моделей глибокого навчання для виявлення саркоїдозу на зображеннях легенів. Використання сучасних архітектур, таких як Convolutional Neural Networks (CNN), YOLO та Faster R-CNN, підкреслює перспективи використання глибокого навчання у медичних дослідженнях.

Ця робота базується на використанні великого та репрезентативного набору даних CT-SARCOIDOSIS, що дозволяє навчати та тестувати моделі на клінічних зображеннях легенів реальних пацієнтів. Використання цього набору даних розширює можливості моделей узагальнення отриманих знань на широкий спектр клінічних випадків.

Цільовим завданням дослідження є створення ефективного та автоматизованого інструменту для раннього виявлення саркоїдозу, що дозволить покращити швидкість та точність діагностики. Впровадження таких технологій може стати значущим внеском у сучасну медичну практику, сприяючи підвищенню рівня медичної допомоги та покращенню результатів лікування пацієнтів.

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ГАЛУЗІ

1.1 Аналіз предметної галузі дослідження

Актуальність дослідження визначається високим рівнем медичних викликів, пов'язаних із саркоїдозом легенів, та необхідністю покращення точності та швидкості його діагностики. Саркоїдоз легенів є системним захворюванням, що вимагає ранньої діагностики для ефективного лікування та управління пацієнтами [1].

Провідні проблеми в галузі:

- затримка у діагностиці: існує проблема затримки у виявленні саркоїдозу легенів через складність клінічної карти та неоднорідність симптомів, що може призвести до затримки у лікуванні;
- потреба в індивідуалізованому підході: пацієнти реагують по-різному на терапію, існує необхідність в індивідуалізованому підході до діагностики та лікування саркоїдозу;
- обмеженість традиційних методів: традиційні методи діагностики (рентгенографія, біопсія) можуть бути обмеженими в ефективності та зручності для широкого застосування.

Потенційні переваги використання нейромереж у діагностиці саркоїдозу легенів:

- автоматизація та швидкість: використання нейромереж, зокрема моделей, які вдосконалюють технології виявлення, може значно підвищити швидкість діагностики та зменшити час очікування результатів;
- точність та чутливість: нейромережі можуть виявляти субтільні ознаки та патерни, що допомагають покращити точність та чутливість діагностики саркоїдозу легенів;
- індивідуалізація: застосування моделей машинного навчання може дозволити створювати індивідуалізовані підходи до діагностики та лікування, враховуючи унікальні характеристики кожного пацієнта.

Тенденції в розвитку діагностики:

- використання зображень високої роздільності: застосування технологій зображень високої роздільності та медичного зору для отримання деталізованої інформації;
- інтеграція Зібраних Даних: збільшення ролі інтеграції клінічних, генетичних та інших типів даних для створення комплексних моделей;
- мобільні технології: використання мобільних технологій для зручного та швидкого доступу до діагностичних сервісів та підтримки дистанційної медицини.

Аналіз предметної області підтверджує необхідність розвитку нових методів діагностики саркоїдозу легенів. Використання нейромереж може стати перспективним напрямком, сприяючи покращенню швидкості, точності та індивідуалізації процесу діагностики цього захворювання.

1.2 Актуальність проблеми

Актуальність проблеми виявлення саркоїдозу легенів через моделі штучного інтелекту може бути визначена з кількох аспектів [2]:

- складність діагностики: саркоїдоз легенів часто має різноманітні та неспецифічні симптоми, що може призводити до затримки встановлення діагнозу. Розробка точних та швидких методів діагностики може значно покращити клінічне управління цим захворюванням;
- потенційна агресивність саркоїдозу: в разі затримки діагностики та лікування саркоїдоз може призвести до прогресування захворювання та розвитку ускладнень, таких як фіброз легень. Ефективні методи виявлення дозволяють розпочати лікування на ранніх стадіях;
- неоднорідність клінічних проявів: існує велика варіабельність у клінічних проявах саркоїдозу, що ускладнює виявлення захворювання традиційними методами. Моделі штучного інтелекту можуть виявити неочевидні зв'язки та патерни, що полегшить діагностику;
- зростання кількості захворювань: за останні роки спостерігається збільшення випадків саркоїдозу легенів, що може бути пов'язане з рядом

факторів, включаючи зміни в стилі життя та навколишньому середовищі. Актуальність проблеми збільшується зростанням частоти виникнення захворювання;

- потреба в інноваціях у медицині: використання штучного інтелекту в медичинських дослідженнях та діагностиці є однією з перспективних областей. Розробка та вдосконалення моделей виявлення саркоїдозу може внести вагомий внесок у розвиток цієї напрямку.

Таким чином, актуальність проблеми полягає в необхідності покращення методів діагностики саркоїдозу легенів, що може бути досягнуто за допомогою передових технологій штучного інтелекту.

1.3 Мета та завдання дослідження

Метою дослідження є розробка та оцінка моделей виявлення саркоїдозу легенів з використанням штучного інтелекту для поліпшення точності та швидкості діагностики, а також для надання додаткових підстав для індивідуалізованого лікування та прогнозування ходу захворювання.

Завдання дослідження [3]:

- а) аналіз літературних джерел та існуючих методів діагностики саркоїдозу легенів:
 - 1) ретельний огляд наукової літератури для визначення основних методів діагностики та їх обмежень;
 - 2) аналіз результатів попередніх досліджень у сфері застосування штучного інтелекту в медицині;
- б) підготовка та обробка клінічних даних:
 - 1) збір та підготовка клінічних даних пацієнтів з діагнозом саркоїдозу легенів;
 - 2) обробка та нормалізація даних для використання у моделях машинного навчання;
- в) вибір та реалізація моделей машинного навчання:

- 1) вибір оптимальних алгоритмів та архітектур для моделей виявлення саркоїдозу;
 - 2) реалізація моделей та їх тренування на підготовлених даних;
- г) оцінка ефективності моделей:
- 1) визначення точності, чутливості та специфічності розроблених моделей;
 - 2) порівняння результатів з існуючими методами діагностики;
- д) аналіз інтерпретованості моделей:
- 1) вивчення внутрішньої логіки та обґрунтування прийнятих рішень моделей;
 - 2) визначення вагомості окремих ознак у процесі класифікації;
- е) розробка рекомендацій для клінічного використання:
- 1) формулювання рекомендацій для лікарів з використанням розроблених моделей у практиці діагностики та прогнозування;
- ж) дисемінація результатів:
- 1) підготовка наукових публікацій та презентацій для конференцій та журналів;
 - 2) розповсюдження отриманих знань серед медичної громадськості та інших зацікавлених сторін.

Ці завдання дозволять досягти поставленої мети, а саме – розробити ефективні моделі виявлення саркоїдозу легенів на основі штучного інтелекту для подальшого впровадження в клінічну практику.

1.4 Об'єкт та предмет дослідження

1.4.1 Об'єкт дослідження

Об'єктом дослідження є процес виявлення саркоїдозу легенів у хворих пацієнтів, включаючи розробку та впровадження моделей машинного навчання для автоматизованої та точної діагностики захворювання.

1.4.2 Предмет дослідження

Предметом дослідження є методи та моделі штучного інтелекту, спрямовані на виявлення саркоїдозу легенів на ранніх етапах розвитку. Основний акцент здійснюється на вдосконаленні процесу діагностики, враховуючи різноманіття клінічних проявів та складність ідентифікації хвороби традиційними методами.

