МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМЕНІ В. Н. КАРАЗІНА
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ КОМП'ЮТЕРНОЇ ФІЗИКИ ТА ЕНЕРГЕТИКИ
Кафедра комп'ютерної фізики

ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА

до дипломної роботи
за освітньо-кваліфікаційним рівнем магістр
«Використання методів штучного інтелекту
при діагностиці захворювань легень»

Виконав: студент 2 курсу, групи НФ-64
Ма Цзясін
спеціальність:
105 Прикладна фізика та наноматеріали
освітня програма: комп'ютерна фізика
Керівник: доктор фізико-математичних наук,
доцент Фертман О.Л.
Рецензент:

Харків – 2021

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

Харківський національний університет імені В.Н. Каразіна

Навчально-науковий інститут комп'ютерної фізики та енергетики
Кафедра комп'ютерної фізики
Рівень вищої освіти (освітньо-кваліфікаційний рівень) магістр
Спеціальність: 105 Прикладна фізика та наноматеріали
Освітня програма: Комп'ютерна фізика

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

_____ Костянтин НЄМЧЕНКО

"_____" _____ 2021 року

З А В Д А Н Н Я

НА ДИПЛОМНУ РОБОТУ МАГІСТРА

Ма Цзясін

1. Тема роботи «Використання методів штучного інтелекту при діагностиці захворювань легень».

Керівник: доктор фізико-математичних наук, доцент Фертман О.Л.

затверджені наказом по університету від 10 лютого 2021 № 0210 – 05/374

2. Строк подання студентом роботи 12 травня 2021 р.

3. Перелік питань, які потрібно розглянути:

(1) Своєчасно слідкувати за глобальним поширенням COVID-19; зрозуміти методи виявлення прийняті різними країнами та регіонами у відповідь на епідемію COVID-19, та методи ведення пацієнтів з COVID-19;

(2) Ознайомитись із застосуванням технології AI для COVID-19 уточнити характеристики зображення, що відображаються на CXR та CT-зображеннях пацієнтів з COVID-19;

(3) Дослідити та проаналізувати принципи глибокого навчання та інтерпретацію технологій та продуктів штучного інтелекту, визначити

структуру та модель глибокого навчання; створити базу даних, навчити та протестувати модель;

(5) Поєднати технологію AI з радіологічною технологією для допомоги у скринінгу підозр на пацієнтів із COVID-19.

4.План роботи

№ з/п	Назви етапів роботи
1	Простежити за поточною ситуацією з епідемією COVID-19; порівняти та проаналізувати методи виявлення, прийняті різними країнами та регіонами у відповідь на епідемію COVID-19 та методи ведення пацієнтів з COVID-19;
2	Ознайомитись із ситуацією, що склалася із застосуванням технології AI до COVID-19; Уточнити характеристики зображення, що відображаються на CXR та CT-фотографіях пацієнтів з COVID-19;
3	Ознайомитись із застосуванням технології AI для діагностики COVID-19; дослідити та проаналізувати принципи глибокого навчання та інтерпретацію технологій та продуктів штучного інтелекту;
4	Проаналізувати загальноприйнятий метод проектування архітектури глибокого навчання; визначити шляхи використання системи глибокого навчання Tensorflow та архітектури "принципів проектування залишкових архітектур";
5	Зібрати метадані, які можна використовувати для навчання з відкритого джерела CXR пацієнта COVID-19, бази даних зображень CT та бази даних про пневмонію RSNA; побудувати базу даних, третирувати її та протестувати.
6	Використати навчену модель в програмі ідентифікації пацієнтів COVID-19 за рентгенівськими зображеннями грудної клітини у форматі DCM реальних пацієнтів із пневмонією та підозр на пацієнтів з COVID-19.

5. Дата видачі завдання « »_____2021 р

Студент _____ Ма ДЗЯСІН

підпис

Керівник роботи _____ Костянтин НЄМЧЕНКО

підпис

РЕФЕРАТ

Цзясін Ма «Використання методів штучного інтелекту при діагностиці захворювань легень».
Кваліфікаційна робота магістра з прикладної фізики.

Ситуація з епідемією COVID-19 є важкою і вона спричинена тим, що більшість країн не вжили своєчасних заходів щодо запобігання епідемій та карантину, або тим, що деякі країни не мають достатніх медичних ресурсів та недостатнього досвіду реагування на невідкладні події в галузі охорони здоров'я. Внаслідок надзвичайної ситуації, яка поширюється по всьому світу, епідемія COVID-19 є важливим випробуванням сучасного рівня людських медичних технологій та здатності реагувати на надзвичайні ситуації в галузі охорони здоров'я. Як результат, рентгенологи, експерти з пневмонії, експерти з реагування на важкі захворювання та фахівці з інформатики (особливо експерти в галузі AI) спільно працювали над розробкою багатьох методів на основі AI ведення та контролю пацієнтів з COVID-19. У цій роботі проведено дослідження та обговорення наступних аспектів (1) Сучасний стан епідемії COVID-19; (2) методи виявлення COVID-19 та моніторинг CT та CXR за допомогою AI; (3) Характеристики зображення пацієнта на фотографіях CXR та CT, а також виявлення випадків COVID-19 на зображеннях CXR; (4) Доцільність використання методів глибокого навчання для розпізнавання CXR шляхом розробки процесу навчання, тестування та оцінки моделі AI. (5) Здійснено скринінг CXR за допомогою AI з використанням реальних зображень.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: AI, CXR, РОЗПІЗНАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ, ЕПІДЕМІЯ COVID-19, МЕТОДИ ВИЯВЛЕННЯ

РЕФЕРАТ

Цзясин Ма «Использование методов искусственного интеллекта при диагностике заболеваний легких».

Квалификационная работа магистра прикладной физики.

Ситуация с эпидемией COVID-19 является тяжелой и она вызвана тем, что большинство стран не приняли своевременных мер по предотвращению эпидемий и карантина, или тем, что некоторые страны не имеют достаточных медицинских ресурсов и недостаточного опыта реагирования на неотложные события в области здравоохранения. Вследствие чрезвычайной ситуации, которая распространяется по всему миру, эпидемия COVID-19 является важным испытанием для современных медицинских технологий и способности реагировать на чрезвычайные ситуации в области здравоохранения. Как результат, рентгенологи, эксперты по пневмонии и специалисты по информатике (особенно эксперты в области AI) совместно работали над разработкой большого количества методов на основе AI для ведения и контроля пациентов с COVID-19.

В этой работе проведено исследование и обсуждение следующих аспектов (1) Современное состояние эпидемии COVID-19; (2) методы выявления COVID-19 и мониторинг CT и CXR с помощью AI; (3) Характеристики изображения пациента на изображениях CXR и CT, а также выявления случаев COVID-19 на изображениях CXR; (4) Целесообразность использования методов глубокого обучения для распознавания CXR путем разработки процесса обучения, тестирования и оценки модели AI. (5) Осуществление скрининга CXR с помощью AI с использованием реальных изображений.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: AI, CXR, РАСПОЗНАВАНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ, ЭПИДЕМИЯ COVID-19, МЕТОДЫ ВЫЯВЛЕНИЯ

ABSTRACT

Jiaxing Ma "Using artificial intelligence methods in the diagnosis of lung diseases."

Qualifying work of the Master of Applied Physics.

The situation with the COVID-19 epidemic is dire and it is caused by the fact that most countries did not take timely measures to prevent epidemics and quarantines, or because some countries do not have sufficient medical resources and insufficient experience in responding to urgent health events. Due to the emergency that is spreading around the world, the COVID-19 epidemic is an important test for modern medical technology and the ability to respond to health emergencies. As a result, radiologists, pneumonia experts, and computer scientists (especially AI experts) have worked together to develop a wide variety of AI-based methods for managing and monitoring COVID-19 patients.

In this work, a study and discussion of the following aspects was carried out (1) The current state of the COVID-19 epidemic; (2) methods for detecting COVID-19 and monitoring CT and CXR using AI; (3) Characteristics of the patient image on CXR and CT images, as well as the detection of cases of COVID-19 on the CXR images; (4) Feasibility of using deep learning techniques for CXR recognition by developing a learning process, testing and evaluating an AI model. (5) AI-assisted CXR screening using real images.

KEYWORDS: AI, CXR, IMAGE RECOGNITION, COVID-19 EPIDEMIC, DETECTION METHODS

ЗМІСТ

ВСТУП 9

1 ОПИС сучасного стану проблеми 11

1.1 Сучасний стан епідемії COVID-19 11

1.2 Метод виявлення COVID-19 12

1.3 Виявлення CT, CXR за допомогою AI 14

2 МЕТОДИ ДІАГНОСТУВАННЯ 22

2.1 Виявлення випадків COVID-19 на зображеннях CXR 22

2.2 Наукова основа для скринінгу COVID-19 за допомогою CT та CXR 27

3 ВСТУП ДО ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ 31

3.1 Математичні принципи глибокого навчання 31

3.2 Застосування глибокого навчання в розпізнаванні зображень; 34

3.3 Обговорення методу проектування архітектури, що лежить в основі COVID-Net 36

3.4 Створення набір даних COVID та експериментальний процес 40

3.5 Верифікаційний експеримент та ефект виявлення 42

3.6 Обробка реальних зображень (Справжній пацієнт) 47

3.7 A complete test experiment demonstration 49

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ 51

ВСТУП

Актуальність теми. Ситуація з епідемією COVID-19 є важкою і вона спричинена тим, що більшість країн не вжили своєчасних заходів щодо запобігання епідемій та карантину, або тим, що деякі країни не мають достатніх медичних ресурсів та недостатнього досвіду реагування на невідкладні події в галузі охорони здоров'я. Внаслідок надзвичайної ситуації, яка поширюється по всьому світу, епідемія COVID-19 є важливим випробуванням сучасного рівня людських медичних технологій та здатності реагувати на надзвичайні ситуації в галузі охорони здоров'я. Як результат, рентгенологи, експерти з пневмонії, експерти з реагування на важкі захворювання та фахівці з інформатики (особливо експерти в галузі AI) спільно працювали над розробкою багатьох методів на основі AI ведення та контролю пацієнтів з COVID-19.

У цій роботі проведено дослідження та обговорення наступних аспектів (1) Сучасний стан епідемії COVID-19; (2) методи виявлення COVID-19 та моніторинг CT та CXR за допомогою AI; (3) Характеристики зображення пацієнта на фотографіях CXR та CT, а також виявлення випадків COVID-19 на зображеннях CXR; (4) Доцільність використання методів глибокого навчання для розпізнавання CXR шляхом розробки процесу навчання, тестування та оцінки моделі AI. (5) Здійснено скринінг CXR за допомогою AI з використанням реальних зображень.

Основна **мета** роботи – розробка нейронної мережі для діагностування захворювань легенів, зокрема COVID-19 та її використання для досліджень реальних зображень.

Для досягнення поставленої мети визначені **задачі**:

– Зрозуміти методи виявлення COVID-19 прийняті різними країнами, та методи ведення пацієнтів з COVID-19;

– Ознайомитись із застосуванням технології AI для COVID-19, уточнити характеристики зображення, що відображаються на CXR та CT-зображеннях

пацієнтів з COVID-19;

–Дослідити та проаналізувати принципи глибокого навчання та інтерпретацію технологій та продуктів штучного інтелекту, визначити структуру та модель глибокого навчання; створити базу даних, навчити та протестувати модель;

–Поєднати технологію AI з радіологічною технологією для допомоги у скринінгу підозр на пацієнтів із COVID-19.

Об'єкт дослідження – автоматичне діагностування хвороб легенів.

Предмет дослідження – використання методів штучного інтелекту для діагностування COVID-19 за рентгенографічними зображеннями легенів.

Методи дослідження. Практичні положення роботи базуються на математичних методах штучного інтелекту, зокрема методів розробки нейронних мереж для обробки зображень.

Наукова новизна одержаних результатів.

– запропоновано метод використання штучного інтелекту для обробці реальних зображень легенів з ціллю діагностики захворювань COVID-19.

– проведено порівняння з існуючими нейронними мережами і надано рекомендації для їх практичного застосування.

Структура і об'єм роботи

Магістерська робота включає вступ, три основні частини, висновок та список використаних джерел. Загальний об'єм складає 67 сторінок, з них 47 сторінок є основним текстом, який містить 29 малюнків, 3 таблиці, а використаний список джерел містить 67 статей.

1 ОПИС СУЧАСНОГО СТАНУ ПРОБЛЕМИ

1.1 Сучасний стан епідемії COVID-19

У грудні 2019 року в Ухані, Китай, вибухнув новий тип коронавірусу під назвою COVID-19. У цих пацієнтів спостерігаються важкі симптоми пневмонії, включаючи лихоманку, втому, сухий кашель, дихальний дистрес та порушення смаку. Всесвітня організація охорони здоров'я оголосила спалах COVID-19 надзвичайною ситуацією в галузі охорони здоров'я міжнародного значення 30 січня 2020 року та оцінила 11 березня 2020 року, що хвороба COVID-19 має пандемічну особливість. Середній інкубаційний період вірусу оцінюється у 5,2 доби, що означає, що якщо пацієнт не проявляє симптомів протягом інкубаційного періоду, буде дуже легко поширити хворобу у світі повітряним транспортом [1]. Згідно з медичними даними, COVID-19 є несегментованим, огорнутим, праведним одноцепочечним вірусом рибонуклеїнової кислоти і належить до сімейства коронавірусів [2].

В даний час шість типів коронавірусів визначені основними причинами захворювань людини: чотири з них викликають легкі респіраторні симптоми, а інші два - коронавірус Близькосхідного респіраторного синдрому (MERS) та коронавірус важкого гострого респіраторного синдрому епідемія з високою смертністю. Станом на 24 квітня 2021 року зареєстровано понад 145 мільйонів підтверджених випадків у 192 країнах та регіонах світу, а понад 3,091 мільйона пацієнтів померли. Епідемія все ще поширюється. Оцінюване значення смертності від цієї хвороби дуже різниться в різних країнах світу. Станом на 8 лютого 2021 р. Спостерігається рівень смертності від цієї хвороби в більшості країн становить від 0,5% до 5,0%, а загальносвітовий попередньо переглянутий рівень летальності становить близько 2,9%. Загальні симптоми захворювання включають лихоманку, кашель, втома, задишку та втрату смаку та запаху. Хоча більшість людей мають слабкі симптоми, у деяких людей може розвинутися гострий респіраторний дистрес-синдром через цитокінові бурі, поліорганну недостатність, септичний шок та тромбоз. Час від зараження до появи симптомів зазвичай становить близько 5

днів, але інкубаційний період може становити від 2 до 14 днів. Вірус в основному поширюється через виділення з рота та носа, включаючи краплі дихання від кашлю, чхання та розмови. Ці краплі, як правило, не проходять великі відстані в повітрі. Однак люди, які стоять поруч, можуть заразитися вдиханням цих крапель. Люди також можуть заразитися, торкаючись забруднених поверхонь, а потім торкаючись рота, носа, очей та обличчя. У закритому просторі він також може поширюватися аерозолями, які можуть тривалий час зависати в повітрі. Найбільш заразний у перші три дні після появи симптомів, хоча може поширюватися до появи симптомів та у безсимптомних людей. Дослідження показали, що близько 40%-45% пацієнтів безсимптомно інфіковані. Стандартний метод діагностики - це ланцюгова реакція полімеразної зворотної транскрипції (RT-PCR) мазків носоглотки. CT грудної клітки також може допомогти діагностувати осіб, які мають підозру на зараження, на основі симптомів та факторів ризику. Запропоновані заходи щодо запобігання зараженню включають часте миття рук, соціальне дистанціювання від інших, ізоляцію та карантин, закриття носа та рота під час кашлю та уникання дотику до очей, носа та рота. Носіння масок у громадських місцях може дуже ефективно зменшити ризик передачі. Місцева передача захворювання відбулась у більшості країн у всіх шести регіональних відділеннях Світової організації охорони здоров’я. Генеральний секретар Організації Об'єднаних Націй Гутерріш вважає, що епідемія COVID-19 є найсильнішою кризою, з якою стикається людство з часів Другої світової війни. З метою карантину та запобігання розповсюдженню вірусу відповідні установи та лікарні в даний час зазвичай використовують такі методи тестування на COVID-19 для скринінгу потенційних пацієнтів та управління популяціями з високим ризиком.

