

Міністерство освіти і науки України  
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

Факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії  
(повна назва факультету)

Кафедра комп'ютерних наук  
(повна назва кафедри)

# КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на здобуття освітнього ступеня

бакалавр

(назва освітнього ступеня)

на тему: Дослідження засобів машинного навчання для класифікації відомостей  
щодо тестування COVID-19

Виконав: студент IV курсу, групи СНс-42

спеціальності 122 Комп'ютерні науки

(шифр і назва спеціальності)

(підпис)

Малий А.І.

(прізвище та ініціали)

Керівник

(підпис)

Пасічник В.В.

(прізвище та ініціали)

Нормоконтроль

(підпис)

Шимчук Г.В.

(прізвище та ініціали)

Завідувач кафедри

(підпис)

Боднарчук І.О.

(прізвище та ініціали)

Рецензент

(підпис)

Скоренький Ю.Л.

(прізвище та ініціали)

Тернопіль  
2021

Міністерство освіти і науки України  
**Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя**

Факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії  
(повна назва факультету)

Кафедра комп'ютерних наук  
(повна назва кафедри)

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

Боднарчук І.О.  
(підпис) (прізвище та ініціали)

« 25 » січня 2021 р.

**ЗАВДАННЯ  
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

на здобуття освітнього ступеня Бакалавр  
(назва освітнього ступеня)

за спеціальністю 122 Комп'ютерні науки  
(шифр і назва спеціальності)

Студенту Малому Андрію Івановичу  
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Дослідження засобів машинного навчання для класифікації відомостей щодо тестування COVID-19

Керівник роботи Пасічник В.В., д.т.н., професор кафедри КН  
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

Затверджені наказом ректора від «02» березня 2021 року № 4/7-171

2. Термін подання студентом завершеної роботи 24 червня 2021р.

3. Вихідні дані до роботи Наукові публікації про засоби машинного навчання для класифікації відомостей щодо тестування COVID-19

4. Зміст роботи (перелік питань, які потрібно розробити)

Вступ. 1. Пандемія COVID-19, стан досліджень та Машинне навчання. 2. Аналітичне опрацювання відомостей щодо COVID-19 із використанням методів машинного навчання  
3. Безпека життєдіяльності, основи хорони праці. Висновки. Перелік джерел.

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

1. Титульна сторінка. 2. Тема, мета. 3. Завдання дослідження. 4. Актуальність досліджень. 5. Пандемія COVID-19. 6. Машинне навчання. 7. Класифікація типів та завдань машинного навчання. 8. Класифікація стадій COVID-19. 9. Принципова схема побудови масиву об'єктів для кожного СХР-зображення. 10. Узагальнений алгоритм аналітичного опрацювання даних щодо COVID-19 засобами машинного навчання. 11. Структура багатоваріантного нейромережного класифікатора. 12. Графік оцінки втрат навчальних та перевірочних наборів під час модельного навчального процесу. 13. Висновки. 14. Доповідь завершено.

## 6. Консультанти розділів роботи

| Розділ                                       | Прізвище, ініціали та посада консультанта | Підпис, дата   |                  |
|--|---|----------------|------------------|
|  |   | завдання видав | завдання прийняв |
| Безпека життєдіяльності, основи хорони праці | Гурик О.Я., доцент кафедри МТ             |                |                  |

7. Дата видачі завдання 25 січня 2021 р.

## КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

| № з/п | Назва етапів роботи  | Термін виконання етапів роботи | Примітка |
|-------|--|--------------------------------|----------|
| 1.    | Ознайомлення з завданням до кваліфікаційної роботи   | 07.06.2021                     | Виконано |
| 2.    | Підбір джерел про аналітичне опрацювання відомостей щодо COVID-19 із використанням методів машинного навчання                  | 08.06.2021-09.06.2021          | Виконано |
| 3.    | Переклад та опрацювання джерел про аналітичне опрацювання відомостей щодо COVID-19 із використанням методів машинного навчання | 10.06.2021-11.06.2021          | Виконано |
| 4.    | Виконання дослідження щодо аналітичного опрацювання відомостей щодо COVID-19 із використанням методів машинного навчання       | 12.06.2021-13.06.2021          | Виконано |
| 5.    | Оформлення розділу «Пандемія COVID-19, стан досліджень та машинне навчання»  | 14.06.2021-15.06.2021          | Виконано |
| 6.    | Оформлення розділу «Аналітичне опрацювання відомостей щодо COVID-19 із використанням засобів машинного навчання»               | 16.06.2021-17.06.2021          | Виконано |
| 7.    | Виконання завдання до підрозділу «Безпека життєдіяльності»   | 17.06.2021                     | Виконано |
| 8.    | Виконання завдання до підрозділу «Основи хорони праці»   | 17.06.2021                     | Виконано |
| 9.    | Оформлення кваліфікаційної роботи  | 18.06.2021                     | Виконано |
| 10.   | Нормоконтроль  | 19.06.2021                     | Виконано |
| 11.   | Перевірка на плагіат   | 19.06.2021                     | Виконано |
| 12.   | Попередній захист кваліфікаційної роботи   | 19.06.2021                     | Виконано |
| 13.   | Захист кваліфікаційної роботи  | 24.06.2021                     |          |
|       |  |                                |          |
|       |  |                                |          |
|       |  |                                |          |
|       |  |                                |          |
|       |  |                                |          |
|       |  |                                |          |

Студент

(підпис)

Малий А.І.

(прізвище та ініціали)

Керівник роботи

(підпис)

Пасічник В.В.

(прізвище та ініціали)

## АНОТАЦІЯ

Дослідження засобів машинного навчання для класифікації відомостей щодо тестування COVID-19 // Кваліфікаційна робота освітнього рівня «Бакалавр» // Малий Андрій Іванович // Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії, кафедра комп'ютерних наук, група СНс-42 // Тернопіль, 2021 // С. 41, рис. – 20, табл. – 0, кресл. – 14, додат. – 0, бібліогр. – 37.

**Ключові слова:** COVID-19, видобування, інтелектуальний аналіз, класифікація, машинне навчання, штучний інтелект.

Кваліфікаційна робота присвячена дослідженню засобів машинного навчання для класифікації відомостей щодо тестування COVID-19.

Метою даної кваліфікаційної роботи освітнього рівня «Бакалавр» підвищення ефективності процесів виявлення COVID-19 завдяки використанню методів машинного навчання.

В першому розділі кваліфікаційної роботи описана пандемія COVID-19. Проаналізовано стан досліджень та виконано огляд літературних джерел. Висвітлено машинне навчання, як важливий аналітичний засіб у царині інформаційних технологій. Розглянуто COVID-19 та машинне навчання. В другому розділі кваліфікаційної роботи освітнього рівня «Бакалавр» подано класифікацію стадій COVID-19. Досліджено аналітичне опрацювання рентгенографічних зображень із використанням методів машинного навчання. Запропоновано алгоритм класифікації стадій COVID-19. Здійснено аналіз результатів використання методів машинного навчання для діагностування COVID-19. У розділі «Безпека життєдіяльності, основи хорони праці» описано категорійно-понятійний апарат з безпеки життєдіяльності.

## ANNOTATION

Study of machine learning capabilities for COVID-19 testing data classification // Qualification work of educational level "Bachelor" // Malyi Andrii Ivanovych // Ternopil National Technical University named after Ivan Pulyuy, Faculty of Computer Information Systems and Software Engineering, Department of Computer Science of Computer Science, group SNs-42 // Ternopil, 2021 // P. 41, fig. – 20, tables – 0, chair. – 14, added. – 0, bibliogr. – 37.

**Key words:** COVID-19, mining, intellectual analysis, classification, machine learning, artificial intelligence.

Qualification work is devoted to the study of machine learning tools for the classification of information on COVID-19 testing.

The purpose of this qualification work of the educational level "Bachelor" is to increase the efficiency of COVID-19 detection processes through the use of machine learning methods.

The first section of the qualification work describes the COVID-19 pandemic. The state of research is analyzed and a review of literature sources is performed. Machine learning is highlighted as an important analytical tool in the field of information technology. COVID-19 and machine learning are considered. In the second section of the qualification work of the educational level "Bachelor" the classification of stages COVID-19 is given. Analytical processing of radiographic images using machine learning methods has been studied. An algorithm for classifying COVID-19 stages is proposed. The analysis of the results of using machine learning methods for diagnosing COVID-19 is performed. In the section "Life safety, basics of labor protection" the categorical-conceptual device on life safety is described.

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

ANN (англ. Artificial Neural Network) – Штучні нейронні мережі.