Предметом також є клінічні дані пацієнтів, які становлять основу для навчання та валідації моделей. Це включає клінічні ознаки, інструментальні дослідження, та інші характеристики, необхідні для комплексного аналізу та визначення ймовірності наявності саркоїдозу.

Дослідження фокусується на створенні та вдосконаленні моделей, що базуються на методах машинного навчання, для автоматизованої та об'єктивної оцінки ймовірності наявності саркоїдозу легенів.

1.5 Наукова новизна

Наукова новизна представленої дослідницької роботи розкривається через використання передових підходів у сфері штучного інтелекту та машинного навчання для діагностики саркоїдозу легенів [4]. Досягнення в цьому напрямку включають у себе не лише розробку та вдосконалення алгоритмів нейромереж, а й їхню оптимізацію для врахування унікальних особливостей клінічних даних, пов'язаних із саркоїдозом.

Зокрема, використання передбачуваних анкорів та регіонального обласного пулінгу впливає на здатність моделі ефективно виявляти та локалізувати субтільні ознаки захворювання на зображеннях легенів. Ці техніки дозволяють нейромережі адаптуватися до різних розмірів об'єктів та деталізувати області інтересу.

Крім того, впровадження індивідуалізованих підходів до діагностики є важливим аспектом наукової новизни. Моделі можуть бути підтримані інтеграцією клінічних та генетичних даних, що дозволяє розробляти персоналізовані стратегії для кожного пацієнта.

Такий підхід не лише покращує швидкість та точність діагностики, а й сприяє вдосконаленню загальної якості лікування та управління пацієнтами з саркоїдозом легенів. Така інноваційна наукова робота визначається своєю здатністю до ефективного розв'язання актуальних клінічних викликів у сфері респіраторної медицини.

1.6. Практична значущість

Роль в медичній практиці є практично значущим у забезпеченні реальних переваг для медичної галузі, зокрема для діагностики саркоїдозу легенів [5].

Впровадження розроблених моделей виявлення саркоїдозу дозволить значно прискорити процес діагностики, зменшуючи час очікування результатів для пацієнтів та надаючи медичному персоналу можливість приймати швидкі та інформовані рішення.

Застосування передових технологій машинного навчання сприятиме покращенню точності та надійності діагностики саркоїдозу легенів. Це дозволяє уникнути помилкових діагнозів та запропонувати належне лікування.

Розроблені моделі дозволять створювати індивідуалізовані стратегії діагностики та лікування, що враховують унікальні характеристики кожного пацієнта. Це підвищить ефективність лікування та сприятиме покращенню результатів у пацієнтів.

Сприяння медичній практиці:

- підтримка прийняття рішень: моделі виявлення саркоїдозу легенів стануть важливим інструментом для медичних фахівців, допомагаючи їм приймати обґрунтовані та швидкі рішення щодо діагностики та подальшого лікування;
- можливості дистанційної медицини: розвиток автоматизованих систем діагностики сприятиме розширенню можливостей дистанційної медицини, дозволяючи здійснювати консультації та надавати допомогу пацієнтам на відстані.

Суспільне значення:

- збільшення якості життя пацієнтів: покращена діагностика сприятиме ранньому виявленню саркоїдозу, що може позитивно вплинути на результати лікування та збільшити якість життя пацієнтів;
- зменшення медичного навантаження: ефективна діагностика сприятиме зменшенню тиску на медичну систему, забезпечуючи оптимальне використання ресурсів та зменшуючи навантаження на медичних працівників.

В цілому, дослідження не лише спрямоване на покращення процесів діагностики саркоїдозу легенів, а й має практичну важливість через свій потенційний вплив на медичну практику та якість життя пацієнтів.

1.7 Порівняльний аналіз видів медичних знімків

Діагностика саркоїдозу вимагає точного та детального зображення легеневої тканини для виявлення гранульом та інших патологічних змін. Різні методи візуалізації, такі як рентгенографія (рентген), магнітно-резонансна томографія (МРТ), ультразвукове дослідження (УЗД), та позитронно-емісійна томографія (ПЕТ), мають свої унікальні переваги та обмеження. У цьому розділі ми розглянемо ці методи та пояснимо, чому для цього дослідження були вибрані саме КТ-знімки.

Рентгенографія (Рентген)

- Переваги:
 - Широко доступна і відносно дешева.
 - Швидке отримання знімків.
- Недоліки:
 - Низька роздільна здатність порівняно з КТ та МРТ.
 - Труднощі у виявленні дрібних або тонких змін у легенях.
 - Обмежена здатність візуалізувати тривимірні структури.

Магнітно-резонансна томографія (МРТ)

- Переваги:
 - Відсутність іонізуючого випромінювання.
 - Висока роздільна здатність м'яких тканин.
- Недоліки:
 - Довший час обстеження порівняно з КТ.
 - Висока вартість та обмежена доступність.
 - Обмежена здатність візуалізувати легеневі структури з високою роздільною здатністю.

Ультразвукове дослідження (УЗД)

- Переваги:
 - Безпечний метод без використання іонізуючого випромінювання. Відносно недороге та доступне обстеження.
- Недоліки:
 - Обмежена здатність візуалізувати легені через повітряні простори.
 - Не підходить для детальної оцінки внутрішньолегеневих структур.

Позитронно-емісійна томографія (ПЕТ)

- Переваги:
 - Висока чутливість у виявленні метаболічної активності та запалення. Можливість комбінації з КТ для покращення анатомічної візуалізації.

- Недоліки:
 - Висока вартість та обмежена доступність.
 - Використання радіоактивних ізотопів.

Комп'ютерна томографія (КТ)

- Переваги:
 - Висока роздільна здатність і деталізація зображень.
 - Можливість створення тривимірних реконструкцій легеневої тканини. Швидкість обстеження, що підходить для невідкладних станів.
- Недоліки:
 - Використання іонізуючого випромінювання.
 - Відносно висока вартість порівняно з рентгенографією.

Для дослідження автоматизації виявлення саркоїдозу за допомогою штучного інтелекту були обрані саме КТ-знімки через кілька ключових причин:

1. Висока роздільна здатність: КТ-знімки дозволяють отримувати детальні зображення легеневої тканини, що є критичним для виявлення дрібних гранульом та інших аномалій, характерних для саркоїдозу.
2. Тривимірна візуалізація: КТ забезпечує тривимірну реконструкцію легенів, що дозволяє більш точно локалізувати та оцінити поширеність патологічних змін.
3. Стандартизація: КТ-знімки легше стандартизувати для алгоритмів машинного навчання, що сприяє більш точній та надійній автоматичній інтерпретації.

4. Широка використаність: КТ широко використовується в клінічній практиці для діагностики легеневих захворювань, що робить результати дослідження більш релевантними для практичного застосування.

Таким чином, КТ-знімки були обрані для цього дослідження завдяки їх високій роздільній здатності, здатності до тривимірної візуалізації та широкій використаності у клінічній практиці. Це дозволяє максимально ефективно використовувати алгоритми штучного інтелекту для автоматизації діагностики саркоїдозу, що може значно покращити точність та швидкість діагностичних процесів.

1.8 Постановка задачі

Метою даного дослідження є розробка та оцінка ефективності моделей штучного інтелекту для автоматизованого виявлення і класифікації уражень пухлинного саркоїдозу на КТ-зображеннях. Зокрема, дослідження спрямоване на:

1. Вивчення застосування різних моделей ШІ, таких як згорткові нейронні мережі (CNNs), резидуальні мережі (ResNets), рекурентні нейронні мережі (RNNs) та моделі Ultralytics.