1.2 Метод виявлення COVID-19

Метод виявлення:

1. Test Тестовий папір на IgM / IgG (метод колоїдного золота) ; Специфіка: попередній скринінг на широкий спектр коронавірусу time Час

виявлення: 10 хвилин ； Помилковий позитивний показник: високий ； Статус застосування：(1) Подальші випробування слід поєднувати з виявленням нуклеїнової кислоти; (2) Відставання від виявлення нуклеїнової кислоти;

2. RT-PCR (кількісне визначення флуоресценції зворотної транскрипції в режимі реального часу); Специфічність: висока ； Час виявлення ： 2 ~ 3 години ； Помилково позитивний показник ： відносно низький status Статус застосування: Основний тест, деякі пацієнти є хибнонегативними, чутливість 30% ~ 85%, чутливість 200 копій / мл;

3. Виявлення CT: Специфічність ： Клінічний золотий стандарт ； Час виявлення ： 1 година ； Помилковий позитивний показник ： низький status Статус застосування ： Покладаючись на професійних лікарів, рівень штучності інтелекту має точність 96%, покладаючись на обладнання, публічний скринінг нереальний;

4. Метод виявлення CRISPR: Специфічність: Підлягає вивченню ； Час виявлення: Протягом 1 години ； Помилково позитивний показник: Може пропустити ціль ； Статус програми: Його чутливість ще не перевірена, з 0-100 копіями вірусу на мікролітр;

5. Тест на антитіла POCT: Час виявлення: 15 хвилин; Статус заявки: Швидка швидкість, дороге обладнання, обмежені виробничі потужності;

6. Ізотермічна ампліфікація із зворотною транскрипцією (RT-LAMP) та RT-LAMP у реальному часі: Специфічність: висока ； Час виявлення ： Десять хвилин ； Статус застосування: Більш складний, ніж PCR, із залученням кількох пар праймерів;

7. Метод цифрової PCR: Специфічність: висока ； Час виявлення ： 2 ~ 3 години ； Помилковий позитивний показник: відносно низький status Статус програми: Низька пропускна здатність, висока ціна, повільна швидкість, менша кількість приладів та вища чутливість, ніж RT-PCR;

8. Послідовність цілого генома; Специфічність : висока ; Час виявлення : Довший час ; Статус програми : Він відіграє важливу роль у відстеженні вірусів та епідеміологічних дослідженнях, з відносно низькою чутливістю обсяг_ збільшення вмісту_ частки копії; Серед багатьох методів карантину, карантин CT, як інноваційний та високотехнологічний метод карантину, був популярний серед практикуючих фахівців з контролю за інфекційними захворюваннями та радіології в рамках цієї епідемії COVID-19 серед компаній, що працюють у галузі AI, та техніків AI. З іншого боку, це відкрило нове поле бою для зростаючого карантину лікарні та профілактики та лікування C0VID-19, що відносно зменшило навантаження на лікарів та покращило ефективність роботи.

1.3 Виявлення CT, CXR за допомогою AI

Поточний стан технології AI, що застосовується до COVID-19

Через жорстокий COVID-19 багато країн та регіонів не усвідомили сильної передачі вірусу на початковій стадії, що призвело до вибухового зростання попиту на карантин. Звичайні медичні методи боротьби з розповсюдженням вірусу не можуть бути виконані. Таким чином, обстеження та нові методи медичного тестування та ведення пацієнтів у поєднанні з технологією штучного інтелекту високо оцінюються медичними працівниками, службами охорони здоров’я та центрами контролю захворювань у країнах та регіонах з важкими епідеміями та поганими медичними умовами. Ця технологія широко використовується в наступних областях: інтелектуальна сегментація мультимодальних зображень COVID-19, виявлення уражень, аналіз зображень та оцінка після затвердіння [3-5]. У той же час, у процесі досліджень та розробок таких продуктів також були виявлені загальні проблеми, які терміново потребують вирішення продукти AI, такі як високоякісні набори медичних даних та стандартне маркування, атрибуція та застосування даних, технологія AI інновації та клінічна перевірка товару.

Надзвичайний попит на технологію AI

З чисто медичної точки зору діагноз COVID-19 базується на тесті на нуклеїнові кислоти та позитивному результаті. Однак радіологія також відіграла важливу роль у виявленні уражень легенів та оцінці розміру, обсягу, тяжкості та розвитку уражень [6-7]. Основною проблемою фронтової карантинної роботи та клінічного лікування хворих на COVID-19 є читання та аналіз великої кількості зображень CT та CXR за короткий проміжок часу. Кількість пацієнтів стрімко зросла за короткий проміжок часу, і довготривала високоінтенсивна робота та діагностика), безсумнівно, є величезною проблемою для лікарів-візуалістів. Тому особливо важливо досягти швидких і точних суджень у галузі візуалізації за допомогою AI.

1. Візуалізація та клінічні потреби в основному включають:

(1) інтелектуальне сканування; (2) Пошук ураження та визначення місця ураження; (3) Розрахунок відношення розміру ураження до нормальної легеневої тканини; (4) Судити про тип ураження, такий як ущільнення, шліфовані скляні тіні тощо; (5) Проаналізуйте взаємозв'язок захворювання із бронхами та легеневими судинами; (6) Уточнити природу захворювання, наприклад вірусну пневмонію, бактеріальну пневмонію тощо; (7) Проаналізуйте результат та процес еволюції та автоматично порівняйте ріст та спад ураження; (8) Оцініть, чи легенева судина має тромбоз.

2. Інженерні питання включають:

(1) автоматичне вилучення, сегментацію, реєстрацію та обчислення нормальної легеневої тканини та уражень; (2) Розрахунок різних властивостей ураження на основі різниці щільності; (3) На основі нормальних зображень та зображень уражень 3D-моделювання включає: розрахунок та візуалізацію часток легенів, часток легенів, загального об'єму легенів та властивостей ураження; (4) ураження на основі зображень та легеневі судини, сегментація бронхів, обчислення та візуалізація тощо.

Сучасний стан клінічного застосування продуктів COVID-19 AI

Світові медичні, науково-дослідні установи та компанії, пов'язані з AI,

провели термінові дослідження та розробки в області інтелектуального сканування, швидкої діагностики та оцінки захворювань, маючи на меті зменшити кількість контактів і поширення, своєчасне сортування, встановлення пріоритетів, кількісну оцінку, ранню діагностику, прогнозування захворювань та оцінка ефективності. Це допомагає клініцистам діагностувати та лікувати науково швидко та ефективно, і дотепер досягнуто хороших результатів.

1. Інтелектуальне сканування AI: технологія CT, що допомагає AI, на даний момент може реалізувати інтелектуальне позиціонування, точну ідентифікацію та персональний контроль дози сканування. Його автоматична система моніторингу може підтвердити діапазон сканування грудної клітки пацієнта за допомогою розпізнавання постави людського тіла та реалізувати автоматичне позиціонування, так що радіаційний технік не має нульового контакту з пацієнтом, мінімізує прямий контакт між медичним техніком та пацієнтом і значно знижує ризик перехресної інфекції [8]. Після завершення початкового позиціонування технологія CT за допомогою AI може швидко сканувати та автоматично витягувати діапазон поля легенів у позиціонуючому зображенні за допомогою технології сегментації та точно визначати діапазон сканування, зменшуючи тим самим непотрібне випромінювання в процесі сканування. Інтелектуальний режим kV реалізує автоматичне регулювання kV для пацієнтів з різними індексами маси тіла та забезпечує найнижчу дозу опромінення, яка відповідає діагностичним вимогам.

2. Діагностика, що допомагає AI: AI може допомогти рентгенологам у швидкій діагностиці COVID-19, включаючи виявлення уражень легенів, та попереднє виявлення COVID-19, поширеної позалікарняної пневмонії та деяких інших вірусних пневмоній, а також можливість вихідного діагнозу [5, 9]. В даний час площа під кривою ROC для диференціальної діагностики деяких моделей AI зображення COVID-19 може досягати 0,95, чутливість перевищує 90%, а специфічність і точність перевищують 84%; рентгенологи

можуть розрізняти COVID-19 та інші за допомогою AI. Ефективність пневмонії значно вища, ніж лише при діагностиці AI (чутливість - 88%, 79%, специфічність - 91%, 88%, точність - 90%, 85%) [4, 10]. В даний час у сценаріях застосування клінічної практики більшість моделей можуть бути використані для виявлення та кількісного аналізу пневмонії, але вони ще не можуть досягти мети точного розмежування типів вірусної пневмонії. Оптимізація подальшого навчання, клінічна перевірка та багато іншого для технології AI та дослідження інтерпретації самого глибокого навчання.

3. Оцінка стану AI та оцінки ефективності: AI може точно розрахувати об'ємне відношення уражень COVID-19 в легенях та щільність уражень, а під час багаторазових спостережень може точно вказувати на зміни стану та оцінювати ефективність і прогноз пацієнта. Сучасні результати досліджень показують, що існують суттєві відмінності у відсотках уражень легенів у пацієнтів з різною клінічною тяжкістю, і спостерігається тенденція до зростання із покращенням тяжкості захворювання[11]. AI може бути використаний для моніторингу прогресування захворювання та розуміння особливостей розвитку часу уражень COVID-19; водночас це зменшує суб'єктивність рентгенологів порівнювати CT та CXR грудної клітки до та після лікування, що сприяє точній оцінці ефекту лікування пацієнтів.

4. Радіоміка у поєднанні з AI та застосуванням клінічної інформації: У ряді досліджень були встановлені прогнозні моделі, що базуються на клінічних, лабораторних та візуалізаційних даних пацієнтів, які вперше потрапили в організм, для оцінки прогнозу пацієнтів із COVID-19 та раннього попередження важких та критичних пацієнтів. Результати показують II. Модель прогнозування має велике значення для раннього виявлення важких та критичних пацієнтів та зменшення смертності важких та критичних пацієнтів [12]. Дослідження Sun та співавт [13-14].показали, що клінічна цінність чистого зображення візуалізації, чистого AI чи чистої клінічної інформації обмежена. Відповідна комбінація обох препаратів перед скринінгом на COVID-19 може покращити діагностику AI. Частка

застосувань у реальних клінічних сценаріях. В даний час повідомляються моделі прогнозування ризику смерті, прогресування тяжкої хвороби або тривалості перебування у пацієнтів з COVID-19, будь то суто клінічні та лабораторні дані або комбінація характеристик CT-зображення та відсотка ураження пневмонії через великі відмінності в параметрах зарахування Існує значне відхилення ефекту прогнозування, тому ці моделі прогнозування потребують подальшої перевірки для клінічного використання [15].

Спираючись на ідею клінічного діагнозу, більшість продуктів AI від COVID-19 спочатку виявляють на зображенні ознаки, пов’язані з пневмонією, такі як шліфоване скло або тверді вузлики, а потім сегментують легеневі частки та сегменти легенів для більш точного визначення пневмонії. Розташування, допоміжна диференціальна діагностика шляхом вилучення зображень оміків або особливостей глибокого навчання. Зазвичай використовувані моделі сегментації в основному включають мережі кодування та декодування, такі як U-Net, U-Net ++ та VB-Net. Використовувані методи позиціонування та сегментації включають нейронні мережі, такі як Res-Net, і традиційне машинне навчання, таке як підтримка векторних машин, випадкові ліси [16]. Що стосується сегментації регіону пневмонії, сучасний популярний контрольований алгоритм навчання повинен позначити область пневмонії на зображенні CT, щоб навчити модель алгоритму автоматично сегментувати нове зображення [17]. Через трудомістку та копітку роботу по маркуванню пневмонії та відносно обмежені ресурси під час COVID-19 багато дослідників пропонували відповідні рішення, такі як метод "людина в циклі" [18]. Цей метод встановлює початкову модель на основі невеликого обсягу даних та анотацій, використовує початкову модель для попередньої анотації нових даних, а потім вручну її модифікує, що значно економить час. Після декількох раундів швидкої ітерації модель може досягти певної продуктивності. У той же час було застосовано декілька зразків навчання, навчання під слабким контролем, навчання за допомогою трансферу та конфронтація [19]. Для того, щоб

отримати хороший ефект диференціальної діагностики, метод нейронної мережі зазвичай приймає результат сегментації області пневмонії як багатоканальний вхід або використовується для екстракції області кандидата. Останні дослідження показують, що пневмонія використовується як зона уваги, а діапазон уваги мережі обмежений функцією втрат, що добре впливає на поліпшення ефекту класифікації та інтерпретації мережі [20].