CNN (англ. Convolutional Neural Network) – Згорткова нейронна мережа.

DL (англ. Deep Learning) – Глибоке навчання.

ELM (англ. Extreme Learning Machine) – Екстремальне машинне навчання.

GAN (англ. Generative Adversarial Network) – Генеративна змагальна мережа.

ML (англ. Machine Learning) – Машинне навчання.

SL (англ. Self-Controlled Learning) – Самоконтрольоване навчання.

QoS (англ. Quality of Service) – Якість обслуговування.

RL (англ. Reinforcement Learning) – Навчання з підкріпленням.

UL (англ. Uncontrolled Learning) – Непідконтрольне навчання.

ВООЗ – Всесвітня організація охорони здоров'я.

КТ – Комп'ютерна томографія.

ОС – Операційна система.

ПЛР – Полімеразна ланцюгова реакція.

ІІ – Штучний інтелект.

## ЗМІСТ

|  |    |
|--|----|
| ВСТУП .....  | 7  |
| 1 ПАНДЕМІЯ COVID-19, СТАН ДОСЛІДЖЕНЬ ТА МАШИННЕ<br>НАВЧАННЯ .....  | 8  |
| 1.1 Пандемія COVID-19 .....  | 8  |
| 1.2 Стан досліджень та огляд літературних джерел .....   | 10 |
| 1.3 Машинне навчання.....  | 14 |
| 1.4 COVID-19 та машинне навчання .....   | 17 |
| 1.5 Висновок до першого розділу .....  | 19 |
| 2 АНАЛІТИЧНЕ ОПРАЦЮВАННЯ ВІДОМОСТЕЙ ЩОДО COVID-19<br>ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ ЗАСОБІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ .....     | 20 |
| 2.1 Класифікація стадій COVID-19.....  | 20 |
| 2.2 Аналітичне опрацювання рентгенографічних зображень із<br>використанням методів машинного навчання..... | 21 |
| 2.3 Алгоритм класифікації стадій COVID-19 .....  | 24 |
| 2.4 Аналіз результатів використання методів машинного навчання<br>для діагностування COVID-19 .....        | 26 |
| 2.5 Висновок до другого розділу .....  | 32 |
| 3 БЕЗПЕКА ЖИТТЄДІЯЛЬНОСТІ, ОСНОВИ ХОРОНИ ПРАЦІ .....   | 33 |
| 3.1 Категорійно-понятійний апарат з безпеки життєдіяльності .....  | 33 |
| 3.2 Вплив шуму на організм людини і засоби його мінімізації на<br>робочому місці .....                     | 35 |
| ВИСНОВКИ.....  | 37 |
| ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ .....   | 38 |

## ВСТУП

**Актуальність теми.** У всіх сферах людського життя передові інформаційні технології відзначаються швидкими результатами, особливо в галузі медицини. Нещодавня пандемія сформувала вимоги щодо раннього виявлення випадків інфікування COVID19 на різних етапах та прогнозування ризиків. На даний час підтвердження зараження COVID19 оптимальним стандартним тестом є тест ланцюгової реакції зворотної транскрипції полімерази «rRT-PCR» шляхом аналізу вірусної РНК. Хоча цей потребує для розгортання РНК та отримання результатів тривалого періоду часу тривалістю від двох до чотирьох годин з необхідністю сертифікованих лабораторій. Тому, враховуючи велику кількість інфікованих пацієнтів, дослідження автоматичних та надійних алгоритмів класифікації є актуальним напрямком сучасних наукових розвідок.

**Мета і задачі дослідження.** Метою даної кваліфікаційної роботи освітнього рівня «Бакалавр» підвищення ефективності процесів виявлення COVID-19 завдяки використанню методів машинного навчання. Для досягнення поставленої мети потребують вирішення ряд наступних завдань:

- Проаналізувати стан досліджень в галузі опрацювання відомостей щодо COVID-19 з використанням засобів машинного навчання.
- Дослідити стан досліджень щодо опрацювання відомостей по COVID-19 з використанням засобів машинного навчання.
- Провести аналіз засобів машинного навчання для опрацювання різнотипових даних по COVID-19.

**Практичне значення одержаних результатів.** Практично продемонстровано підвищення точності ідентифікації випадків інфікування COVID-19 за рахунок використання засобів машинного навчання.