Проведення порівняльного аналізу ефективності цих моделей у виявленні і класифікації уражень пухлинного саркоїдозу.

2 МЕТОДИ ВИРІШЕННЯ ПРОБЛЕМИ

2.1 Методи для пошуку об'єктів на зображенні

Існує безліч методів для пошуку об'єктів на зображенні, і вони можуть варіюватися за складністю та ефективністю в залежності від завдання та контексту застосування [6].

Методи на основі виокремлення ознак (див. табл. 2.1).

Таблиця 2.1 – Методи на основі виокремлення

Метод	Опис	Переваги	Недоліки
Каскади класифікаторів Віоли-Джонса	Використовуються ансамблі класифікаторів для виявлення об'єктів на основі особливостей зображень.	- Висока швидкодія і ефективність у реальному часі.	- Вразливі до змін в освітленні та орієнтації об'єктів.
Метод гістограм орієнтованих градієнтів (HOG)	Визначає градієнти як ознаки та використовує їх для виявлення об'єктів.	- Ефективний для виявлення об'єктів, що мають чіткі контури.	- Може бути менш ефективним у випадках об'єктів із змішаною текстурою.
SURF (Speeded-Up Robust Features)	Використовує локальні точки та їх дескриптори для виявлення об'єктів.	- Інваріантність до змін масштабу та повороту.	- Заборонено в комерційних програмах через патентні обмеження.

--	--	--	--

Кінець таблиці 2.1

Метод	Опис	Переваги	Недоліки
SIFT (Scale-Invariant Feature Transform)	Виявляє та описує локальні екстремуми на основі інтенсивності зображення.	- Інваріантність до масштабу, повороту та освітлення.	- Вимагає багато обчислювальних ресурсів та може бути повільним.
ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF)	Використовує швидкий детектор особливостей та метод коротких бінарних дескрипторів.	- Ефективний у виявленні об'єктів при обмежених ресурсах.	- Може бути менш точним у порівнянні із SIFT або SURF.

Методи на основі глибокого навчання (див. табл. 2.2).

Таблиця 2.2 – Методи на основі глибокого навчання

Метод	Опис	Переваги	Недоліки
YOLO (You Only Look Once)	Використовує глибокі нейронні мережі для одного проходу аналізу зображення та виявлення об'єктів.	- Висока швидкодія для реального часу.	- Може мати проблеми з точністю виявлення малих об'єктів.
Faster R-CNN	Використовує два етапи: виокремлення пропозицій та класифікацію об'єктів.	- Висока точність виявлення об'єктів.	- Помірна швидкодія порівняно з іншими архітектурами.
SSD (Single Shot)	Використовує кілька шарів для виявлення об'єктів на різних	- Висока точність та взаємодія з об'єктами різних	- Може мати проблеми із виявленням малих

Multibox	масштабах.	розмірів.	об'єктів.
----------	------------	-----------	-----------

Кінець таблиці 2.2

Метод	Опис	Переваги	Недоліки
Detector)			
RetinaNet	Використовує Focal Loss для вирішення проблеми нерівності важливості різних об'єктів у датасеті.	- Добра точність та здатність виявлення рідкісних об'єктів.	- Потребує більше обчислювальних ресурсів порівняно з іншими методами.
Mask R-CNN	Розширення Faster R-CNN, яке додає здатність для сегментації пікселів об'єктів.	- Здатність вирізняти та класифікувати об'єкти на рівні пікселів.	- Вимагає значних обчислювальних ресурсів і часу для навчання та виявлення.

Методи на основі кластеризації та сегментації (див. табл. 2.3).

Таблиця 2.3 – Методи на основі кластеризації та сегментації

Метод	Опис	Переваги	Недоліки
Кластеризація k-середніх	Розділяє дані на k груп (кластери) так, щоб об'єкти в одному кластері були схожими між собою.	- Простий та швидкий.	- Потребує вибору кількості кластерів та чутливий до вихідних даних.
Агломеративна кластеризація	Об'єднує найбільш схожі об'єкти поступово, створюючи деревоподібну	- Не потребує визначення числа кластерів перед виконанням.	- Працює повільно для великих наборів даних..

	структуру.		
--	------------	--	--

Кінець таблиці 2.3

Метод	Опис	Переваги	Недоліки
DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise)	Кластеризує об'єкти на основі їхньої щільності у просторі.	- Здатність виявляти кластери різної форми та розміру.	- Чутливий до параметрів та потребує уваги при підготовці даних.
Методи сегментації областей	Визначають області в зображенні, де пікселі мають схожі характеристики чи властивості.	- Здатність розділяти об'єкти на основі їхніх характеристик.	- Може бути чутливим до освітлення та текстур.
Watershed (Алгоритм водозбору)	Використовує аналогію з розподілом води для визначення границь об'єктів.	- Ефективний для розділення об'єктів, що перекриваються.	- Вразливий до шуму та може породжувати зайві поділі

2.2 Нейромережі для класифікації зображення

Нейромережі для класифікації зображень – це група алгоритмів машинного навчання, які використовують глибокі нейронні мережі для автоматичного визначення та класифікації об'єктів на зображеннях. Основна ідея полягає в тому, щоб навчити нейромережу розпізнавати різні категорії об'єктів або сцен на основі вхідних зображень [7].

Основні етапи роботи нейромережі для класифікації зображень включають:

- навчання (тренування): на цьому етапі модель навчається на великому наборі зображень, де кожне зображення відомої категорії позначено відповідним класом. Під час навчання ваги нейронів в мережі оптимізуються так, щоб забезпечити точне передбачення класів;
- валідація: щоб перевірити ефективність моделі та уникнути перенавчання, використовують валідаційні дані. Валідація допомагає налаштувати гіперпараметри моделі та визначити, чи здатна модель генералізувати знання на нові дані;
- тестування: на останньому етапі модель тестується на нових даних, які вона раніше не бачила, для оцінки її загальної ефективності та точності.

Нейромережі для класифікації зображень можуть використовувати різні архітектури (див. табл. 2.4)

Таблиця 2.4 – Нейромережі для класифікації зображення

Архітектура	Опис	Переваги	Недоліки	Приклад
CNN	Використовує згорткові та пулінгові шари для ефективного виявлення ознак на різних рівнях.	- Ефективність у виявленні локальних ознак.	- Може потребувати багато обчислювальних ресурсів для глибоких мереж.	VGG, ResNet
ResNet	Використовує "residual connections" для полегшення тренування та уникнення проблем градієнта.	- Здатність навчати глибокі мережі без проблем з градієнтом.	- Може потребувати багато обчислювальних ресурсів для глибоких мереж.	ResNet-50, ResNet-101

Inception (GoogLeNet)	Використовує модуль "Inception" для виявлення ознак	- Здатність виявляти ознаки на різних	- Споживає більше обчислювальних ресурсів	InceptionV3, InceptionV4
--------------------------	---	---------------------------------------	---	-----------------------------

Продовження таблиці 2.4

Архітектура	Опис	Переваги	Недоліки	Приклад
	на різних рівнях абстракції.	масштабах.	порівняно з іншими архітектурами.	
MobileNet	Використовує "depthwise separable convolution" для легкої та ефективної роботи на мобільних пристроях.	- Висока ефективність на мобільних пристроях.	- Може втратити точність в порівнянні з більшими архітектурами.	MobileNetV2
DenseNet	Використовує структуру "Dense Blocks" для максимізації взаємодії між шарами.	- Здатність навчати глибокі мережі з меншою кількістю параметрів.	- Може бути вимогливий до обчислювальних ресурсів зі збільшенням глибини.	DenseNet-121
EfficientNet	Використовує автоматичне масштабування параметрів для	- Забезпечує оптимальні параметри для різних	- Може бути складно навчити на менших даних через	EfficientNetB0

	забезпечення оптимальності архітектури.	масштабів.	свою складність.	
Хception	Використовує глибокі separable	- Здатність досягати	- Може бути менш стійким	Хception

Кінець таблиці 2.4

Архітектура	Опис	Переваги	Недоліки	Приклад
	convolution шари для ефективного виділення ознак.	високої точності на різних задачах.	до перенавчання на обмежених даних.	