Розробка продуктів AI не тільки спирається на вдосконалення алгоритмів, але й високоякісна база даних для навчання зображень COVID-19 також є ключем до моделювання AI. В даний час більшість медичних даних, що використовуються для навчання продуктам AI, походять від одноцентрових даних співпрацюючих підрозділів та баз даних з відкритим кодом в Інтернеті. Однак недостатній обсяг вибірки, відсутність зовнішньої та перспективної перевірки та інші проблеми зменшили якість та кількість навчальних даних. Більшість досліджень алгоритму COVID-19 мають проблеми з дисбалансом зразків, головним чином через різноманітність представлення зображень хвороби та невідповідні параметри CT та КРР. Оскільки поінформованість про хворобу COVID-19 поглиблюється, до навчального набору потрібно додати різноманітні прояви CT та ХХР. Крім того, обладнання CT кожного закладу неоднакове, а параметри параметрів, такі як товщина зрізу, інтервал зрізів, розмір зображення та метод реконструкції зображень під час сканування CT, також різні, що ще більше збільшує внутрішню неоднорідність даних тренувань. Тому для різних характеристик CT-зображень та параметрів візуалізації збір достатньо репрезентативних зразків є важливим для підвищення точності та узагальнення моделі. На додаток до диверсифікації включення даних, стандартизовані та точні анотації даних також є ключовим фактором у навчанні моделей. Теоретично необхідно точно розмежувати краї пошкоджень COVID-19 та уникати таких місць, як кровоносні судини. Однак поширені ураження пневмонією COVID-19 - це переважно лускаві тіні, і їх межі часто розмиті. Вручну окресліть ураження для сегментації зображень. Маркування є сильно суб'єктивним та погано

повторюваним, що вплине на ефективність алгоритму AI для сегментації зображень пневмонії та матиме прямі несприятливі наслідки для подальшого кількісного аналізу та оцінки тяжкості. У світі існує безліч загальнодоступних наборів даних зображень COVID-19. Однак ці загальнодоступні набори даних мають невеликий обсяг вибірки та низьку якість зображення, що важко задовольнити потреби у навчанні надійних моделей AI. Наприклад, Монреальський університет у Канаді експортував рентгенівські промені, що з'являються в публічно опублікованих або попередньо надрукованих роботах за допомогою технології матування, для створення набору даних рентгенівського COVID-19. Однак якість роздільної здатності зображення та інша якість значно знижуються, коли папір перетворюється у формат PDF. Італійське товариство медицини та інтервенційної радіології опублікувало 110 CT-зображень, але набір даних не у форматі DICOM, а перетворений у формат JPG, втрачаючи багато корисної інформації. (Це питання буде згадано далі в цій статті) BSTI (Британське товариство торакальних зображень) також опублікувало загальнодоступний набір даних, але цей набір даних обмежений викладанням та переглядом в Інтернеті, і його не можна завантажувати чи використовувати для наукових досліджень. Оскільки епідемія COVID-19 генерує все більше і більше медичних даних, стандартизований збір даних та управління якістю великої кількості даних, побудова стандартної інтеграції даних COVID-19 є головним пріоритетом. Створений набір даних повинен повністю враховувати різноманітність джерел даних, а набір даних повинен бути репрезентативним і містити складні вибірки. Потрібно враховувати багато факторів, зокрема: (1) диверсифікація джерел даних. Такі як джерело COVID-19 у зонах високого ризику та районах, що не мають високого ризику, репрезентативні клінічні установи в різних регіонах та на різних рівнях, а також обладнання для збору з різними та різними параметрами збору. (2) Зміст даних різноманітний. Зміст даних включає клінічні дані, дані моделювання тощо (3) Стандартизація формату даних. Встановити стандартні специфікації щодо формату даних,

протоколу передачі даних, попередньої обробки даних, проектування набору даних, управління якістю набору даних та оцінки тощо (4) Стандартизація маркування даних. Встановіть стандартні специфікації для правил маркування даних, проектування процесу маркування, управління персоналом маркування, контролю якості процесу

Таким чином, ця епідемія забезпечує реальні сценарії посадки медичних технологій AI, а розробка та застосування програмного забезпечення AI для COVID-19 також була визнана клінічною практикою. У той же час існують також деякі недоліки, такі як висока чутливість, але низька специфічність для ідентифікації легеневих запальних уражень COVID-19; недостатня сегментація ранніх уражень, комбінований плевральний випіт та ураження у фазі всмоктування, пропущений діагноз або недостатнє вимірювання тощо. Модель потребує подальшої настройки. Інновація нової технології AI стане рушійною силою розвитку AI, що допоможе дослідженню та розробці продуктів AI. На постепідемічній стадії існуюча модель AI COVID-19 повинна додатково навчати різні типи даних про пневмонію, включати клінічні дані, встановлювати систему скринінгу та раннього попередження AI та забезпечувати більш повне застосування у профілактиці та контролі громадськості оздоровчі заходи. У той же час, старі проблеми, що перешкоджають розвитку технології штучного інтелекту медичних зображень, такі як придбання та стандартизація високоякісних медичних великих даних, володіння даними та відкритими програмами та вимоги до доступу до продуктів, ще більше привернули увагу уряду департаментів і, як очікується, буде стандартизовано в майбутньому рішення.

2 МЕТОДИ ДІАГНОСТУВАННЯ

2.1 Виявлення випадків COVID-19 на зображеннях CXR

Які характеристики зображення пацієнта на фотографіях CXR та CT?

Особливості тестування на візуалізацію COVID-19: аномалії візуалізації можна спостерігати під час огляду пацієнта за допомогою торакальної томографії. На легенях пацієнтів раннього віку спостерігатимуться численні невеликі нерівні тіні та інтерстиціальні зміни, які очевидні поза легенями. Після розвитку у пацієнтів із пневмонією спостерігалося безліч уражень шліфованого скла та інфільтратів в обох легенях. У важких випадках він надалі переросте у вторинні прояви візуалізації консолідації частки або частки, а плевральний випіт рідкісний [21]. Деякі пацієнти можуть мати ранню типову консолідацію легенів на комп'ютерній томографії, коли тест на полімеразну ланцюгову реакцію зворотної транскрипції (RT-PCR) є негативним [22]. Комп'ютерна томографія грудної клітки: При обстеженні комп'ютерної томографії грудної клітки можуть бути ще три загальні прояви, а саме: 1. Ураження грунтового скла з основною периферією з обох сторін: близько 90%; 2. Судинне потовщення легенів: близько 59%; 3. Тонка сітчаста непрозорість: близько 56% [23]; Наступні три прояви відносно рідкісні при COVID-19, і слід враховувати інші можливості пневмонії: Збільшення лімфатичних вузлів: близько 3%; Плевральний випіт: близько 4%; зображення змінюється в основному навколо центру: близько 14%; потовщення плеври: близько 15% [23].За результатами досліджень, основним режимом зображення є помутніння матового скла, яке зрідка консолідує периферію. Випадків плеврального випоту та збільшення лімфовузлів у всіх пацієнтів не було. Пацієнт показав, що помутніння шліфованого скла поступово переросло в консолідацію, і подальша роздільна здатність повітряного простору змінилася. Шліфоване скло та комбінована непрозорість можуть бути помітні на CT, а іноді не можуть бути виявлені на рентгені грудної клітки, що вказує на те, що CT є більш чутливим методом візуалізації для дослідження. Висновок: Легеневий прояв інфекції COVID-19 в основному

характеризується помутнінням меленого скла. Дослідження підтвердили, що у пацієнтів з інфекцією COVID-19 помутніння скла та консолідація легенів стали візуальними ознаками. Крім того, існують тверді легеневі вузли, кавітація, плевральний випіт та лімфаденопатія середостіння / гоміл. Набряків зазвичай не спостерігається. Всі дослідження продемонстрували послідовні висновки, причому двосторонні шліфовані скла та консолідація були найпоширенішими висновками на CT та CXR. Перехресне дослідження також виявило, що помутніння легенів є переважним. Хоча існує багато потенційних упереджень, пов'язаних з відбором пацієнтів та ретроспективами досліджень, результати дослідження вказують на те, що CXR може не мати чутливості для розпізнавання певних проявів інфекції COVID-19 у легенях, що очевидно при CT. На рентгенограмах легенів пацієнтів із COVID-19 різниця між зображеннями CXR та CT в основному відображається у:

1. Порівняно з CT, щільність шліфованого скла CXR менш чутлива при виявленні хвороби легенів COVID-19, а його вихідна чутливість до CXR, як повідомляється, становить 69% [28]. Найбільш поширені результати CXR та CT, про які повідомляли для COVID-19, включали тверді легені та помутніння шліфованого скла.

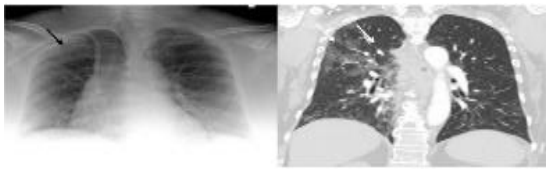


Рис 1.1 Портативний CXR (ліворуч) з неясною туманною щільністю у правій верхній частці (біла стрілка), що відповідає помутнінням шліфованого скла (чорна стрілка) на корональному зображенні 、 від CT із посиленою контрастністю (праворуч), виконаної того ж дня

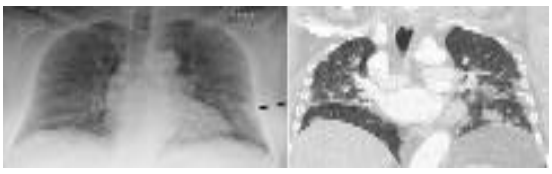


Рис 1.2 CXR (ліворуч) з нерівними периферичними лівими помутніннями легенів (чорна стрілка), що відповідає помутнінням шліфованого скла (біла стрілка) на корональному зображенні на контрастній сучасному CT грудної клітки (праворуч).



Рис 1.3 CXR (ліворуч) із сітчастою та туманною помутнінням лівої нижньої частки (чорна стрілка) у пацієнта з COVID-19. Подібні висновки є на корональному CT того ж дня (праворуч).

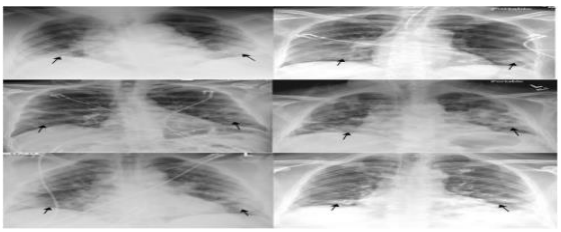


Рис 1.4 CXR (ліворуч) з тонкими чітко визначеними туманними помутніннями праворуч (чорні стрілки), більшими за ліві легені у пацієнта з COVID-19. Результати легше оцінити на наступних CT того ж дня (праворуч).

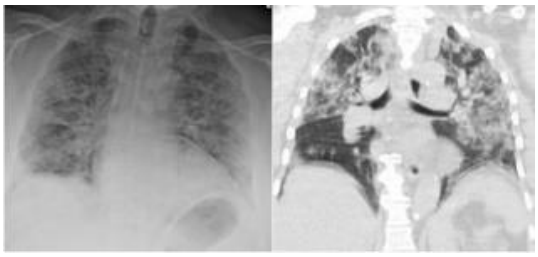


Рис 1.5 Шість різних пацієнтів із різним ступенем пневмонії COVID-19, переважно вражаючи нижню зону легенів (чорні стрілки) двобічно на CXR.

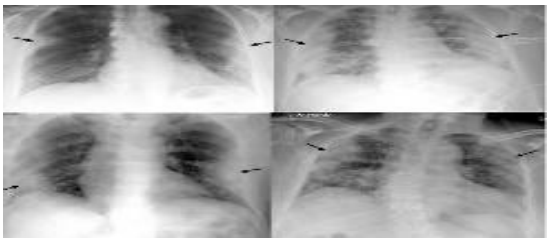


Рис 1.6 Чотири різні пацієнти з різним ступенем пневмонії COVID-19 на CXR, переважно вражаючи периферичні легені двобічно (чорні стрілки).



Рис 1.7 CXR (ліворуч) та подальше корональне зображення з CT грудної клітки (праворуч), проведене у пацієнта з COVID-19 та дифузним шліфованим склом та консолідаційною непрозорістю по обох легенях.

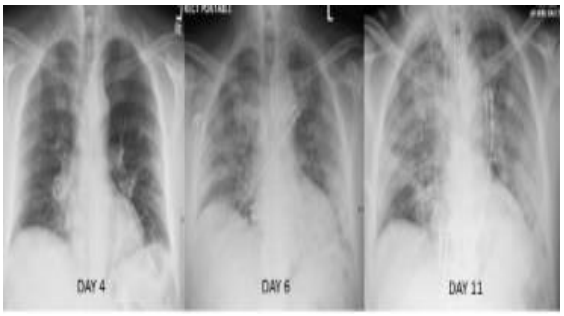


Рис 1.8 Два різних інтубірованих пацієнта з інфекцією COVID-19 та дифузною помутнінням легенів.

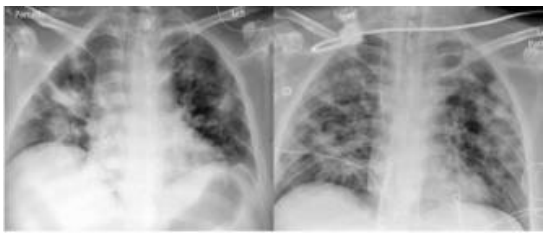


Рис 1.9 Серійні рентгенограми протягом 7 днів у пацієнта з інфекцією COVID-19, що відображає прогресування дифузного захворювання легенів, що в кінцевому підсумку вимагало інтубації.



Рис 1.10 Серійні рентгенограми грудної клітки іншого пацієнта з інфекцією COVID-19, розділені на 6 днів, що відображають прогресування дифузного захворювання легенів, що вимагає інтубації.

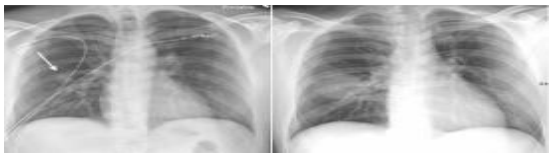


Рис 1.11 Серійні рентгенограми грудної клітки пацієнта з COVID-19 з дифузною помутнінням легень (ліве зображення) з інтервальною кавітацією (ліві зображення білими стрілками) та напруженим пневмотораксом (праворуч чорна стрілка). Потім було проведено успішне розміщення грудної трубки (не показано).



Рис 1.12 Унікальний випадок швидко збільшеного правого вузлика легені (зображення ліворуч, біла стрілка) протягом 5 днів. Подальша бронхоскопія із забором тканин виявила зараження COVID-19.

Щільність заземленого скла, яка спостерігається на CT, зазвичай може мати кореляцію, але виявити цю кореляцію на CXR важко (рис 1.1, 1.2). Як правило, на стандартному CXR легше помітити сітчасту каламутність, яка супроводжує зону загасання шліфованого скла (рис 1.3). У деяких випадках туманна непрозорість легенів на CXR іноді може стати дифузною, що ускладнює ідентифікацію (рис 1.4).

2. Консолідація двосторонніх нижніх часток На відміну від набутої в громаді бактеріальної пневмонії (одиночна та одиночна [25]), COVID-19 та інші вірусні пневмонії, як правило, спричиняють помутніння легенів більше ніж в одній частці. Виявлення мультифокальної хвороби повітряного

простору на CXR може бути важливим ключем до пневмонії COVID-19. Ранні дослідники COVID-19 помітили, що захворювання повітряного простору, як правило, має низький розподіл легенів і найчастіше зустрічається з обох сторін [24] (рис 1.5).

3. Однією з найбільш унікальних та дещо особливих особливостей пневмонії COVID-19 є висока частота ураження периферичних легенів, що зазвичай відображає інші запальні процеси, такі як пневмонія тканин. Чунг та ін. Повідомляється, що 33% CT грудної клітини COVID-19 мають периферичний розподіл легенів [26], Нг та ін. Повідомляється, що частота CT грудної клітки ще вища, досягаючи 86% [27]. Така периферична непрозорість легенів також часто мультифокальна, нерівна або зливається, і її легко можна ідентифікувати на CXR (рис 2.6).

4. Дифузна помутніння легень у пацієнтів із дифузним захворюванням повітряного проміжку COVID-19 має подібну картину CXR (рис 1.6,1.7) Інші великі інфекційні або запальні процеси, включаючи гострий респіраторний дистрес-синдром (ARDS). Коли захворювання легенів вражає більшу частину легеневої паренхіми, пацієнт, як правило, гіпоксичний і потребує механічної інтубації (рис 1.8). Помутніння легенів може швидко перерости в дифузну комбіновану або консолідовану форму протягом 1-3 тижнів після появи симптомів [28,29], і зазвичай досягає піку приблизно через 6-12 днів після першого клінічного візиту (рис 1.9, 1.10).