# 1 ПАНДЕМІЯ COVID-19, СТАН ДОСЛІДЖЕНЬ ТА МАШИННЕ НАВЧАННЯ

## 1.1 Пандемія COVID-19

Епідемія, спричинена COVID-19, вимагає надзвичайних заходів та реакції. У світі від COVID-19 постраждало понад 200 держав. Для боротьби з розповсюдженням інфекції COVID-19 уряди світу та мільйони жителів вживали екстремальних заходів, зокрема неодноразово вводились карантинні заходи. Симптомологія інфекційного захворювання продемонструвала велику кількість пацієнтів, які були інфіковані COVID-19, але при цьому деякі пацієнти хворіли безсимптомно. Це підкреслює важливість розроблення та впровадження інноваційних та швидких позитивних і негативних тестів на COVID-19. Вважається, що етапи ідентифікації вірусу SARSCoV-2 мають вирішальне значення для розпізнавання позитивних випадків і, як інструмент для контролю пандемії.

На даний час, найефективнішим вибором серед методів тестування є «RT-PCR» (див. рисунок 1.1), що базується на лабораторному дослідженні зразків дихальних шляхів.

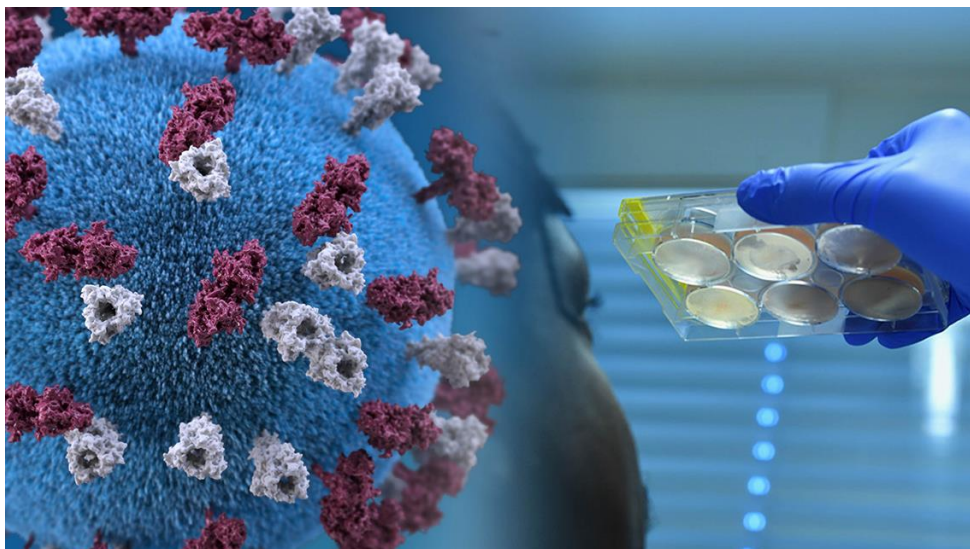


Рисунок 1.1 – «RT-PCR» тести COVID-19

Високим попитом користуються тести COVID-19 на основі мазків носоглотки «rRT-PCR».

Поширення вірусу COVID-19 в усьому світі широко виділило особливості діагностичних обмежень, зокрема високу вартість обладнання, навчання персоналу, вимоги до реагентів, необхідність сертифікації лабораторій тощо. Наприклад, дефіцит спеціалізованих лабораторій (див. рисунок 1.2) та реагентів змусив уряди обмежити тестування на основі мазків тільки для осіб в яких чітко проявились симптоми COVID-19, що призвело зростання кількості інфікованих вірусом громадян та пудвищення рівня зараження.



Рисунок 1.2 – Лабораторні дослідження COVID-19

Тому прозроблення простих аналізів для COVID-19, наприклад на основі аналізу крові, зможе допомогти розпізнавати позитивність та негативність інфікування. Для цього доцільно застосувати прогресивні методи машинного навчання для виконання рутинних операцій та

оцінювання стадії зараження COVID-19 для формування прогнозної моделі. При цьому доцільно провести класифікацію з використанням різних технік на основі оригінального необробленого набору текстових даних.

## 1.2 Стан досліджень та огляд літературних джерел

Завдяки поширенню COVID-19, на обширних територіях та в багатьох країнах спостерігається зростання випадків зараження та смертності, які залишаються реальною загрозою в галузі охорони здоров'я [1]. На даний час опубліковано ряд досліджень щодо видобування даних для боротьби з вірусом COVID-19 за допомогою систем на основі ШІ (див. рисунок 1.3) та методів глибокого навчання (DL), екстремального машинного навчання (ELM) та генеративних змагальних мереж (GAN).