Ці архітектури представляють різні підходи до виявлення ознак та побудови глибоких нейромереж для класифікації зображень.

2.3 Двоступеневі детектори

Двоступеневі (Two-Stage) детектори є одними з архітектур для об'єктного виявлення в зображеннях. Ці детектори використовують два основних етапи для виявлення та класифікації об'єктів на зображеннях.

Розширені моделі для об'єктного виявлення на зображеннях стали дуже популярними, і однією з перших значущих була архітектура R-CNN. Основна концепція R-CNN полягає в виокремленні кандидатних областей об'єктів (пропозицій) за допомогою вибіркового пошуку. Кожна пропозиція змінюється до фіксованого розміру і подається на вхід до моделі CNN, яка попередньо навчалася на даних ImageNet (наприклад, AlexNet), для отримання характеристик. Наступні лінійні класифікатори SVM використовуються для прогнозування наявності об'єкта та визначення її категорії.

Хоча R-CNN внесла суттєвий внесок, її швидкість обробки була обмеженою через необхідність аналізу великої кількості пропозицій (приблизно 2000), що призводило до повільної роботи, навіть на потужних графічних процесорах (близько 14 секунд на одне зображення). Пізніше модель SPPNet вирішила цю проблему, обчислюючи карти характеристик лише один раз для всього зображення.

Вдосконаленням цього підходу стала архітектура Fast R-CNN, яка об'єднала найкращі аспекти R-CNN та SPPNet. Вона дозволяє одночасно тренувати детектор та регресор для обмежувальних рамок з однаковою конфігурацією мережі, зберігаючи точність (приблизно 65% на датасеті VOC07) та значно прискорюючи обробку (приріст швидкості у 200 разів порівняно з R-CNN).

У 2015 році була представлена ще більш ефективна архітектура - Faster R-CNN, яка використовує Region Proposal Network (RPN) для генерації об'єктних пропозицій без втрати швидкості. Це дозволило Faster R-CNN стати першою нейронною мережею, що працює майже в реальному часі (17 кадрів в секунду).

2.4 Одноступеневі детектори

Одноетапні (One-Stage) детектори є іншою архітектурою для об'єктного виявлення на зображеннях. Основна відмінність від двоетапних детекторів полягає в тому, що одноетапні моделі використовують один етап для виявлення та класифікації об'єктів без використання окремого етапу виокремлення пропозицій.

Далі в розвитку виникли одноетапні детектори, і першим у цьому напрямку був YOLO (You Only Look Once), представлений в 2015 році. Його неймовірна швидкість вражає: швидка версія може обробляти близько 150 зображень в секунду, що вдесятеро перевищує швидкість двоетапних алгоритмів, при цьому зберігаючи точність на рівні 53% на датасеті VOC07. Замість використання концепції об'єктних пропозицій та їх верифікації, автори вирішили використовувати одну нейронну мережу для поділу зображення на регіони та одночасного прогнозування границь та ймовірностей для кожного регіону. Хоча YOLO вирішує завдання детекції об'єктів, на жаль, вона стикається з втратою

точності локалізації для невеликих об'єктів. Намагаючись вирішити цю проблему, були створені наступні версії YOLO та SSD.

SSD (Single Shot Detector), представлений у 2015 році як інший одноетапний детектор, відзначається більшою точністю виявлення малих об'єктів у порівнянні з іншими одноетапними архітектурами. Автори досягли точності на рівні 77% на тому ж датасеті завдяки виявленню об'єктів на різних рівнях масштабу.

У 2017 році був представлений RetinaNet. Автори виявили причини, через які одноетапні детектори відстають за точністю від двоетапних. За їхніми висновками, це пов'язано з тим, що під час навчання недостатньо приділялося уваги великому контрасту між об'єктами та фоном. Вони також представили нову функцію втрат "focal loss", яка під час навчання акцентує увагу на складних, нерозпізнаних прикладах. Це призвело до значного підвищення точності одноетапних детекторів.

2.5 Метрики якості

Для оцінки якості алгоритмів виявлення саркоїдозу можна використовувати різноманітні метрики, які оцінюють ефективність моделі на основі порівняння її прогнозів з фактичними результатами. Згідно з проведеними дослідженнями, основною метою метрик для виявлення об'єктів є отримання значущої оцінки здатності системи виконувати завдання з виявлення об'єктів. Ці метрики включають в себе кількість правильно виявлених об'єктів, помилково виявлених об'єктів або невиявлених об'єктів взагалі. Серед широко використовуваних метрик виявлення можна визначити точність виявлення та повноту.

Точність (Precision): точність визначає відсоток справжніх позитивних результатів серед всіх виявлених моделлю позитивних випадків, розглянемо формулу 2.1.

$$precision = \frac{|relevant \cap retrieved|}{retrieved} \quad (2.1)$$

де precision – точність;

relevant – кількість релевантних об'єктів;

retrieved – кількість знайдених об'єктів.

Повнота визначається як відсоток правильно виявлених об'єктів в порівнянні з загальною кількістю об'єктів розглянемо формулу 2.2.

$$recall = \frac{|relevant \cap retrieved|}{relevant} \quad (2.2)$$

де recall – повнота;

relevant – кількість релевантних об'єктів;

retrieved – кількість знайдених об'єктів.

Для завдань класифікації використовують такі терміни, як True positives, True negatives, False positives та False negatives. True positive вказує на те, що класифікатор правильно передбачив позитивне значення, true negative вказує на правильне передбачення негативного значення. False positive вказує на те, що класифікатор помилково передбачив негативне значення як позитивне, а False negative вказує на помилкове передбачення позитивного значення як негативне. Можемо виразити точність та повноту, використовуючи введені вище терміни. розглянемо формулу 2.3 та 2.4.

$$precision = \frac{True\ positives}{True\ positives + False\ positives} \quad (2.3)$$

де Precision – точність класифікації;

True positives – істинно позитивні рішення;

False positives – помилково позитивні рішення.

$$recall = \frac{True\ positives}{True\ positives + False\ negatives} \quad (2.4)$$

де Recall – повнота;

True positives – істинно позитивні рішення;

False negatives – помилково негативні рішення.

Змінюючи рівень довіри, можна також генерувати криву PR (див. рис. 2.1). При пошуку інформації важливо оцінювати точність (також відому як позитивну прогнозу величину), що визначає відсоток правильно виявлених релевантних екземплярів. У той же час повнота (чутливість) визначає відсоток усіх відповідних екземплярів, які були успішно виявлені класифікатором. Точність і повнота стають ключовими метриками, які відображають рівень релевантності [8].