5. Непоширені результати CXR. Згідно з повідомленнями, у пацієнтів з інфекцією COVID-19 плевральний випіт надзвичайно рідко зустрічається при CXR та CT, і найчастіше виявляється пізніше в процесі захворювання [30]. Легенева кавітація та пневмоторакс також рідкісні у пацієнтів із COVID 19 [34], але вони можуть виникати (рис 1.11). Дотепер у літературі не було повідомлень про місцеві великі вузлики (рис 1.12). В одному випадку [31] описана дифузна підшкірна емфізема грудної стінки та пневмонія середостіння у разі зараження COVID-19 після інтубації. Це явище також повідомлялося в середовищі зараження вірусом H1N1 [32]. Це сталося у

кількох пацієнтів. Потенційні механізми включають поточну рекомендовану установку високого позитивного тиску на кінці видиху (PEEP) для пацієнтів з вентиляцією, що провітрюються, із COVID-19 на основі ефекту Макліна, що призводить до розриву альвеоли, що призводить до інтерстиціальної емфіземи [33]. У важких випадках дифузне пошкодження альвеол може також спричинити розрив альвеоли. Точний механізм потребує подальшого розслідування.

2.2 Наукова основа для скринінгу COVID-19 за допомогою CT та CXR

Хоча технологія CT та технологія штучного інтелекту не можуть суворо довести свою інтерпретацію з суто медичної точки зору чи інформатики. Однак дослідження показали, що існує позитивна кореляція між тестами CT та ПТ-PCR наступним чином [34]:

Серед 1014 пацієнтів, які використовують технологію CT, 59% (601/1014) мали позитивні результати RT-PCR, тоді як 88% (888/1014) мали позитивні результати CT грудної клітки. Тобто існує позитивна кореляція між тестами CT та PT-PCR. Серед пацієнтів з негативними результатами RT-PCR 75% (308/413) мали позитивну CT грудної клітки. Серед 308 випадків 48% вважалися високоімовірними, а 33% - вірогідними. За допомогою послідовного аналізу RT-PCR та аналізу CT середній інтервал між початковими негативними та позитивними результатами RT-PCR становив 5,1 ± 1,5 доби; середній інтервал між негативними та позитивними результатами подальшої RT-PCR становив 6,9 ± 2,3 доби. 60% ~ 93% підтверджених випадків та позитивні результати RT-PCR мають CT-тест, що відповідає COVID-19. Висновок: CT грудної клітки дуже чутлива до діагнозу COVID-19. CT грудної клітки можна розглядати як ефективний засіб виявлення в основних районах поточної епідемії COVID-19.

Існує кілька переваг використання зображень CXR для скринінгу COVID-19 на тлі глобальної пандемії COVID-19, особливо в районах з обмеженими ресурсами та районах, що сильно постраждали:

1.Швидке тестування: візуалізація CXR забезпечує швидке тестування пацієнтів із підозрою на COVID-19 і може проводитися паралельно вірусному тестуванню (що вимагає часу), щоб допомогти полегшити велику кількість пацієнтів, особливо в найбільш постраждалих районах, де вони закінчились потужності (наприклад, Нью-Йорк, Іспанія та Італія), або навіть як самостійний, коли вірусне тестування не є можливим (низькі запаси). Крім того, візуалізація CXR може бути досить ефективною для проведення сортування в географічних районах, де пацієнтам пропонується залишатися вдома до появи розвинених симптомів (наприклад, Нью-Йорк), оскільки аномалії часто спостерігаються під час презентації, коли пацієнти підозрюють COVID-19 прибути на клінічні сайти [35].

2. Доступність та доступність: Зображення CXR легко доступне та доступне у багатьох клінічних центрах та центрах візуалізації, оскільки воно вважається стандартним обладнанням у більшості систем охорони здоров'я. Зокрема, CXR-зображення є набагато легше, ніж CT-зображення, особливо в країнах, що розвиваються, де CT-сканери є надто низькими через високі витрати на обладнання та обслуговування.

3.Переносимість: Існування портативних систем CXR означає, що візуалізація може виконуватися в ізоляційній кімнаті, що значно зменшує ризик передачі COVID-19 під час транспортування до фіксованих систем, таких як CT-сканери, а також у кімнатах, де розміщені нерухомі зображення система [35].

Однак одне з найбільших вузьких місць - необхідність радіологів інтерпретувати рентгенологічні зображення, оскільки візуальні показники можуть бути дуже тонкими. Тому автоматизовані системи діагностики можуть допомогти рентгенологам швидше та точніше інтерпретувати рентгенологічні зображення для виявлення випадків COVID-19. Ці три пункти підходять для більшості країн, що розвиваються, та країн із високим ризиком та регіонами з недостатніми медичними системами та серйозним поширенням епідемії.

2.2.1 В контексті пандемії COVID-19, роль візуалізації грудної клітки в лікуванні пацієнтів

Поширення COVID-19 є неоднорідним, що призводить до епізодичного передавання в деяких районах, відносно мало пацієнтів з COVID-19 госпіталізовано, тоді як передача від громади в інших районах призвела до великої кількості серйозних випадків. У цих районах надання медичної допомоги було порушене та скомпрометоване критичними ресурсними обмеженнями діагностичних тестів, лікарняних ліжок, вентиляторів та медичних працівників, які загострюють вірусні інфекції через відсутність засобів індивідуального захисту. Хоча легкі випадки подібні до поширених вірусних інфекцій верхніх дихальних шляхів, з розвитком захворювання дисфункція дихальних шляхів стала основним джерелом захворюваності та смертності. Ми повинні використовувати не лише технологію візуалізації грудної клітини в поєднанні з технологією штучного інтелекту CXR та CT як ключовий інструмент для діагностики та лікування захворювань легенів, але також застосовувати її для управління у багатоваріантному контексті (тяжкість респіраторних захворювань, прогнозування ймовірності), захворювання фактори ризику прогресування та ключові обмеження ресурсів). Для вирішення цієї проблеми члени мультидисциплінарної групи, що складається з рентгенологів та пульмонологів з 10 країн / регіонів, мають досвід управління пацієнтами з COVID-19 у різних медичних середовищах і представлені у трьох різних факторах ризику, умовах громади та обмеженості ресурсів. . На основі очікуваної цінності інформації, яка передбачається надати торакальну візуалізацію, група експертів оцінила 14 ключових питань, що відповідають 11 пунктам прийняття рішень за трьома сценаріями та трьома іншими клінічними ситуаціями. Ці сцени включають 11 різних вузлів, і візуалізація цих вузлів може надати клінічно здійсненну інформацію (рис 2.1-2.3) [36].

Необхідність спрощення ведення пацієнтів з COVID-19 стала як ніколи актуальною. Використовуйте рентген грудної клітки (біля ліжка) для

моніторингу прогресу захворювання. Ступінь тяжкості інфекції легенів COVID-19 (і пневмонії в цілому) можна оцінити для підвищення або погіршення стану лікування та контролю ефекту від лікування. Результати дослідження показують, що модель для вимірювання тяжкості легенів COVID-19 пройшла тест, має здатність виявляти стан інфекції та може бути використана для вдосконалення допомоги та контролю ефекту лікування, особливо в реанімації одиниця [37].

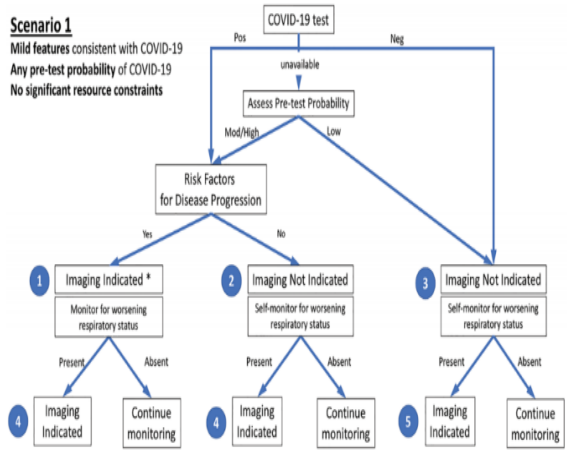


Рис 2.1

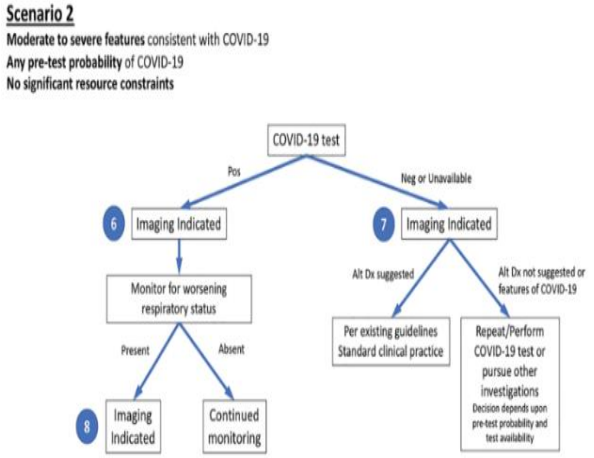


Рис 2.2

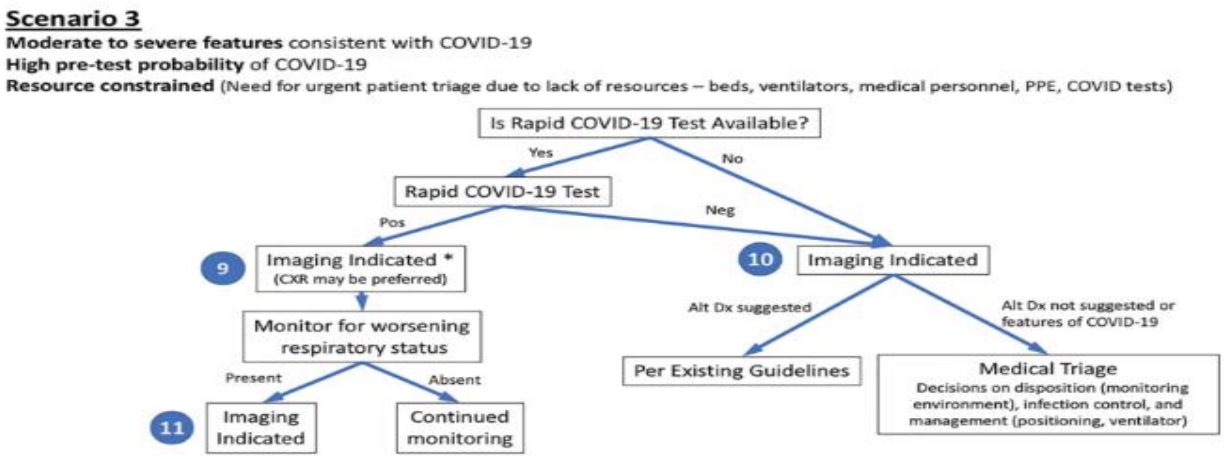


Рис 2.3

3 ВСТУП ДО ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ

3.1 Математичні принципи глибокого навчання

Довіра до глибокого навчання (чому ми можемо довіряти AI чи глибокому навчанню)

Ви робите рентген пацієнта і чекаєте, поки агент AI діагностує проблему. Через кілька хвилин AI повертає діагноз, який є явно неправильним, із рівнем довіри 98%. Що ти робиш? Скористайтеся шансом зробити повторну рентгенівську знімку або зверніться до консультанта?

AI часто сприймають як чорний ящик - ми не знаємо, як алгоритм робить те, що робить, але це частина того, що робить його таким ефективним; він не покладається на уявлення людей про те, що було б логічним способом побудови алгоритму. Але якщо AI працює неправильно, тоді нам потрібен рівень пояснень, щоб знати, як найкраще це виправити.

Працюючи над застосуванням відомих методів до цієї проблеми та їх оптимізацією, щоб кількісно визначити два типи математичної невизначеності, які є найбільш важливими для систем AI. Перший - алеаторична невизначеність, яка є природною випадковістю чи шумом, який ми не можемо (або не знаємо, як) зменшити всередині моделі. Це являє собою невизначеність через погані вхідні дані; можливо, рентгенівське зображення було розмитим, можливо, автономний транспортний засіб їхав в туманну ніч і не міг належним чином бачити дорожні знаки, або, можливо, на зображенні було якесь інше джерело шуму.

Другий - епістемічна невизначеність, яка в контексті AI стосується невизначеності, обумовленої моделлю. Можливо, модель не була навчена досить добре через обмежений набір даних, або, можливо, модель була навмисно спрощена, щоб зменшити вартість навчання. Невизначеність як скорочувана; ви можете заплатити ціну з точки зору складності обчислень, ви можете навчити більше і додати більше шарів, і, отже, зменшити невизначеність моделі, звичайно подбавши про те, щоб вона не стала надмірною, На відміну від вхідної невизначеності, в і в цьому випадку

нейронна мережа не може нічого зробити, окрім як просто повідомити, що її вхідні дані сумнівні, тому результати слід приймати з щіпкою солі.Використання різних усталених методів для кількісної оцінки невизначеності, включаючи ймовірність TensorFlow, розподіл ймовірності Logit та байєсівську статистику. Ідея полягає в тому, що ці кількісно визначені невизначеності можуть бути використані людиною або алгоритмом для вирішення, що робити далі. Наприклад, із наведеним вище рентгенівським сценарієм, якщо алеаторна невизначеність повертається вище певного рівня, технік може повторно зробити знімок. Якщо епістемічна невизначеність повернулася високо, людському експерту доведеться поглянути на зображення, і слід розглянути можливість подальшого навчання моделі.«Сьогодні будь-яка нейромережа просто сказала б, ось мій прогноз і мій рівень впевненості в цьому становить 50% або 70%. Тоді як ми хочемо також сказати, які ці дві різні невизначеності. Вартість обчислення дуже висока; робити [висновок] на краю дуже, дуже дорого ... є обмеження потужності та обчислень. Тож робота над методами для оптимізованого прискорення цих методів кількісного визначення на краю є настільки важливою ”.Скринінг Covid-19, заснований на даних медичної візуалізації (рентгенівські промені або CT), є одним із них [38].Ідея нового потоку процесів скринінгу Covid-19 з використанням пояснюваних досліджень AI. Сучасний скринінг Covid-19 базується на тестах полімеразної ланцюгової реакції (PCR), які використовують носовий мазок для виявлення генетичної інформації, пов’язаної з вірусом. Ці набори для випробувань є обмеженими, і результат може зайняти години, тоді як рентген та CT широко доступні і можуть забезпечити додаткову швидку техніку для тестування Covid-19. Пропонуючи додати пояснити здатність підвищити довіру до технології AI, що використовується для виявлення бактеріальної або вірусної пневмонії на знімках грудної клітки, тому це може бути використано для посилення PCR - тестування, де це необхідно [38]. Багато компаній, університетів, що використовують нейронні мережі для виявлення захворювань, абсолютно не є

новиною. Насправді багато лікарень у всьому світі вже використовують нейронні мережі. Що захоплює, це те, що пояснює фактор здібностей, який приносить певний рівень впевненості, що нейронна мережа не сліпо говорить про якийсь результат, але вона також може зробити певний рівень самоаналізу.