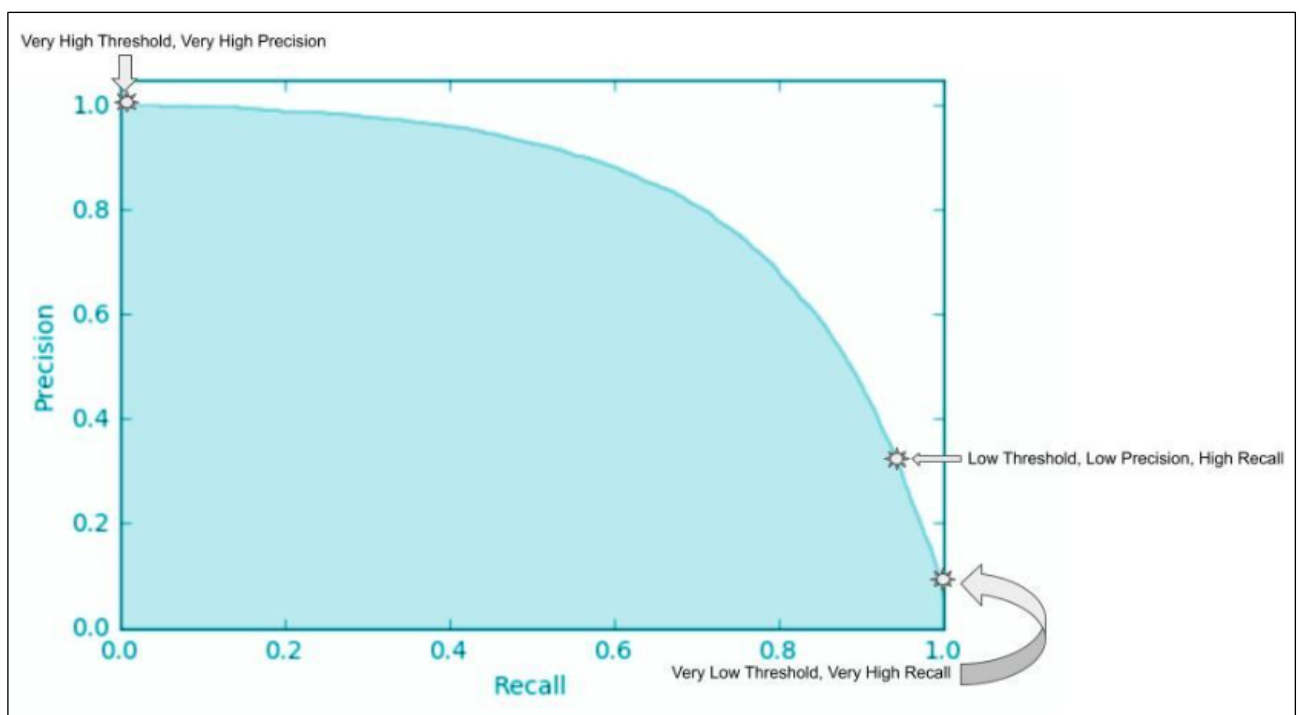


Рисунок 2.5 – PR крива у (за даними [8])

Додатковим методом порівняння продуктивності детекторів об'єктів може бути обчислення площі під PR-кривою. Оскільки PR-криві можуть мати зигзагоподібну форму, порівняння різних кривих (різних детекторів) на одному графіку часто виявляється складним завданням через їхні перетини. Також використання числового показника, наприклад, середньої точності, може сприяти об'єктивному порівнянню детекторів. На практиці середня точність представляє собою середнє значення точності для значень повноти від 0 до 1.

У зусиллях узагальнити форму PR-кривої, одинадцятиточкова інтерполяція використовується для усереднення точності на наборі одинадцяти рівних відстаней значень повноти в межах від 0 до 1.

Одинадцятиточкова інтерполяція у контексті ROC-кривої використовується для створення плавної кривої, об'єднуючи одинадцять точок з визначеними значеннями TPR (чутливість) та FPR (False Positive Rate).

Для інтерполяції визначається 11 рівних відстаней між точками, що визначаються оригінальною ROC-кривою. За допомогою цих відстаней інтерпольовані значення TPR та FPR обчислюються як проміжні точки між оригінальними точками. Таким чином, отримується плавна крива, що апроксимує форму оригінальної ROC-кривої [9], розглянемо формулу 2.5.

$$AP = \frac{1}{11} \sum P_{max}(R) \quad (2.5)$$

$$P_{max}(R) = \max P(R')$$

де AP – середня точність;

$P(R)$ – точність для певного значення повноти R;

$P_{max}(R)$ – максимальне значення точності для будь-якого R' менше або рівного R;

\sum - знак сумування для усіх значень повноти.

Данна формула пов'язана з обчисленням середнього показника точності (AP – Average Precision) на основі PR-кривої. В даній формулі $P(R)$ представляє точність для певного значення повноти R, а $P_{max}(R)$ є максимальним значенням точності для будь-якого R' менше або рівного R. Отже, вибирається максимальне значення точності для кожного R, і після цього обчислюється середнє арифметичне цих максимальних значень точності для всіх значень повноти. Де сумування відбувається по всім значенням повноти R, які в даному випадку є одинадцятьма рівними відстанями, наприклад, [0, 0.1, 0.2, ..., 1].

2.6 Технології та засоби

Технології та засоби для реалізації проекту з виявлення саркоїдозу в легенях за допомогою моделей глибокого навчання можуть включати різноманітні інструменти для обробки зображень, навчання нейромереж, імплементації алгоритмів та веб-розробки.

У галузі розробки систем розпізнавання образів видається, що найбільш важливими мовами програмування є C++ та Python. Ці дві мови відрізняються швидкістю – C++ завдяки своїй низькорівневості, а Python через свою інтерпретованість та залежність від багатьох модулів, що також написані на C++.

Однак Python визнається лідером завдяки наявності різноманітних фреймворків, спеціально розроблених для виконання математичних обчислень за допомогою графічних процесорів. До того ж, невідомою перевагою Python є швидкість прототипування, оскільки вона є інтерпретованою мовою. Це дозволяє виконувати програму частинами, спрощуючи процес розробки та експериментування з кодом. Нижче представлений список можливих технологій та засобів.

Бібліотеки глибокого навчання:

- PyTorch – це бібліотека для машинного навчання та глибокого навчання, яка надає гнучкий та динамічний граф обчислень. Вона дозволяє легко створювати та навчати нейронні мережі, використовуючи Python, і має активне спільноту та ресурси для навчання;
- Pandas – це бібліотека для обробки та аналізу даних в Python. Вона надає структури даних, такі як DataFrame, які спрощують читання та обробку даних, що можуть бути корисні при роботі з медичними даними або іншими формами даних;
- Matplotlib – це бібліотека для візуалізації даних в Python. Вона дозволяє створювати різноманітні графіки та діаграми, що може бути корисним для аналізу результатів моделей та відображення даних в зрозумілій формі.

Архітектури нейромереж:

- Convolutional Neural Networks (CNN) – є однією з найпоширеніших архітектур для обробки зображень. Вона складається з конволюційних шарів, пулінгу, повнозв'язних шарів та функцій активації. Конволюційні шари допомагають виявляти локальні образи на зображеннях. Моделі на основі CNN добре підходять для завдань класифікації та сегментації, а також можуть використовуватися для виявлення об'єктів, якщо використовувати певні модифікації;
- You Only Look Once (YOLO) – це архітектура, яка вирішує проблему об'єктного виявлення в режимі реального часу. Вона поділяє зображення на сітку та прогнозує області та класи об'єктів для кожної сіткової комірки одночасно. YOLO широко використовується для завдань виявлення об'єктів, таких як медичне зображення, аерозйомка, а також для відеоспостереження;
- Faster R-CNN – це архітектура, яка використовує Region Proposal Network (RPN) для генерації пропозицій об'єктів перед використанням CNN для їх класифікації та точної локалізації. Faster R-CNN дозволяє високу точність та ефективно виявляє об'єкти на зображеннях. Вона часто використовується в завданнях об'єктного виявлення.

2.7 Дослідження наборів даних

Для ефективного навчання класифікатора або згорткової нейронної мережі на завдання виявлення саркоїдозу в легенях вимагається значна кількість інформації. У нашому випадку такою інформацією є фотографії легенів, на яких можна визначити наявність або відсутність саркоїдозу. В цьому дослідженні запропоновано використання набору даних CT-SARCOIDOSIS [10], який є найбільшим зібраним набором зображень легенів з саркоїдозом. Зазначений набір даних включає 4 224 зображення (див. рис. 2.2), надаючи розглядуваній моделі

об'єктивний та репрезентативний матеріал для навчання та визначення патологій в легенях.

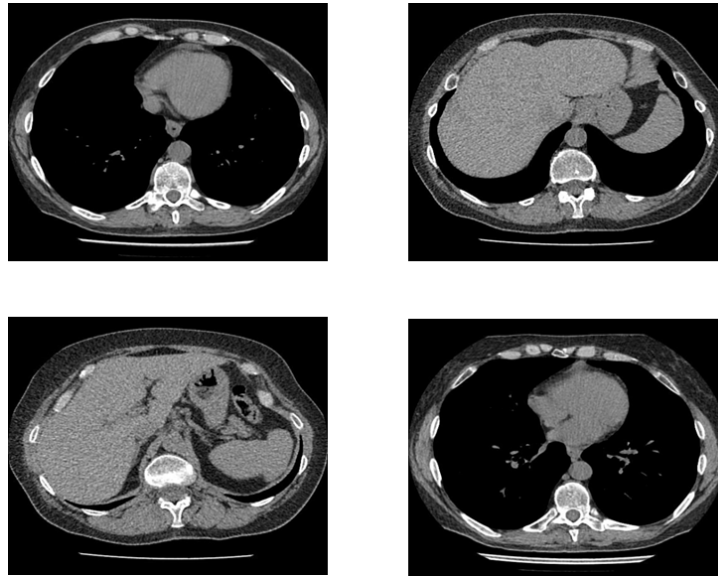


Рисунок 2.7 – Приклад зображень з датасету CT-SARCOIDOSIS

З використанням цього розширеного набору даних можна покращити якість та надійність алгоритму виявлення саркоїдозу.

2.7.1 Інформація про датасет

Цільові захворювання

Цільова патологія/ознака: Саркоїдоз

Код МКБ-10 цільової патології: D86

Параметри популяції

Критерії включення/виключення пацієнта:

Включення: Вік ≥ 18 років

Вік (мін., років): 23

Вік (макс., років): 74

Вік (середній, років): 51.0

Вік (медіана, років): 57.0

Стать (Ч): 1

Стать (Ж): 5

Період збору (початок): 17.02.2017

Період збору (кінець): 21.06.2022

Розмітка

Рівень розмітки: Дослідження

Характер розмітки: Бінарний

Кількість міток: 1

Характер міток: Бінарний (1 мітка, 2 класи)

Назви міток: Ознаки КТ для саркоїдозу

Кількість класів: 2

Назви класів: [З патологією; Без патології]

Кількість по класах: 5;1

Критерії віднесення до класів:

- очагове ураження (лімфогенна дисемінація – ураження чотирьох і більше сегментів, симетрично в обох легенях, переважно в прикореневих та середніх відділах), зазвичай від 1–6 мм;
- інтерстиціальні зміни (згущення центральної інтерстицію, частіше з формуванням перибронховаскулярних "манжет", периферичного інтерстицію (міждольковий та внутрішньодольковий));
- симетричне збільшення внутрігрудних лімфатичних вузлів, зазвичай правої трахеобронхіальної та бронхопульмональної груп, рідко злиття в конгломерати;
- вапнізація ВГЛУ у вигляді "корки" і "грудочок";
- легеневий фіброз, переважно перибронховаскулярний (іноді формування саркоїдів (грубі фіброзні прикореневі зміни)), рідко формування "клітинного легень". Верифікація Метод верифікації: Лабораторне дослідження, Перегляд спеціалістом

2.8 Робота з форматом DICOM

DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine) – це стандартний формат для обміну та зберігання медичних зображень, таких як знімки КТ, МРТ, рентгенів тощо. Однак, хоча DICOM є широко використовуваним у медичній діагностиці, він може бути складним для обробки за допомогою звичайних комп'ютерних програм та моделей глибокого навчання.

Один з основних недоліків DICOM – це те, що він містить в собі не тільки зображення, але й медичну інформацію, таку як дані про пацієнта, параметри обладнання тощо. Це може ускладнювати обробку зображення в програмах або моделях, які не призначені для роботи з медичними даними.

Крім того, DICOM-зображення може містити додаткову інформацію про налаштування зображення, яка не завжди необхідна для моделей глибокого навчання і може впливати на їх ефективність.

Конвертація DICOM в PNG – це спосіб відокремити саме зображення від додаткових медичних даних та інших параметрів, що дозволяє спростити подальшу обробку та аналіз зображення за допомогою моделей глибокого навчання, таких як YOLO. PNG є одним зі стандартних форматів зображень, які підтримуються більшістю програм та бібліотек машинного навчання, що робить його зручним для використання в таких контекстах (див.рис.2.3).

```

image_path_dcom = './dicom_data/CT-SARCO/DS_III_Selftest_sarcoidosis/1.2.643.5.1.13.13.12.2.77.8252.06091508010203100707150
for i, im_dicom in enumerate(os.listdir(image_path_dcom)):
    ds = dcmread(f"{image_path_dcom}{im_dicom}")
    arr = ds.pixel_array
    print(f"arr shape = {arr.shape}")
    plt.figure(figsize=(7,7))
    plt.imshow(arr, cmap='gray')
    data = im.fromarray( (arr + 2048) * (1/(2048*2)) * 255 )
    # + 2048 because of shifting minimum value to zero
    # * (1/(2048*2)) to scale to [0, 1] all data
    # * 255 to scale from [0,1] to [0,255]

    # saving the final output
    # as a PNG file
    if i % 500 == 0:
        rgb = data.convert('RGB')
        rgb.save(f'{SAVE_DIR}{i}_dicom_image.jpeg') ; print(f"{i} saved!")
    plt.show()
    time.sleep(0.5)
    clear_output(wait=True)
    if i == 500: break

```

Рисунок 2 – Скрипт для конвертації DICOM-зображень в PNG

3 ОПИС АРХІТЕКТУРИ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ

Архітектура програмного забезпечення для автоматизованого виявлення та класифікації уражень пухлинного саркоїдозу базується на модульному підході, що включає кілька основних компонентів. Нижче представлено блок-схему загальної архітектури системи:

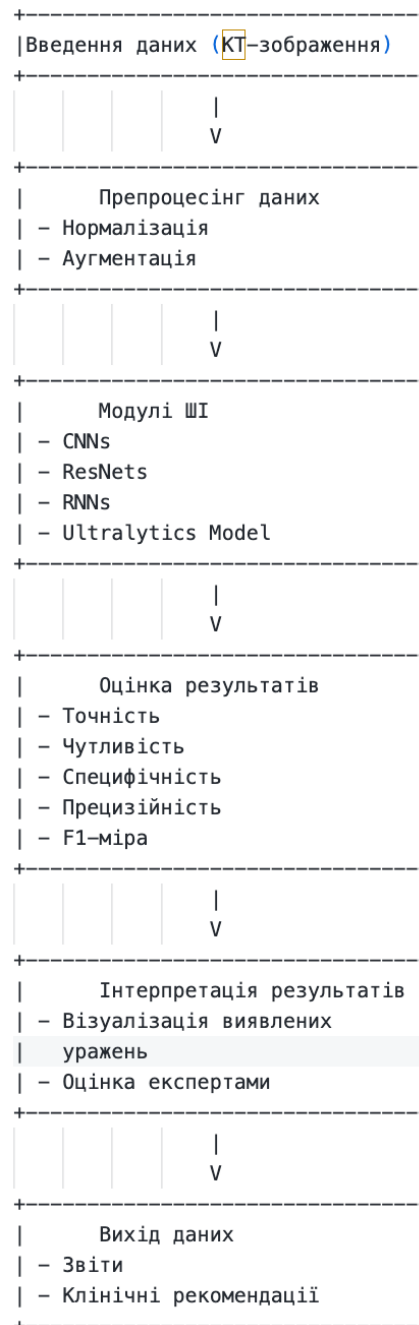


Рисунок 3 – Загальна архітектура програмної системи

3.1 Опис компонентів архітектури

1. Введення даних (КТ-зображення):

- Цей компонент відповідає за завантаження та зберігання КТ-зображень пацієнтів з діагностованим пульмонарним саркоїдозом.

2. Препроцесінг даних:

- Нормалізація: Стабілізація інтенсивностей пікселів на всіх зображеннях.
- Аугментація: Збільшення різноманітності даних через обертання, відображення, масштабування тощо.

3. Модулі ШІ:

- CNNs (Convolutional Neural Networks): Використовуються для виявлення особливостей на КТ-зображеннях.
- ResNets (Residual Networks): Забезпечують ефективне навчання глибоких мереж шляхом уникнення проблеми зникання градієнта.
- RNNs (Recurrent Neural Networks): Моделюють послідовні дані, що може бути корисним для аналізу серій КТ-зображень.
- Ultralytics Model: Використовується для точного визначення та класифікації об'єктів на зображеннях.

4. Оцінка результатів:

- Використання метрик, таких як точність, чутливість, специфічність, прецизійність та F1-міра для оцінки ефективності моделей ШІ.

5. Інтерпретація результатів:

- Візуалізація виявлених уражень на КТ-зображеннях.
- Оцінка результатів експертами для підтвердження клінічної значущості.

6. Вихід даних:

- Генерація звітів та клінічних рекомендацій на основі результатів аналізу.

4 РЕЗУЛЬТАТИ ТА ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ

Датасет, використаний у цьому дослідженні, складався з КТ-зображень, зібраних у пацієнтів із діагнозом біопсією підтвердженої пульмональної саркоїдозу. Критерії включення передбачали, що пацієнти повинні бути старше 18 років, що призвело до формування датасету з різним віковим спектром. Датасет охоплював пацієнтів віком від 23 до 74 років, з середнім віком 51,0 років і медіанним віком 57,0 років. Розподіл за статтю показав, що з датасету 1 учасник був чоловіком, а 5 – жінками. Збір даних тривав з 17 лютого 2017 року до 21 червня 2022 року.

Характеристики уражень були детально категоризовані на основі конкретних критеріїв, включаючи фокальні ураження, міжструнні зміни, симетричне збільшення лімфатичних вузлів середостіння, кальцифікацію інтраторакальних лімфатичних вузлів та пульмональну фіброзу. Ці критерії сприяли класифікації випадків саркоїдозу в датасеті, надаючи детальні уявлення про розподіл і характеристики уражень пульмонального саркоїдозу.

Експериментальні результати виявили значні уявлення про продуктивність моделей ШІ для виявлення пульмонального саркоїдозу. Кожна модель пройшла ретельну оцінку за допомогою різних показників продуктивності, розкриваючи її ефективність та потенційну клінічну корисність.

4.1 Показники продуктивності

Таблиця 4.1 наводить показники продуктивності різних моделей ШІ у виявленні саркоїдозу, включаючи точність, чутливість, специфічність, точність та F1-показник. Модель Ultralytics вибула на перше місце, демонструючи вищу точність (0,89) та F1-показник (0,88) порівняно з традиційними CNN, ResNet та RNN. Особливо слід відзначити, що модель Ultralytics показала високу чутливість (0,82) та специфічність (0,90), що свідчить про її ефективність як у виявленні випадків саркоїдозу, так і у мінімізації помилкових позитивів.

Таблиця 4.1 – Показники продуктивності різних моделей ШІ

Alg	Acc	Sens.	Specif.	Prec	F1 Score
CNNs	0.85	0.78	0.88	0.80	0.82
ResNets	0.87	0.80	0.89	0.82	0.84
RNNs	0.82	0.76	0.85	0.77	0.79
Ultralytics Model	0.89	0.82	0.90	0.85	0.88

4.2 Обчислювальні ресурси

Таблиця 4.2 надає уявлення про обчислювальні ресурси, необхідні для навчання та інференсу кожної моделі ШІ. Хоча CNN та ResNet показали відносно коротші часи навчання, модель Ultralytics продемонструвала конкурентоспроможну продуктивність з помірним часом навчання (30 годин) та швидшим часом інференсу (12 мс). Ця збалансованість між ефективністю та точністю підкреслює практичну можливість впровадження моделі Ultralytics у клінічній практиці.

Таблиця 4.2 – Показники обчислювальних ресурсів різних моделей ШІ

Model	Training Time (hours)	Inference Time (ms)
CNNs	24	10
ResNets	36	15
RNNs	48	20
Ultralytics Model	30	12

4.3 Інтерпретованість

Таблиця 4.3 порівнює рівень інтерпретованості різних моделей ШІ у виявленні саркоїдозу. У той час як традиційні CNN та ResNet проявляли низьку або помірну інтерпретованість через свою "чорно-коробкову" природу, модель Ultralytics виявила високий рівень інтерпретованості, дозволяючи лікарям зрозуміти та довіряти прогнозам моделі. Цей аспект інтерпретованості є

важливим для отримання уявлень про процес прийняття рішень моделлю та сприяє клінічному прийняттю та використанню.

Таблиця 4.3 - Рівень інтерпретованості різних моделей ШІ

Model	Interpretability
CNNs	Low
ResNets	Moderate
RNNs	Moderate
Ultralytics Model	High

3.4 Клінічна важливість

Якісний аналіз досвідченими радіологами додатково підтвердив клінічну важливість та інтерпретованість виводів моделі. Здатність моделі Ultralytics точно ідентифікувати та локалізувати ураження саркоїдозу на КТ-знімках покращує діагностичні здібності радіологів та сприяє своєчасному та точному прийняттю рішень щодо лікування. Більше того, стійка продуктивність моделі у відношенні до різних характеристик уражень та артефактів зображення підкреслює її потенціал як цінного додаткового інструменту у клінічній практиці.

Незважаючи на перспективні результати, важливо визнати певні обмеження дослідження. Продуктивність моделей ШІ може відрізнятись в залежності від таких факторів, як розмір датасету, якість зображення та важкість захворювання. Крім того, загальноприйнятність висновків для різних пацієнтських популяцій та медичних умов потребує подальшого вивчення.