Принцип довіри до моделі глибокого навчання та її інтерпретація:

Довіра необхідна для ефективного управління. Взаємодія людей із системами машинного навчання та інтерпретація особистих прогнозів важливі для оцінки довіри. LIME, це модульний і розширюваний метод, який достовірно пояснює передбачення будь-якої моделі в інтерпретаційній формі. SP-LIME, цей метод може вибирати репрезентативні та непотрібні прогнози, надаючи користувачам загальний огляд моделі. Експерименти показали, що для експертів та непрофесійних користувачів інтерпретації корисні для різних моделей завдань, пов’язаних з довірою, у текстових та графічних доменах: визначають модель, оцінюють довіру, вдосконалюють модель недовіри та отримують уявлення про прогнози. Я сподіваюся, що більше шляхів майбутньої роботи можна дослідити за допомогою зрозумілості. Хоча як роз'яснення описуються лише розріджені лінійні моделі, структура підтримує дослідження різних сімейств пояснень, таких як дерева рішень. Буде цікаво побачити порівняльні дослідження з реальними користувачами. Однією з проблем, про яку не згадується, є те, як виконати крок відбору зображення, але думати про майбутнє. Агностицизм доменів та моделей дозволяє людям досліджувати різні програми, досліджувати потенційні можливості використання в галузі голосу, відео та медицини, а також системи рекомендацій. Він навіть досліджує теоретичні властивості (наприклад, відповідну кількість зразків) та обчислювальну оптимізацію (наприклад, використання розпаралелювання та обробки графічних процесорів), щоб надати критично точні пояснення в реальному часі, застосовні до будь-якої системи машинного навчання, що контролюється людиною.

• LIME, алгоритм, який може інтерпретувати будь-яке передбачення.

Класифікатор або регресор наближає його реалістично і має інтерпретовану модель локально.

• SP-LIME, приклад методу вибору представників, з інструкціями щодо вирішення проблеми "моделі довіри", реалізованої за допомогою оптимізації підмодуля.

• Комплексне оцінювання з імітованими та людськими предметами, де ми вимірюємо вплив пояснень на довіру та відповідні завдання [39].

3.2 Застосування глибокого навчання в розпізнаванні зображень;

3.2.1 Що таке розпізнавання зображень

Процес розпізнавання зображення узагальнений таким чином: 1. Збір інформації: Перетворення інформації, такої як світло або звук, в електричну інформацію за допомогою датчиків. Інформацією можуть бути двовимірні зображення, такі як текст, зображення тощо; це можуть бути одновимірні форми сигналу, такі як звукові хвилі, електрокардіограми та електроенцефалограми; це також можуть бути фізичні величини та логічні значення. 2. Попередня обробка: включаючи A \ D, бінаризацію, згладжування зображень, трансформацію, вдосконалення, відновлення, фільтрацію тощо, в основному відноситься до обробки зображень. 3. Вилучення та виділення ознак: Для розпізнавання зразків необхідно виділити та вибрати функції. Наприклад, зображення розміром 64x64 може отримати 4096 даних. Цей тип вихідних даних у просторі вимірювань можна трансформувати для отримання найкращих показників у просторі об'єктів. Ознаки, що відображають характер класифікації. Це процес вилучення та відбору ознак. 4. Створення класифікатора: Основна функція дизайну класифікатора полягає у визначенні правил судження за допомогою навчання, щоб рівень помилок був найнижчим при класифікації відповідно до цього типу правил судження. 5. Рішення щодо класифікації: класифікуйте розпізнані об’єкти у просторі ознак.

3.2.2 Доцільність розпізнавання CXR із використанням методів глибокого навчання.

Ключові кроки у ефективному плануванні догляду та лікування SARS-CoV-2

Рентген грудної клітки (CXR) зазвичай використовується для оцінки тяжкості SARS-CoV-2. Два важливі показники оцінки - це ступінь ураження легенів та ступінь помутніння. Система глибокого навчання була використана для оцінки автоматизованої (CXR) оцінки тяжкості SARS-CoV-2. Дані включали 130 CXR з позитивних випадків SARS-CoV-2 пацієнтів з дослідження Cohen1. Географічний діапазон та діапазон непрозорості були оцінені двома сертифікованими комісією рентгенологами грудної клітки (з більш ніж 20-річним досвідом роботи) та дворічною рентгенологічною ординатурою. Використовувана глибока нейронна мережа базується на архітектурі мережі COVID-Net. Незалежно вивчено 100 версій мережі (50 з яких використовувались для оцінки географічного діапазону, а 50 - для оцінки діапазону непрозорості, використовуючи випадкову підмножину CXR, досліджувану Коеном), використовуючи ієрархічний метод Монте-Карло для мережі Carlow cross -експедиційні експерименти були проведені для оцінки Карло. Результати досліджень: R2, отриманий глибокою нейронною мережею, становить 0,673 ± 0,004 та 0,636 ± 0,002, які знаходяться між прогнозованим показником та рентгенологом. В ієрархічному експерименті з перехресної перевірки Монте-Карло відповідно визначаються географічний діапазон та діапазон непрозорості. Забити. R2 між прогнозованим показником та показником рентгенолога найкращої мережі в географічному діапазоні становить 0,865 та 0,746, відповідно. Результати обнадійливі, вказуючи на те, що використання глибоких нейронних мереж на CXR може бути ефективним засобом автоматизованої оцінки тяжкості захворювання легенів SARS-CoV-2[40].

3.3 Обговорення методу проектування архітектури, що лежить в основі COVID-Net

Хоча зображення CXR можуть бути корисними для раннього скринінгу підозр на випадки COVID-19, зображення різних випадків вірусної пневмонії мають високу схожість, а прояви CXR у пацієнтів з COVID-19 схожі з проявами пневмонії RSNA та інших хворих на інфекційну пневмонію легенів. Продуктивність CXR має різний ступінь схожості та накладання. Тому рентгенологам потрібно багато часу та енергії для точного виявлення потенційних випадків COVID-19 із великої кількості вірусної пневмонії CXR, і точність буде знижена. Крім того, побічні ефекти COVID-19 подібні до побічних ефектів інших вірусних пневмоній і іноді призводять до неправильного діагнозу. У цьому випадку неправильний діагноз може спричинити неправильне позначення випадків вірусної пневмонії, не пов’язаних з COVID-19, як ненормальні. Підозрілі випадки COVID-19 затримали своєчасне лікування реальних пацієнтів з COVID-19 та інших хворих на вірусну пневмонію. В даний час у багатьох біомедичних ускладненнях (таких як виявлення пухлини головного мозку, виявлення раку молочної залози тощо) використовуються розчини на основі штучного інтелекту (AI) [41-44]. Технологія глибокого навчання може розкрити багато деталей, які не є очевидними у вихідних даних або не можуть бути розпізнані людиною. Зокрема, згорткова нейронна мережа (CNN) продемонструвала дивовижні можливості, включаючи вилучення та вивчення різних типів даних, тому вона була широко прийнята в дослідженнях [45].

У вищевказаних параграфах я відповідно описав поточну ситуацію з епідемією COVID-19, застосування технології AI в профілактиці та карантині епідемій, інтерпретацію технології AI, концепції глибокого навчання та розпізнавання зображень, а також зображення CXR та CT хворих на COVID-19. Подібності та відмінності характеристик, позитивна кореляція між CT та PT-PCR, аналіз різних архітектур AI та моделей AI тощо. На основі вищезазначеного аналізу ця стаття нарешті використовує архітектуру COVID-

Net та CXR та CT дані зображення в базі даних з відкритим кодом в Інтернеті для навчання моделі класифікатора COVID-19 і, нарешті, використовує реальне зображення CXR у форматі DCM місцевої лікарні для тестування та представлення.

Принциповий прототип веб-дизайну Спільний дизайн людина-машина архітектури COVID-Net спочатку вимагає принципового прототипу мережевого дизайну. Початковий прототип проектування мережі побудований на основі принципів проектування та передового досвіду, керованих людиною. Більш конкретно, в цьому дослідженні використані принципи залишкового архітектурного проектування [46]. Оскільки багато архітектур, заснованих на цьому принципі, демонструють надійність та гнучкість. Більше того, архітектуру нейронної мережі, засновану на цьому принципі, простіше навчити до високої продуктивності, і подальші оновлення архітектури можуть бути успішними.

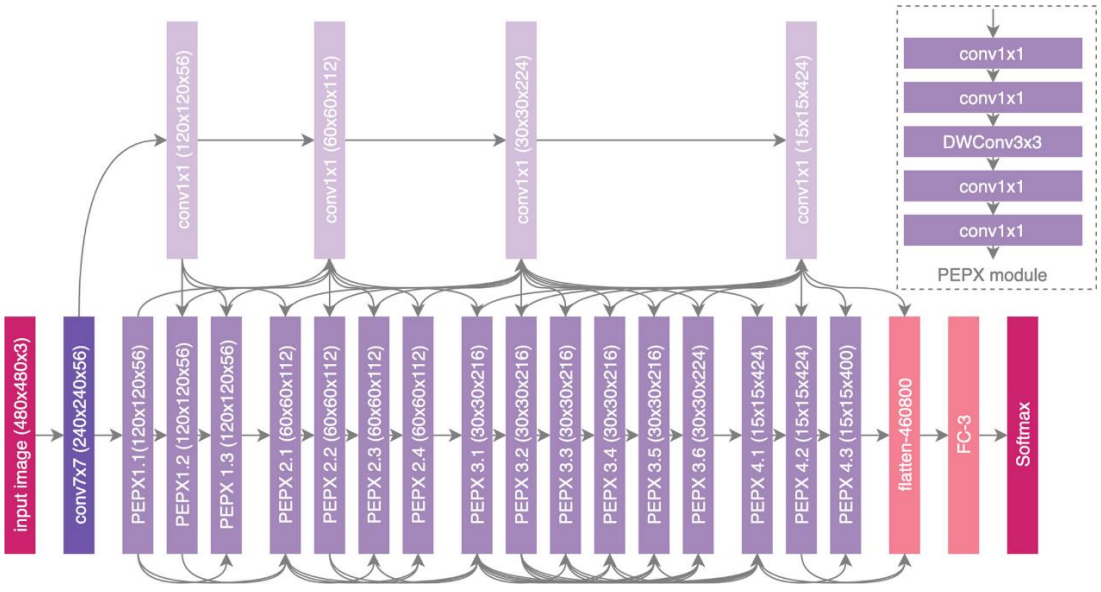


Рис 3.1 Глибоке залишкове навчання для розпізнавання зображень

Розробка проекту на машинному приводі

Другим кроком спільного проектування людина-машина, необхідний для архітектури COVID-Net, є дослідження машинного дизайну. Початковий прототип проекту, дані та специфічні для людини вимоги до дизайну будуть використані як керівництво для стратегій дослідження проектування для

визначення оптимальної макроструктури та дизайну мікроструктури архітектури глибокої нейронної мережі COVID-Net.

Ця стадія дослідження машинного проектування може мати більшу деталізацію та більшу гнучкість, ніж проектування архітектури, керованої вручну, при цьому забезпечуючи відповідність глибокої архітектури нейронної мережі конкретним експлуатаційним вимогам. Це особливо важливо для проектування COVID-Net, оскільки чутливість випадків COVID-19 важлива для максимального обмеження кількості пропущених випадків COVID-19. У цьому дослідженні [47] використовується як стратегія розвідки конструкції, керованої машиною, тобто прийняті наступні вимоги до проектування, визначені людиною, щоб процес генеративного синтезу міг засвоїти та визначити найкращу макроструктуру та конструкцію мікроструктури остаточного COVID -Нетна архітектура мережі: (1) чутливість COVID-19 ≥80% та (2) COVID-19 позитивне прогнозне значення (PPV) ≥80%. Приймаючи вищезазначені вимоги до проектування, визначені людиною, машинний проект досліджує способи, за допомогою яких він може бути здійснений, щоб забезпечити, щоб отримана COVID-Net могла виявити позитивні випадки COVID-19, одночасно обмежуючи кількість хибнопозитивних COVID-19 тести, щоб уникнути переважних клінічних місць та зайвих обтяжень.

Легкий шаблон дизайну

Можна помітити, що архітектура мережі COVID-Net широко використовує легкий залишковий шаблон проектування-розширення-проекція-розширення (PEPX), який складається з: проекції першого етапу 1 × × 1 згортки для проектування вхідних характеристик на нижній вимір, розширення: 1 × × 1 згортки для розширення функцій до вищого виміру, який відрізняється від вхідних характеристик, Ефективне представлення по глибині 3 × × 3 згортки по глибині для вивчення просторових характеристик для мінімізації обчислювальної складності при збереженні репрезентативна ємність, згортання проекції 1 × × 1 на другому етапі для проектування об’єктів назад

до нижчої розмірності та розширення: 1 × × 1 звивини, які нарешті розширюють розмірність каналу до більш високого виміру для отримання кінцевих характеристик. Така індивідуальна спрощена схема дизайну, яка виявлена стратегією розвідки машинного дизайну і раніше не була представлена в літературі, наскільки відомо авторам, забезпечує розширену репрезентативну здатність при збереженні зниженої обчислювальної складності.

Вибірковий зв’язок на великій відстані

Також можна помітити, що архітектура COVID-Net має вибіркове довгострокове підключення в різних областях мережевої архітектури. Раніше було встановлено, що використання з’єднань на великі діапазони дозволяє покращити репрезентативну здатність, а також полегшити навчання, при цьому зразкова мережева архітектура, що використовує зв’язок на великій дальності, є щільно пов’язаними архітектурами глибоких нейронних мереж [48]. Мережева архітектура COVID-Net здатна досягти високої репрезентативної здатності та покращити простоту навчання, зберігаючи при цьому ефективність обчислень та пам'яті. Це також підкреслює переваги машинно-керованої стратегії проектування для визначення оптимального підключення в рамках глибокої архітектури нейронної мережі, спеціально розробленої в даному випадку для завдання виявлення COVID-19 на основі зображень CXR.

Архітектурне різноманіття.

Нарешті, можна помітити, що в архітектурі COVID-Net існує значне архітектурне різноманіття. Зокрема, мережева архітектура COVID-Net складається з неоднорідної суміші шарів згортки з різноманіттям розмірів ядра (від 7 × 77 × 7 до 1 × 11 × 1) та конфігурацій групування (від негрупованих до глибинних). мудрий). Значне архітектурне розмаїття, яке демонструє архітектура COVID-Net, ще більше підсилює той факт, що стратегія машинного керування розробкою проекту пристосувала архітектуру мережі до дуже тонкого рівня деталізації для виявлення випадків COVID-19

із зображень CXR для досягнення сильної репрезентативної здатності конкретне завдання.