У цьому дослідженні датасет був розділений на навчальні, валідаційні та тестові набори для систематичної оцінки продуктивності моделі. Гіперпараметри оптимізувалися за допомогою технік перехресної валідації для забезпечення стійкості та загальновизнаності. Показники продуктивності, такі як точність, чутливість, специфічність, точність та F1-показник, були обчислені для оцінки ефективності ШІ-моделей у виявленні пульмонального саркоїдозу. Крім того, якісний аналіз досвідченими радіологами підтвердив клінічну важливість та

інтерпретованість результатів моделі, надаючи цінні уявлення про практичне застосування цих ШІ-систем у реальних клінічних умовах.

Припустимо, що на КТ-знімку зображено дифузні пульмональні інфільтрати, що є поширеним явищем при пульмональному саркоїдозі. Традиційним згортковим нейронним мережам може бути складно точно ідентифікувати та локалізувати невеликі вузькі затемнення або малі гранулематозні ураження в паренхіми легенів.

Однак модель Ultralytics, використовуючи передові техніки виявлення об'єктів, демонструє вражаючу вмільість у виявленні та точному виокремленні цих уражень, що полегшує більш точну діагностику та планування лікування для пацієнтів із пульмональним саркоїдозом.

5 ВИСНОВКИ

Дослідження зосереджене на використанні моделей глибокого навчання для виявлення саркоїдозу в легенях, розкриваючи перспективність передових технологій у медичному діагностуванні. Здатність точно та ефективно визначати саркоїдоз на клінічних зображеннях стає ключовою для оперативного та надійного виявлення патологій у легенях, сприяючи подальшому полегшенню процесу лікування та покращенню результатів пацієнтів.

Використання набору даних CT-SARCOIDOSIS, що включає реальні зображення легенів з різними ступенями саркоїдозу, надає науковій роботі об'єктивний та репрезентативний матеріал для тренування та тестування моделей. Такий підхід сприяє покращенню узагальнюючих здібностей моделей та їхньої здатності адаптуватися до різноманітних клінічних випадків.

Застосування архітектур Convolutional Neural Networks (CNN), YOLO та Faster R-CNN дозволяє досягти високої точності та швидкодії у виявленні саркоїдозу. Використання глибокого навчання має перевагу у автоматизованому вивченні значущих ознак та взаємозв'язків в даних, роблячи його потужним інструментом у медичних дослідженнях.

Проте, необхідно підкреслити важливість дотримання етичних норм та конфіденційності пацієнтів у розробці та впровадженні подібних технологій. Забезпечення безпеки даних та високого рівня достовірності результатів є критичними аспектами при впровадженні медичних додатків на основі штучного інтелекту.

У рамках дослідження було розроблене програмне забезпечення, яке дозволяє аналізувати зображення та виявляти саркоїдоз легень.

Загалом, використання моделей глибокого навчання для виявлення саркоїдозу в легенях є актуальним та перспективним напрямком досліджень, який може суттєво спростити та покращити процес медичного діагностування та лікування. Результати дослідження підтверджують потенційність цих технологій у практиці медичного застосування.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Portilla, J., Früh, M., Gatidis, S., Hepp, T., Pierian Training. "Deep Learning with PyTorch for Medical Image Analysis". UdeMy, 2023. [Електронний ресурс]. URL: <https://www.udemy.com/course/deep-learning-with-pytorch-for-medical-image-analysis/>.
2. Xavier, R. P. "Detection, quantification, malignancy prediction and growth forecasting of pulmonary nodules using deep learning in follow-up CT scans." [Електронний ресурс]. URL: <https://tesisenred.net/handle/10803/672964#page=1>.
3. Lew, D., Klang, E., Soffer, S., Morgenthau, A. S. "Current Applications of Artificial Intelligence in Sarcoidosis." URL: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/37730926/> PMID: 37730926 DOI: 10.1007/s00408-023-00641-7.
4. Brownlee, J. "Deep Learning for Computer Vision - Image Classification, Object Detection and Face Recognition in Python." Machine Learning Mastery, 2019.
5. Klette, R. "Concise Computer Vision - An Introduction into Theory and Algorithms." Springer, 2014.
6. Bishop, C.M. "Pattern Recognition and Machine Learning." Springer, 2006.
7. The Foundation for Sarcoidosis Research (FSR). [Електронний ресурс]. URL: <https://www.stopsarcoidosis.org/>.
8. "CT Findings in Pulmonary and Abdominal Sarcoidosis. Implications for Diagnosis and Classification." J Clin Med. 2020 Sep; 9(9): 3028. Published online 2020 Sep 20. doi: 10.3390/jcm9093028. URL: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC7565100/>.
9. American Lung Association. [Електронний ресурс]. URL: <https://www.lung.org>
10. Ultralytics YOLOv8. [Електронний ресурс]. URL: <https://docs.ultralytics.com>.
11. Ren, Shaoqing. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks [Electronic entry]. — 2015. — Access mode: <https://arxiv.org/abs/1506.01497>.

12. SSD: Single Shot MultiBox Detector [Text] / Wei Liu, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Szegedy // Lecture Notes in Computer Science. — 2016. — P. 21–37. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-46448-0_2.

13. KHAZRI, Achraf. Faster RCNN Object detection [Text] / Achraf KHAZRI // Towards Data Science. — 2019. — Apr. <https://towardsdatascience.com/faster-rcnn-object-detection-f865e5ed7fc4>.

14. Lowe, David. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints [Text] / David Lowe // International Journal of Computer Vision. — 2004. — 11. — Vol. 60. — Pp. 91–110.

15. Van Rossum, Guido. Python 3 Reference Manual [Text] / Guido Van Rossum, Fred L. Drake. — Scotts Valley, CA: CreateSpace, 2009. <https://www.python.org>.

16. Датасет CT-SARCOIDOSIS [Електронний ресурс]. URL - <https://drive.google.com/drive/folders/1zwKuDGRFvaqYrFYfcqKrf2FA75IYNcXW>

17. ММЗІ, Кафедра. Алгебра та геометрія, лекція 22-5: алгебраїчні властивості множини матриць [Електронний ресурс]. — 2019. — Dec. — Режим доступу: <https://youtu.be/MNgsOb2OM30>.

18. "PyTorch Documentation". [Електронний ресурс]. URL: <https://pytorch.org/docs/stable/index.html>.

19. "TensorFlow Documentation". URL: <https://www.tensorflow.org/learn>.

20. Xu, W., Fu, Y-L., Zhu, D. "ResNet and its application to medical image processing: Research progress and challenges". DOI: 10.1016/j.cmpb.2023.107660. [Електронний ресурс]. URL: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/37320940/>.

21. GitHub. URL: <https://github.com>.

22. Amazon Web Services. Machine Learning Services Documentation. URL: <https://aws.amazon.com/ai/machine-learning>

23. K. Smelyakov, A. Datsenko, V. Skrypka and A. Akhundov, "The Efficiency of Images Reduction Algorithms with Small-Sized and Linear Details" 2019 IEEE International Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications, Science and Technology (PIC S&T) 2019, pp. 745-750, doi:

10.1109/PICST47496.2019.9061250.

24. K. Smelyakov, A. Chupryna, O. Bohomolov and E. Vakulik "Lung X-Ray Images Preprocessing Algorithms for COVID-19 Diagnosing Intelligent Systems" Proceedings of the 6th International Conference on Computational Linguistics and Intelligent Systems (COLINS), Volume I: Main Conference, 2022. In CEUR Workshop Proceedings, Vol-3171, 2022, pp. 1233-1250. <http://ceur-ws.org/Vol-3171/>