3.4 Створення набір даних COVID та експериментальний процес

Весь етап експерименту:

(1) Завантажте набори даних

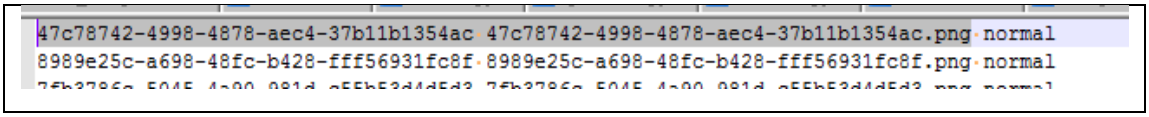
* https://github.com/ieee8023/covid-chestxray-dataset [49]

* https://github.com/agchung/Figure1-COVID-chestxray-dataset [50]

* https://github.com/agchung/Actualmed-COVID-chestxray-dataset [51]

*https://www.kaggle.com/tawsifurrahman/covid19-radiographydatabase[52];Деталі попередньої обробки даних Набір даних COVIDx використовується для навчання всіх перевірених архітектур глибокої нейронної мережі. В якості етапу попередньої обробки зображення CXR грудної клітки обрізається (перші 8% зображення) перед тренуванням, щоб зменшити вбудовану текстову інформацію, яка зазвичай зустрічається у зображеннях CXR. Крім того, для підготовки випробуваної архітектури глибокої нейронної мережі для вдосконалення даних використовуються такі типи вдосконалення: переведення (± 10% у напрямках x та y), обертання (± 10) °), горизонтальне перевертання, масштабування (± 15%) та зміна інтенсивності (± 10%). До сценарію попередньої обробки даних можна отримати загальний доступ за адресою https://github.com/lindawangg/COVID-Net [53]. У дев'ятому розділі пояснюється метод покращення даних для незрозумілих або неочевидних рентгенівських плівок для покращення швидкості розпізнавання та точності. Помутніння легенів - це запалення легенів, спричинене багатьма респіраторними захворюваннями, включаючи нову коронавірусну хворобу 2019 (COVID-19). Рентген грудної клітки (CXR) з цією помутнінням ускладнює виявлення ділянки легенів, ускладнюючи проведення на ній автоматичного аналізу зображення. У цій роботі ми зосереджуємося на сегменті легенів від ненормального CXR, який є частиною трубопроводу для автоматичного оцінювання ризику COVID-19 від

CXR. Ми розглядаємо регіони з високою непрозорістю як відсутні дані та пропонуємо вдосконалену мережу сегментації зображень на основі CNN, яка використовує модель глибокого генерування для інтерполяції даних. Справа надзвичайно незвична. У цій роботі ми широко використовуємо збільшення даних. Це приклад змодельованих відсутніх даних, щоб блок інтерполяції змінних даних міг засвоїти надійне приховане подання, яке можна добре узагальнити до часу CXR з високою непрозорістю в тесті. Ми випробували три типи збільшення даних: 1) стандартний 2) блок-маска 3) розсіяний шум.
(2) Створіть каталог `data`, а в каталозі даних створіть каталог` train` та `test`
(3)Використовуйте[create_COVIDx_binary.ipynb](../create_COVIDx_binary.ipynb), щоб поєднати три набори даних для створення COVIDx для двійкової класифікації. Не забудьте змінити шлях до файлу. Використовуйте [create \ _COVIDx.ipynb] (../ create_COVIDx.ipynb) для наборів даних, сумісних із COVIDx5 та попередніми моделями (не двійкова класифікація).
Наприклад: після злиття в ньому 100 зображень, використовуючи 1 txt, в ньому 1,3,7,10 для навчання, 2,4,5 для тестування, це модель, використовуючи 11,15,20 , 22, 30 навчання, 16, 17, 19 тестування тощо, щоб ви могли навчити декілька моделей для тестування. Префікс test - це назва файлу, що використовується для зберігання тесту, а train - це назва файлу, що використовується для зберігання тренінгу. Під набором даних ви можете знайти відповідне йому зображення. Наприклад, ви можете знайти зображення, скопіювати його ім'я файлу, а потім скористатися функцією пошуку в txt, щоб знайти зображення, і тоді ви побачите його ярлик, наприклад, я знайшов фрагмент з назвою "47c78742-4998-4878 -aec4-37b11b1354ac 47c78742-4998-4878-aec4-37b11b1354ac.png ", а потім перейдіть до txt, щоб знайти, мітка нормальна, а потім скористайтеся письмовою програмою для тестування, вона показує, що нормально правильно, зараз використовується модель є COVIDx4, то знайдіть кілька у test_COVIDx4.txt. Якщо вам потрібно протестувати кілька, знайдіть кілька для демонстрації.



(4) Розшифровка до поїзда та тестування файлів txt за допомогою ідентифікатора пацієнта, шляху до зображення та мітки. Зверніть увагу, що мітка є "позитивною" або "негативною" для COVIDx7B, а пізніше або "нормальною", "пневмонією" та "COVID-19" для COVIDx7A та COVIDx5 та попередніх наборах даних. Опис кожного файлу пояснюється нижче:（Це файли txt у додатку. Частина поїзда використовується для навчання, а частина тесту - для тестування. Кожен рядок має назву та мітку зображення, а потім виберіть кілька у наборі даних відповідно до мітки та імені файлу в тесті. Переконайтеся, що відповідний результат тесту збігається з міткою）.

(5) Запустіть файл train_tf і введіть параметри, а потім тренуйтеся та збережіть модель. Насправді, деякі автори моделей вже навчали та надавали його, тому немає необхідності повторювати навчання.

(6) Запустіть inferen.py відповідно до зображення, змініть назву вхідного файлу зображення, протестуйте та передбачте, чи отримаєте ви нову корону.

3.5 Верифікаційний експеримент та ефект виявлення

Кількісний аналіз

Для того, щоб кількісно дослідити запропоновану COVID-Net, розрахували точність тесту, чутливість та позитивне прогнозне значення (PPV) кожного типу інфекції у згаданому наборі даних COVIDx. Точність випробувань, а також структурна складність (кількість параметрів) та обчислювальна складність (кількість операцій продукту (MAC)) наведені в таблиці 1.1. Можна помітити, що COVID-Net досягає хорошої точності, досягаючи точності випробувань 93,3%, що наголошує на використанні стратегій спільного проектування людина-машина для прискорення створення архітектур глибоких нейронних мереж, які спеціально налаштовуються, і обертається навколо завдань, даних та операційних вимог з урахуванням. Це особливо важливо для виявлення хвороб та інших

ситуацій, оскільки такі сценарії постійно збирають нові випадки та нові дані, і дуже сподіваємось, що нові архітектури глибоких нейронних мереж, які адаптуються до нової бази знань, можуть швидко створюватися з часом.

Далі проведіть більш глибоке вивчення поточних обмежень запропонованої COVID-мережі, вивчивши чутливість та PPV кожного типу інфекції (показані у таблицях 1.2 та 1.3 відповідно) та матрицю плутанини на Рис 4.1. Щодо ефективності COVID- У різних сценаріях можна зробити кілька цікавих спостережень. По-перше, можна помітити, що COVID-Net може досягти хорошої чутливості до випадків COVID-19 (чутливість 91,0%), що важливо для максимального обмеження кількості пропущених випадків COVID-19. По-друге, можна помітити, що PPV випадків COVID-Net до COVID-19 (98,9% PPV) досягає високого PPV, що вказує на те, що є кілька хибнопозитивних тестів на COVID-19 (наприклад, як показано на Рис 4.1, інфікування пацієнтів, що не є COVID19, помилково приймали за інфікування вірусом COVID-19). Цей високий PPV важливий, оскільки занадто багато помилкових спрацьовувань збільшить навантаження на систему охорони здоров'я через необхідність додаткового тестування на PCR та додаткової допомоги. Отже, виходячи з цих результатів, можна побачити, що, хоча COVID-Net добре працює у виявленні випадків COVID-19 із зображень CXR, є кілька областей вдосконалення, які можуть отримати користь від збору додаткових даних, а також вдосконалення базових методів навчання для кращі показники. Хороший огляд таких ситуацій.

Порівняння архітектури

Зараз. вплив вибору архітектурного дизайну, зробленого шляхом генеративного синтезу в процесі машинного дослідження проектування, на результуючу архітектуру мережі COVID-Net, щоб досягти балансу між обчислювальною ефективністю та продуктивністю. Слід зазначити, що використання рентгенівського випромінювання грудної клітки в дослідницькій літературі базується на ретельному дослідженні всіх методів машинного навчання для виявлення COVID-19 [54-65]. Метод машинного

навчання, що використовувався в цих дослідженнях, завжди був методом глибокого навчання. Отже, це дослідження кількісного порівняння між різними структурами глибоких нейронних мереж для вивчення впливу на обчислювальну ефективність та продуктивність. Для проведення цього аналізу ми оцінили порівняльну ефективність наступних архітектур глибоких нейронних мереж:

VGG-19*[67]*: архітектура глибокої нейронної мережі не використовує залишкових принципів проектування, легкого режиму проектування та дуже низького архітектурного різноманіття.

Net-50*[46]*: архітектура глибокої нейронної мережі використовує залишкові принципи проектування та легкі шаблони дизайну (наприклад, шаблони вузьких місць), з помірним архітектурним різноманіттям, але не використовує легкі шаблони дизайну PEPX та вибіркові віддалені підключення. Ця архітектура була використана в дослідженні [65] на ранніх варіантах COVIDx з хорошими результатами. Отже, кількісна оцінка ефективності цієї архітектури може бути більш безпосередньо пов'язана з [65] та висвітлити унікальні переваги архітектури COVID-Net.

Вибір цих двох глибоких нейромережевих архітектур базується на тому, що вони не володіють ключовими визначальними рисами COVID-Net, а саме легкими шаблонами дизайну PEPX, вибірковою віддаленою підключеністю та високим архітектурним різноманіттям, таким чином, забезпечуючи краще розуміння переваг унікальних рис COVID-Net.У таблиці 1 можна помітити, що COVID-Net мав помітно нижчу архітектурну складність та складність обчислень, ніж архітектури VGG-19 та ResNet-50. Наприклад, запропонований COVID-Net вимагає на ×12 × менше операцій MAC, ніж архітектура VGG-19, і на 32,37 × менше операцій MAC, ніж архітектура ReNset-50, відповідно. Це ілюструє переваги полегшених шаблонів дизайну PEPX в архітектурі COVID-Net порівняно з не використанням легких шаблонів дизайну (наприклад, VGG-19) та використанням інших типів легких шаблонів дизайну (наприклад, шаблонів вузьких місць, як

використовується в ResNet-50) . Також у таблицях 1.1, 1.2 та 1.3 можна помітити, що COVID-Net досяг помітно вищої точності тесту та чутливості COVID-19, ніж архітектури мережі VGG-19 та ResNet-50. Наприклад, чутливість COVID-19 до COVID-Net на> 32% вища, ніж VGG-19, і на 8% вища, ніж ResNet-50. Ці результати ілюструють переваги селективного підключення до великих діапазонів та високого архітектурного різноманіття, виявлених у COVID-Net, що забезпечує потужну представницьку спроможність, пристосовану до завдання, а також полегшує навчання. Отже, ці результати демонструють переваги різних варіантів дизайну, зроблених на етапі машинного керування проектуванням стратегії спільного проектування людина-машина, що використовується для створення COVID-Net.

Таблиця 1.1

Ефективність архітектури глибокої нейронної мережі, протестована на наборі тестових даних COVIDx

Architecture	Params (M)	MACs (G)	Acc. (%)
VGG-19	20.37	89.63	83.0
ResNet-50	24.97	17.75	90.6
COVID-Net	**11.75**	**7.50**	**93.3**

Таблиця 1.2

Чутливість кожного типу інфекції

Architecture	Normal	Non-COVID19	COVID-19
Sensitivity (%)			
VGG-19	**98.0**	90.0	58.7
ResNet-50	97.0	92.0	83.0
COVID-Net	95.0	**94.0**	**91.0**

Таблиця 1.3

Позитивне прогнозне значення (PPV) кожного типу інфекції

Architecture	Normal	Non-COVID19	COVID-19
Positive predictive value (%)			
VGG-19	83.1	75.0	98.4
ResNet-50	88.2	86.8	98.8
COVID-Net	**90.5**	**91.3**	**98.9**

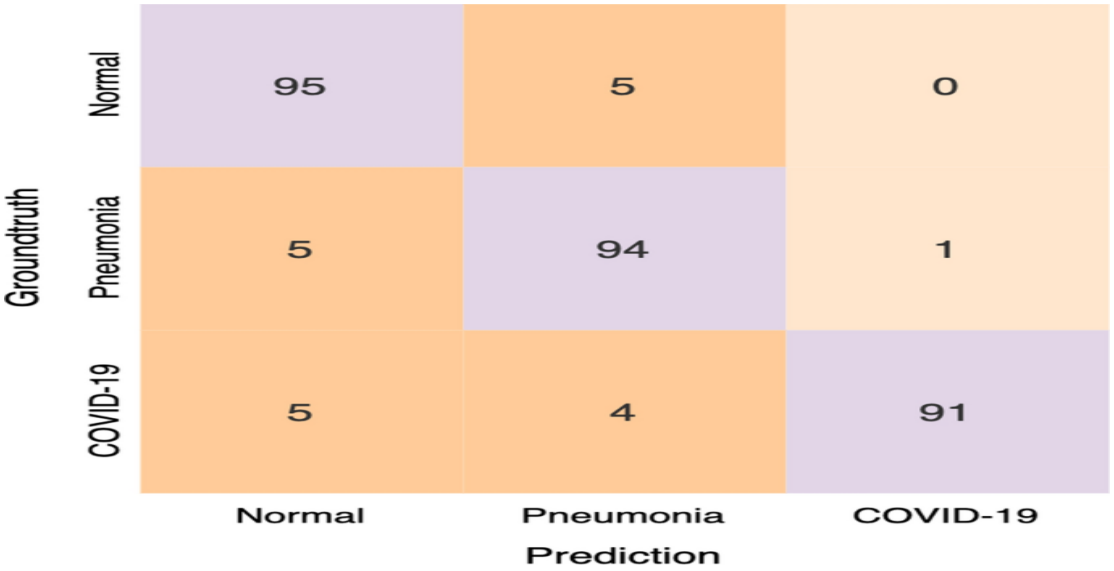


Рис 4.1 Матриця плутанини COVID-Net у наборі тестових даних COVIDx

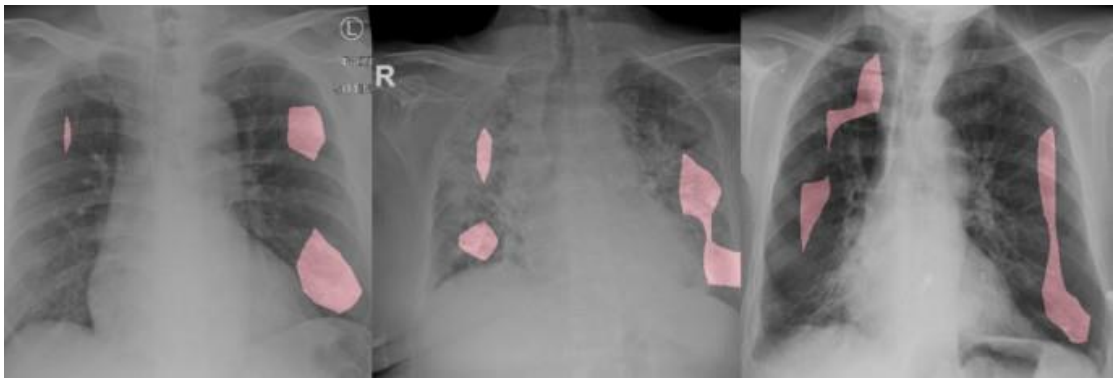


Рис 4.2 Зображення CXR випадків COVID-19 кількох різних пацієнтів, ідентифікованих GSInquire та суміжними ключовими факторами (виділено червоним кольором)

Якісний аналіз

Як вже згадувалося раніше, було проведено аудит запропонованого COVID-Net, щоб краще зрозуміти, як COVID-Net приймає рішення, та перевірити, чи він базується на відповідній інформації, а не на нерелевантних візуальних показниках, щоб упереджити неправильну інформацію рішення.

Ключові фактори, визначені GS-Inquire [66] У кількох прикладах зображення CXR випадків COVID-19 наведені на Рис 4.2. Можна помітити, що згідно з поясненням GS-Inquire, запропонована COVID-Net в основному використовує легені область на зображенні CXR як основний ключовий фактор при визначенні, чи є зображення CXR хворим на вірусну інфекцію SARS-CoV-2, як показано червоним на Рис 4.2. Таким чином, ми можемо перевірити, що COVID-Net не покладається на невідповідну інформацію приймати рішення (наприклад, неправильні візуальні індикатори поза організацією, вбудовані символи маркерів, артефакти зображення тощо), що може призвести до ситуацій, коли правильні рішення приймаються з неправильних причин. Якщо цю аудиторську стратегію аудиту не прийнято, важко відстежити та визначити цей сценарій "правильного рішення, неправильної причини", таким чином підкреслюючи роль інтерпретації у підвищенні надійності глибоких нейронних мереж для клінічних застосувань.

3.6 Обробка реальних зображень (Справжній пацієнт)

Поясніть весь процес обробки справжніх госпітальних файлів dcm за допомогою знімків екрану; (файли скріншотів включають: зображення Dcm та їх внутрішні процедури перетворення) (Рис 5.1-5.5)

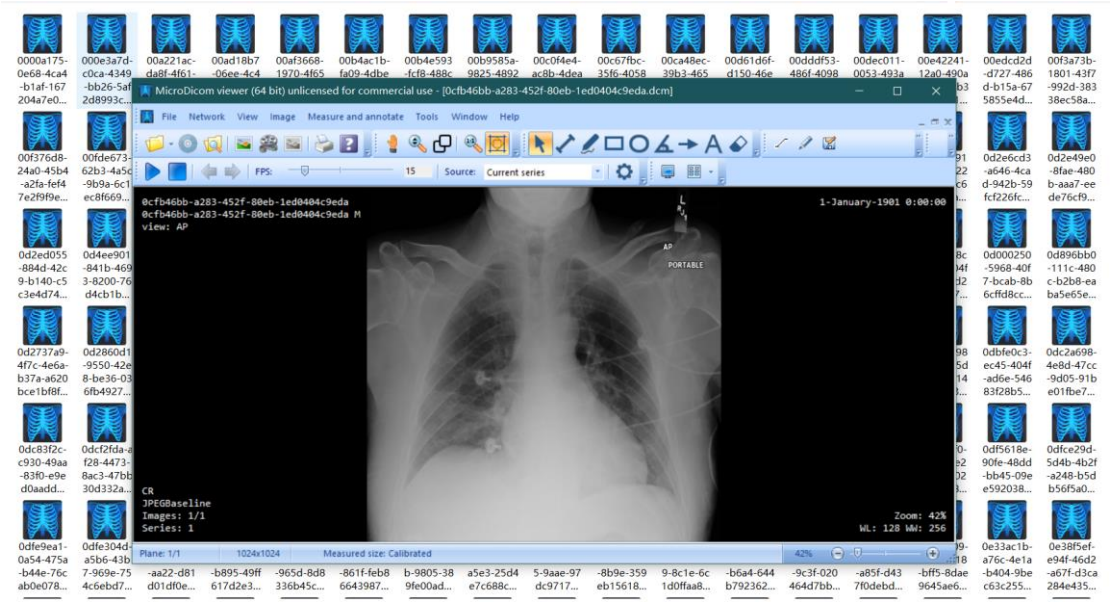


Рис 5.1 CXR видсм test data set

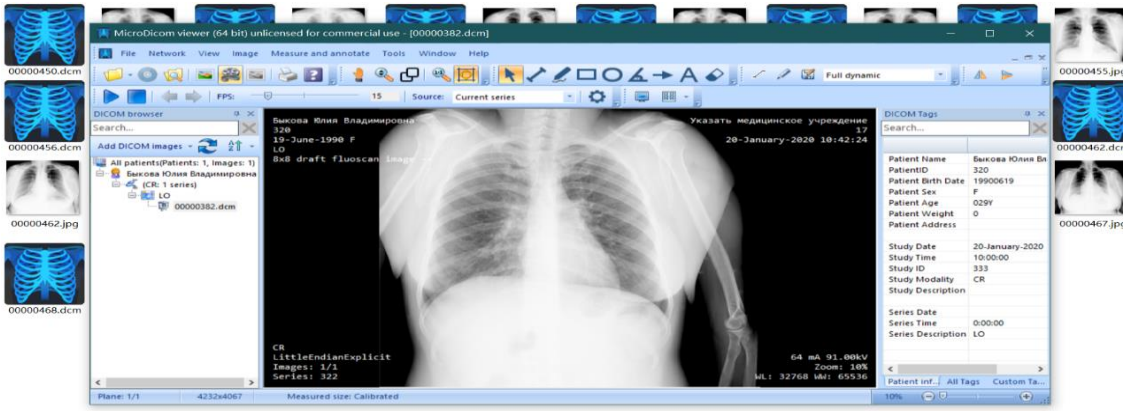


Рис 5.2 Example of CXR in Dcm format

програма перетворення:

```
import os
import pydicom        #Used to read DICOM (DCOM) files
import argparse
# import scipy.misc #Replace with imageio
import imageio

if __name__ == '__main__':
    parser = argparse.ArgumentParser()
    parser.add_argument('--origin', type=str, default='D:/Download/stage_2_train_images', help='train photos'
    parser.add_argument('--JPG', type=str, default='D:/Download/medic_train', help='test photos')
    opt=parser.parse_args()
    print(opt)


    #imgway_1 is the source folder
    #imgway_2 is the jpg folder
    imgway_1=opt.origin
    imgway_2 = opt.JPG

    i=0

    for filename in os.listdir("%s" % imgway_1):

        # name = str(i)
        name=filename[:-4]

        ds = pydicom.read_file("%s/%s" % (imgway_1, filename))          #Read file

        img = ds.pixel_array

        imageio.imwrite("%s/%s.jpg" % (imgway_2, name), img)

        i+=1

        print("True")

        if i==300:      #Convert 300 sheets
            break
```

Рис 5.3 Dcm-jpg conversion program 1

```
import pydicom
import imageio#需要这两个依赖库，没有就pip install
import numpy as np
import cv2
in_path = '00000417.dcm'#输入文件
out_path = '00000417test111.jpg'#保存文件名

ds = pydicom.read_file(in_path)
img = ds.pixel_array
img = 65535 - img
img8U = cv2.convertScaleAbs(img, alpha=(255.0/65535.0))
print(img8U.shape)
imageio.imwrite(out_path,img8U)
```

Рис 5.3 Dcm-jpg conversion program 2

```
import pydicom
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
import os

filename = "test.dcm"
jpgname = "test.jpg"
# Read dicom file
dcm = pydicom.read_file(filename)
# Get image unique identifier UID
uid = dcm.SOPInstanceUID
# Get pixel matrix
img_arr = dcm.pixel_array
# Print matrix size
print(img_arr.shape)
# Get the number of pixels
lens = img_arr.shape[0]*img_arr.shape[1]
# Get the maximum and minimum values of pixels
arr_temp = np.reshape(img_arr,(lens,))
max_val = max(arr_temp)
min_val = min(arr_temp)
# Image normalization
img_arr = (img_arr-min_val)/(max_val-min_val)
img_arr = 65535 - img_arr
# Draw the image and save
plt.figure(figsize=(44,42),dpi=96) # Image size can be set according to different file
plt.imshow(img_arr,cmap=plt.cm.bone)
plt.title("{}".format(uid))
plt.savefig(jpgname)
plt.close()
```

Рис 5.4 Dcm-jpg conversion program 3

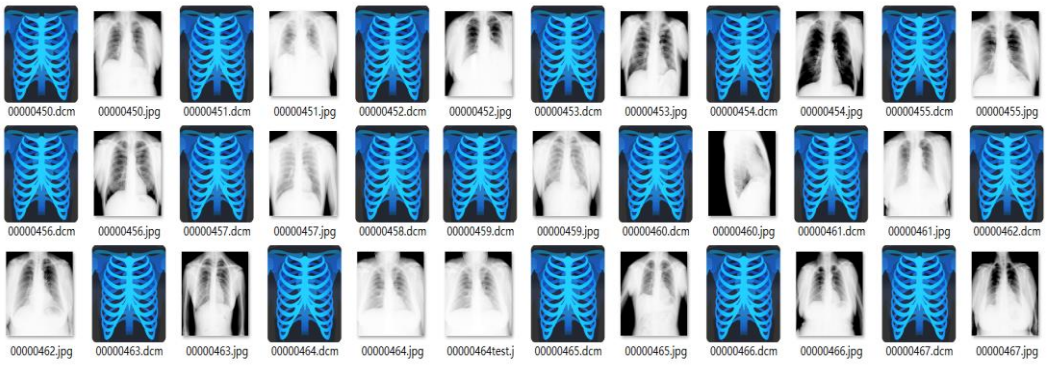


Рис 5.5 Convert Dcm format to jpg format

Test result display:

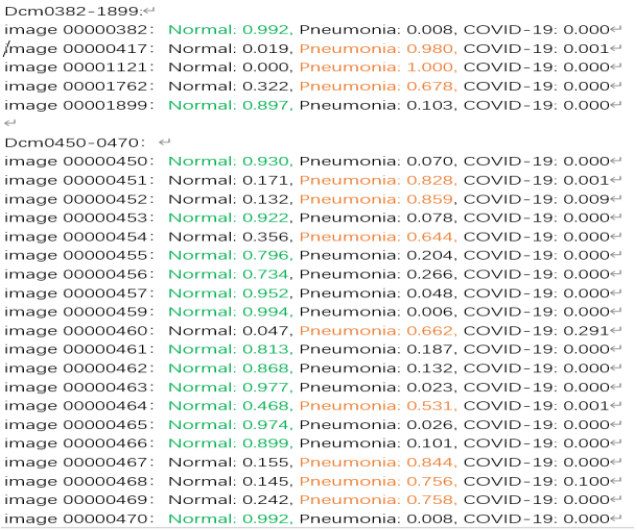


Рис 5.6 Normal pneumonia dcm test results

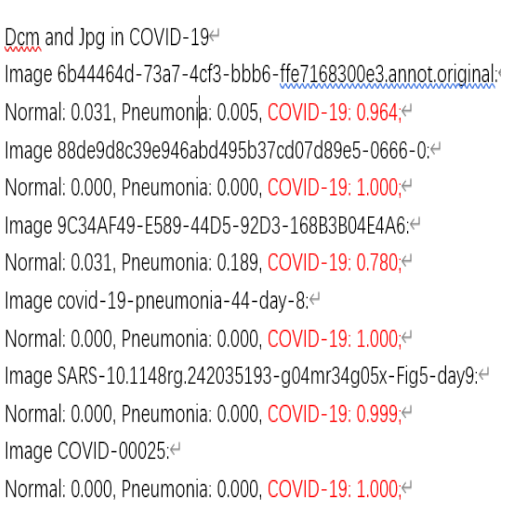


Рис 5.7 test results for COVID-19

3.7 A complete test experiment demonstration

3.7.1 Налаштування віртуального середовища

1. Install anaconda

2. Open Anaconda Prompt under the "Start" menu, and execute the following commands one by one

（1）conda create -n test_env python=3.6

（2）conda activate test_env

（3）pip install tensorflow==1.14.0

（4）pip install numpy==1.16.6

（5）pip install opencv-python

（6）pip Install pymssql

（7）pip install imageio

（8）pip install pydicom

3.7.2 Тестування

（1）Save the test picture (jpr or dcm) to the specified path

（2）Start anaconda prompt

（3）Go to the folder and run python dcm-jpg.py

（4）Go to the folder and run python inference.py

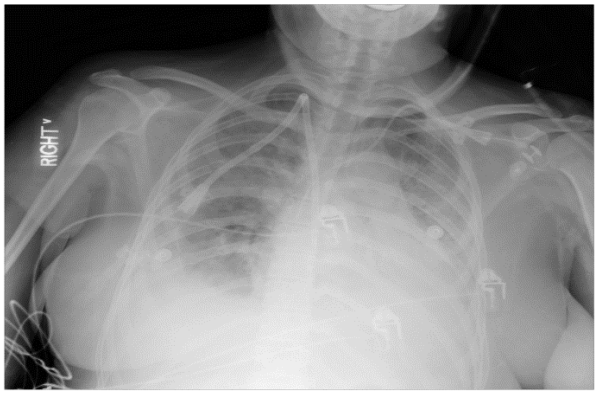
（5）View Results




```
(test_env) C:\Users\吃着葡不吐葡萄皮\Desktop\初稿\COVID-Net-master>python 01cc7c75-4498-43ab-b650-5553d0507f76.py
WARNING:tensorflow:From D:\anaconda3\envs\test_env\lib\site-packages\tensorflow\python\compat\v2_compat.py:61: disable_r
esource_variables (from tensorflow.python.ops.variable_scope) is deprecated and will be removed in a future version.
Instructions for updating:
non-resource variables are not supported in the long term
assets/01cc7c75-4498-43ab-b650-5553d0507f76.jpg
2021-05-05 14:16:29.320889: I tensorflow/core/platform/cpu_feature_guard.cc:142] Your CPU supports instructions that thi
s TensorFlow binary was not compiled to use: AVX2
WARNING:tensorflow:From D:\anaconda3\envs\test_env\lib\site-packages\tensorflow\python\training\saver.py:1276: checkpoin
t_exists (from tensorflow.python.training.checkpoint_management) is deprecated and will be removed in a future version.
Instructions for updating:
Use standard file APIs to check for files with this prefix.
Prediction: normal
Confidence
Normal: 0.998, Pneumonia: 0.002, COVID-19: 0.000
**DISCLAIMER**
Do not use this prediction for self-diagnosis. You should check with your local authorities for the latest advice on see
king medical assistance.
```



```
(test_env) C:\Users\吃着葡不吐葡萄皮\Desktop\初稿\COVID-Net-master>python inferenceCOVID-00025.py
WARNING:tensorflow:From D:\anaconda3\envs\test_env\lib\site-packages\tensorflow\python\compat\v2_compat.py:61: disable_r
esource_variables (from tensorflow.python.ops.variable_scope) is deprecated and will be removed in a future version.
Instructions for updating:
non-resource variables are not supported in the long term
assets/COVID-00025.jpg
2021-05-05 14:31:20.304814: I tensorflow/core/platform/cpu_feature_guard.cc:142] Your CPU supports instructions that thi
s TensorFlow binary was not compiled to use: AVX2
WARNING:tensorflow:From D:\anaconda3\envs\test_env\lib\site-packages\tensorflow\python\training\saver.py:1276: checkpoin
t_exists (from tensorflow.python.training.checkpoint_management) is deprecated and will be removed in a future version.
Instructions for updating:
Use standard file APIs to check for files with this prefix.
Prediction: COVID-19
Confidence
Normal: 0.000, Pneumonia: 0.000, COVID-19: 1.000
**DISCLAIMER**
Do not use this prediction for self-diagnosis. You should check with your local authorities for the latest advice on see
king medical assistance.
```




```
(test_env) C:\Users\吃着葡不吐葡萄皮\Desktop\初稿\COVID-Net-master>python 000db696-cf54-4385-b10b-6b16f0b3f985.py
WARNING:tensorflow:From D:\anaconda3\envs\test_env\lib\site-packages\tensorflow\python\compat\v2_compat.py:61: disable_r
esource_variables (from tensorflow.python.ops.variable_scope) is deprecated and will be removed in a future version.
Instructions for updating:
non-resource variables are not supported in the long term
assets/000db696-cf54-4385-b10b-6b16f0b3f985.jpg
2021-05-05 14:13:28.752478: I tensorflow/core/platform/cpu_feature_guard.cc:142] Your CPU supports instructions that thi
s TensorFlow binary was not compiled to use: AVX2
WARNING:tensorflow:From D:\anaconda3\envs\test_env\lib\site-packages\tensorflow\python\training\saver.py:1276: checkpoin
t_exists (from tensorflow.python.training.checkpoint_management) is deprecated and will be removed in a future version.
Instructions for updating:
Use standard file APIs to check for files with this prefix.
Prediction: pneumonia
Confidence
Normal: 0.000, Pneumonia: 1.000, COVID-19: 0.000
**DISCLAIMER**
Do not use this prediction for self-diagnosis. You should check with your local authorities for the latest advice on see
king medical assistance.
```

Рис 6.1 Normal CXR　Рис 6.2 COVID-19 CXR　Рис 6.3 RSNA or Pneumonia CXR

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

[1] Li Q, Guan X, Wu P, et al. Early transmission dynamics in Wuhan, China, of novel coronavirus-infected pneumonia. N Engl J Med. In press. DOI: 10.1056/NEJMoa2001316

[2] Weiss SR, Leibowitz JL. Coronavirus pathogenesis. Adv Virus Res 2011;81:85-164.

[3] NerIE, Miele V, Coppola F, et al. Use of CT and artificial intelligence in suspected or COVID-19 positive patients: statement of the Italian Society of Medical and Interventional Radiology[J]. Radiol Med, 2020, 125(5): 505-508. DOI: 10.1007/s11547-020-01197-9.

[4] Li L, Qin L, Xu Z, et al. Artificial intelligence distinguishes COVID-19 from community acquired pneumonia on chest CT[J]. Radiology, 2020, 296(2): E65-E72. DOI: 10.1148/ radiol.2020200905.

[5] Mei X, Lee HC, Diao KY, et al. Artificial intelligence-enabled rapid diagnosis of patients with COVID-19[J]. Nat Med, 2020, 26(8): 1224-1228. DOI: 10.1038/s41591-020-0931-3.

[6] Li K, Fang Y, Li W, et al. CT image visual quantitative evaluation and clinical classification of coronavirus disease (COVID-19) [J]. Eur Radiol, 2020, 30(8): 4407-4416. DOI: 10.1007/s00330-020-06817-6.

[7] Ding X, Xu J, Zhou J, et al. Chest CT findings of COVID-19 pneumonia by duration of symptoms[J]. Eur J Radiol, 2020, 127:109009. DOI: 10.1016/j.ejrad.2020.109009.

[8] Wang Y, Lu X, Zhang Y, et al. Precise pulmonary scanning and reducing medical radiation exposure by developing a clinically applicable intelligent CT system: toward improving patient care[J]. EBio Medicine, 2020, 54: 102724. DOI: 10.1016/j.ebiom.2020.102724.

[9] Kang H, Xia L, Yan F, et al. Diagnosis of coronavirus disease 2019 (COVID-19) with structured latent multi-view representation learning[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2020, 39(8): 2606-2614. DOI: 10.1109/ TMI.2020.2992546.

[10] Zhang K, Liu X, Shen J, et al. Clinically applicable ai system for accurate diagnosis, quantitative measurements, and prognosis of COVID-19 pneumonia using computed tomography[J]. Cell, 2020, 181(6):1423-1433. DOI: 10.1016/j.cell.2020.04.045.

[11] Huang Lu, Han Rui, Yu Pengxin, et al. Research on the correlation between CT and clinical manifestations between different clinical types of new type of coronary pneumonia [J]. Zhonghua Journal of Radiology [J]., 2020, 54(4):300-304. DOI: 10.3760/cma.j. cn112149-20200205-00087.

[12] Sun L, Song F, Shi N, et al. Combination of four clinical indicators predicts the severe/critical symptom of patients infected COVID-19[J]. J Clin Virol, 2020, 128: 104431. DOI: 10.1016/j.jcv.2020.104431.

[13] Sun L, Mo Z, Yan F, et al. Adaptive feature selection guided deep forest for COVID-19 classification with chest CT[J]. IEEE J Biomed Health Inform, 2020, 24(10): 2798-2805. DOI: 10.1109/JBHI.2020.3019505.

[14] Liang W, Yao J, Chen A, et al. Early triage of critically ill COVID-19 patients using deep learning[J]. Nat Commun, 2020, 11(1):3543. DOI: 10.1038/s41467-020-17280-8.

[15] Wynants L, Van Calster B, Collins GS, et al. Prediction models for diagnosis and prognosis of covid-19 infection: systematic review and critical appraisal[J]. BMJ, 2020, 369:m1328. DOI: 10.1136/bmj.m1328.

[16] Shi F, Wang J, Shi J, et al. Review of artificial intelligence techniques in imaging data acquisition, segmentation and diagnosis for COVID-19[J]. IEEE Rev Biomed Eng, 2020, 99: 1-1. DOI: 10.1109/RBME.2020.2987975.

[17] Fan DP, Zhou T, Ji GP, et al. Inf-Net: automatic COVID-19 lung infection segmentation from CT images[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2020, 39(8): 2626-2637. DOI: 10.1109/TMI.2020.2996645.

[18] Shan F, Gao Y, Wang J, et al. Lung infection quantification of COVID-19 in CT images with deep learning[J]. arXiv, 2020, Mar 10. DOI:10.1002/mp.14609.

[19] Wang X, Deng X, Fu Q, et al. A weakly-supervised framework for COVID-19 classification and lesion localization from chest CT[J]. IEEE Trans Med Imaging,

2020, 39(8):2615-2625. DOI: 10.1109/TMI.2020.2995965.

[20] Han Z, Wei B, Hong Y, et al. Accurate screening of COVID-19 using attention-based deep 3D multiple instance learning[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2020, 39(8):2584-2594. DOI: 10.1109/TMI.2020.2996256.

[21] Pneumonia diagnosis and treatment plan for novel coronavirus infection (trial version 5) National Health Commission of the People's Republic of China. 2020-02-04 [2020-09-13].

[22] Huang, Peikai; Liu, Tianzhu; Huang, Lesheng; Liu, Hailong; Lei, Ming; Xu, Wangdong; Hu, Xiaolu; Chen, Jun; Liu, Bo. Use of Chest CT in Combination with Negative RT-PCR Assay for the 2019 Novel Coronavirus but High Clinical Suspicion. Radiology. 2020-02-12, 295 (1): 22–23[2020-04-03]. ISSN 0033-8419. doi:10.1148/radiol.2020200330.

[23] Bai, Harrison X.; Hsieh, Ben; Xiong, Zeng; Halsey, Kasey; Choi, Ji Whae; Tran, Thi My Linh; Pan, Ian; Shi, Lin-Bo; Wang, Dong-Cui. Performance of radiologists in differentiating COVID-19 from viral pneumonia on chest CT. Radiology.2020-03-10:200823 [2020-04-03]. ISSN 0033-8419. doi:10.1148/radiol.2020200823.

[24] Wong HYF, Lam HYS, Fong AH, et al. Frequency and distribution of chest radiographic findings inCOVID-19 positive patients. Radiology 2019:201160.

[25] Vilar J, Domingo ML, Soto C, et al. Radiology of bacterial pneumonia. J Eur J Radiol 2004 Aug;51(2):102–13.

[26] Chung M, Bernheim A, Mei X, et al. CT imaging features of 2019 novel coronavirus (2019-nCoV). Radiology February 2020;200230. https://doi.org/10.1148/radiol. 2020200230.

[27] Ng MY, Lee E, Yang J, et al. Imaging profile of the COVID-19 infection: radiologic findings and literature review. Radiol Cardiothorac Imaging 2020;2(1):e200034. [Link, Google Scholar].

[28] Bernheim A, Mei X, Huang M, et al. Chest CT findings in coronavirus disease-19 (COVID-19): relationship to duration of infection. Radiology 2020:200463. Feb 20.

[29] Zhou S, Wang Y, Zhu T, Xia L. CT features of coronavirus disease 2019 (COVID-19) pneumonia in 62 patients in Wuhan, China. Am J Roentgenol 2020:1–8. March.

[30] Salehi S, Abedi A, Balakrishnan S, et al. Coronavirus disease 2019 (COVID-19): a systematic review of imaging findings in 919 patients. AJR Am J Roentgenol 2020 Mar;14:1–7. https://doi.org/10.2214/AJR.20.23034.

[31] Sun R, Liu H, Wang X. Mediastinal emphysema, Giant Bulla, and pneumothorax developed during the course of COVID-19 pneumonia. Korean J Radiol 2020 Mar 20. https://doi.org/10.3348/kjr.2020.0180. [Epub ahead of print].

[32] Gou HH, Sweeney RT, Regula D. Fatal 2009 influenza a (H1N1) infection, complicated by acute respiratory distress syndrome and pulmonary interstitial emphysema. Radiographics 2010 Mar;30(2):327–33. https://doi.org/10.1148/rg. 302095213.

[33] Poston JT, Patel BK, Davis AM. Management of critically ill Adults with COVID-19. JAMA Clinical Guideline Synopsis. https://jamanetwork.com/journals/jama/ fullarticle/2763879. Accessed March 26, 2020 2020.

[34] Ai T, Yang Z, Hou H, et al. Correlation of Chest CT and RT-PCR Testing for Coronavirus Disease 2019 (COVID-19) in China: A Report of 1014 Cases. Radiology. 2020 Aug;296(2):E32-E40. DOI: 10.1148/radiol.2020200642.

[35] Rubin, G. D. et al. The role of chest imaging in patient management during the COVID-19 pandemic: A multinational consensus statement from the fleischner society. Radiology (2020)

[36] The Role of Chest Imaging in Patient Management during the COVID-19 Pandemic: A Multinational Consensus Statement from the Fleischner Society Geoffrey D. Rubin, Christopher J. Ryerson, Linda B. Haramati… Radiology 2020 296:1, 172-180

[37] Cohen JP, Dao L, Roth K, et al. Predicting COVID-19 Pneumonia Severity on Chest X-ray With Deep Learning. Cureus. 2020;12(7):e9448. Published 2020 Jul 28. doi:10.7759/cureus.9448

[38] Applying AI Explainability To Covid-19 X-Ray Systems; Applying AI Explainability To Covid-19 X-Ray Systems | EE Times

[39] Ribeiro M T, Singh S, Guestrin C. " Why should i trust you?" Explaining the predictions of any classifier[C]//Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining. 2016: 1135-1144.

[40] Wong A, Lin Z Q, Wang L, et al. Towards computer-aided severity assessment: Training and validation of deep neural networks for geographic extent and opacity extent scoring of chest X-rays for SARS-CoV-2 lung disease severity[J]. arXiv preprint arXiv:2005.12855, 2020.

[41] A. M. Tahir et al., "A Systematic Approach to the Design and Characterization of A Smart Insole for Detecting Vertical Ground Reaction Force (vGRF) in Gait Analysis," Sensors (Basel, Switzerland), vol. 20, no. 4, Accessed on: 2020/02//. doi: 10.3390/s20040957 Available: http://europepmc.org/abstract/MED/32053914

[42] M. E. H. Chowdhury et al., "Wearable Real-Time Heart Attack Detection and Warning System to Reduce Road Accidents," (in eng), Sensors (Basel, Switzerland), vol. 19, no. 12, p. 2780, 2019.

[43] M. E. H. Chowdhury et al., "Real-Time Smart-Digital Stethoscope System for Heart Diseases Monitoring," (in eng), Sensors (Basel, Switzerland), vol. 19, no. 12, p. 2781, 2019.

[44] K. Kallianos et al., "How far have we come? Artificial intelligence for chest radiograph interpretation," Clinical Radiology, vol. 74, no. 5, pp. 338-345, 2019.

[45] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, "ImageNet classification with deep convolutional neural networks," presented at the Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems - Volume 1, Lake Tahoe, Nevada, 2012.

[46] He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. Deep residual learning for image recognition. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 770–778 (2016).

[47] Wong, A., Shafiee, M. J., Chwyl, B., & Li, F. Ferminets: learning generative

machines to generate efficient neural networks via generative synthesis. arXiv preprint arXiv:1809.05989 (2018).

[48] Huang, G., Liu, Z., & Weinberger, K. Q. Densely connected convolutional networks. arXiv preprint arXiv:1608.06993 (2016).

[49].ofNorthAmerica,R.S.COVID19radiographydatabase.https://www.kaggle.com/tawsifurrahman/covid19-radiography-database (2019).

[50].ofNorth America, R. S. RSNA pneumonia detection challenge. https://www.kaggle.com/c/rsna-pneumonia-detection-challenge/data (2019).

[51]. Le Cun, Y., Bengio, Y. & Hinton, G. Deep learning. nature 521, 436–444 (2015).

[52]. Gozes, O. et al. Rapid AI development cycle for the coronavirus (COVID-19) pandemic: Initial results for automated detection and patient monitoring using deep learning ct image analysis. arXiv:2003.05037 (2020).

[53]. Wang L, Lin Z Q, Wong A. Covid-net: A tailored deep convolutional neural network design for detection of covid-19 cases from chest x-ray images[J]. Scientific Reports, 2020, 10(1): 1-12.

[54] Li, X., Li, C., & Zhu, D. Covid-mobilexpert: On-device covid-19 screening using snapshots of chest x-ray. arXiv:2004.03042 (2020).Return to ref 26 in article

[55] Minaee, S., Kafieh, R., Sonka, M., Yazdani, S., & Soufi, G. J. Deep-covid: predicting covid-19 from chest x-ray images using deep transfer learning. arXiv:2004.09363 (2020).

[56] Afshar, P. et al. Covid-caps: a capsule network-based framework for identification of covid-19 cases from x-ray images. arXiv:2004.02696 (2020).

[57] Luz, E. et al. Towards an effective and efficient deep learning model for covid-19 patterns detection in x-ray images. arXiv:2004.05717 (2020).

[58] Khobahi, S., Agarwal, C., & Soltanalian, M. Coronet: a deep network architecture for semi-supervised task-based identification of covid-19 from chest x-ray images. medRxiv. https://doi.org/10.1101/2020.04.14.20065722 (2020).

[59] Ucar, F., & Korkmaz, D. COVIDiagnosis-net: deep bayes-squeezenet based diagnosis of the coronavirus disease 2019 (COVID-19) from x-ray images. Med.

Hypotheses. https://doi.org/10.1016/j.mehy.2020.109761 (2020).

[60] Tartaglione, E., Barbano, C. A., Berzovini, C., Calandri, M., & Grangetto, M. Unveiling covid-19 from chest x-ray with deep learning: a hurdles race with small data. arXiv:2004.05405 (2020).

[61] Yeh, C.-F. et al. A cascaded learning strategy for robust covid-19 pneumonia chest x-ray screening. arXiv:2004.12786 (2020).

[62] Zhang, Y. et al. Covid-da: deep domain adaptation from typical pneumonia to covid-19. arXiv:2005.01577 (2020).

[63] Karim, M. R. et al. Deepcovidexplainer: explainable covid-19 predictions based on chest x-ray images (2020).

[64] Apostolopoulos, I. D., & Mpesiana, T. A. Covid-19: automatic detection from x-ray images utilizing transfer learning with convolutional neural networks. Phys. Eng. Sci. Med. 43, 635–640. https://doi.org/10.1007/s13246-020-00865-4 (2020).

[65] Farooq, M., & Hafeez, A. Covid-resnet: a deep learning framework for screening of covid19 from radiographs (2020).

[66] Lin, Z. Q. et al. Do explanations reflect decisions? A machine-centric strategy to quantify the performance of explainability algorithms. arXiv preprint arXiv:1910.07387 (2019).

[67] Simonyan, K., & Zisserman, A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition (2014).