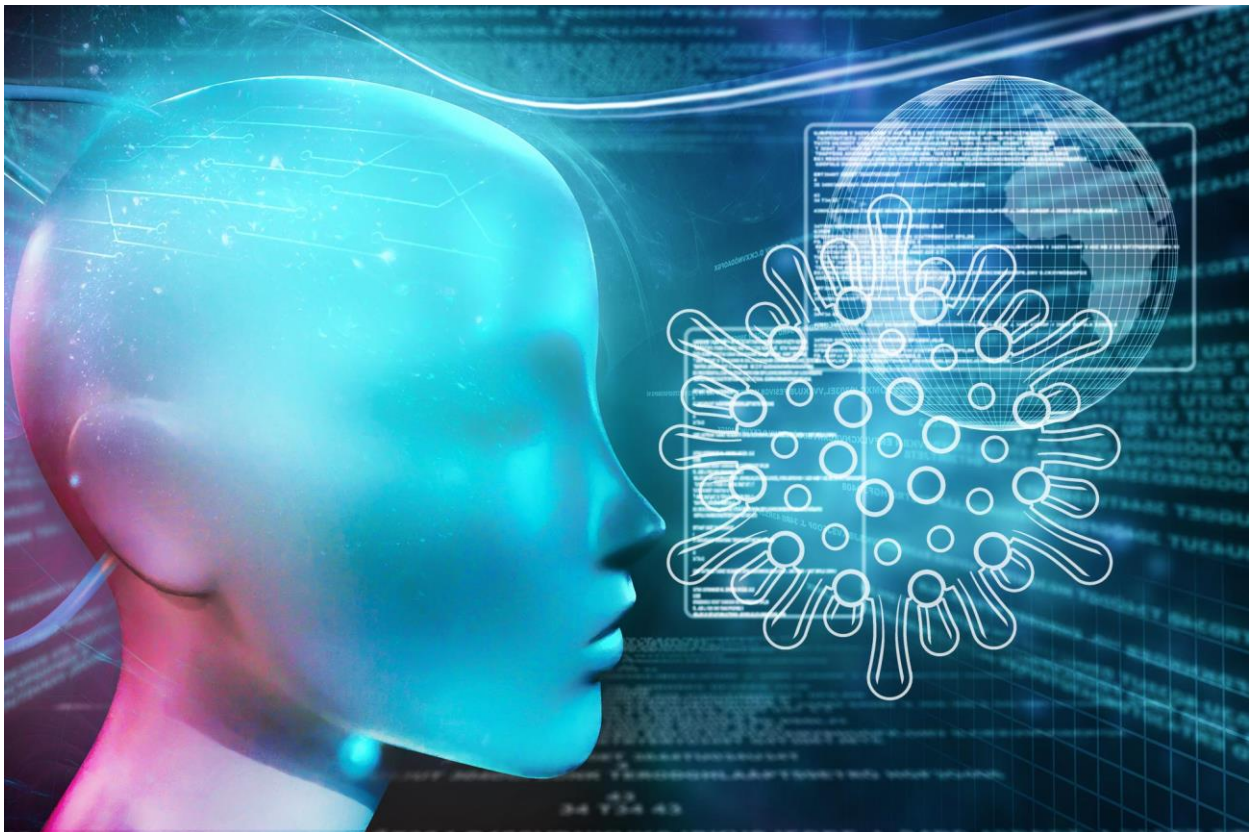


Рисунок 1.3 – Новітні засоби на основі ШІ дозволяють діагностувати COVID-19 без тестування



Ефективними є платформи що поєднують підходи до біоінформатики з різними аспектами структурованих та неструктурованих джерел даних, які випадковим чином формуються для дослідників та медиків. Тому доцільно провести аналіз нещодавніх публікації COVID-19 та медичних звітів з метою вибору вхідних даних та цілей, які можуть спростити розроблення інструментів на основі штучних нейронних мереж (ANN) для експериментів, пов'язаних з COVID-19.

Тести та діагностика, на основі глибокого аналізу класифікаторів зображень рентгенограм грудної клітки, базуються на «COVID-Net» [2].

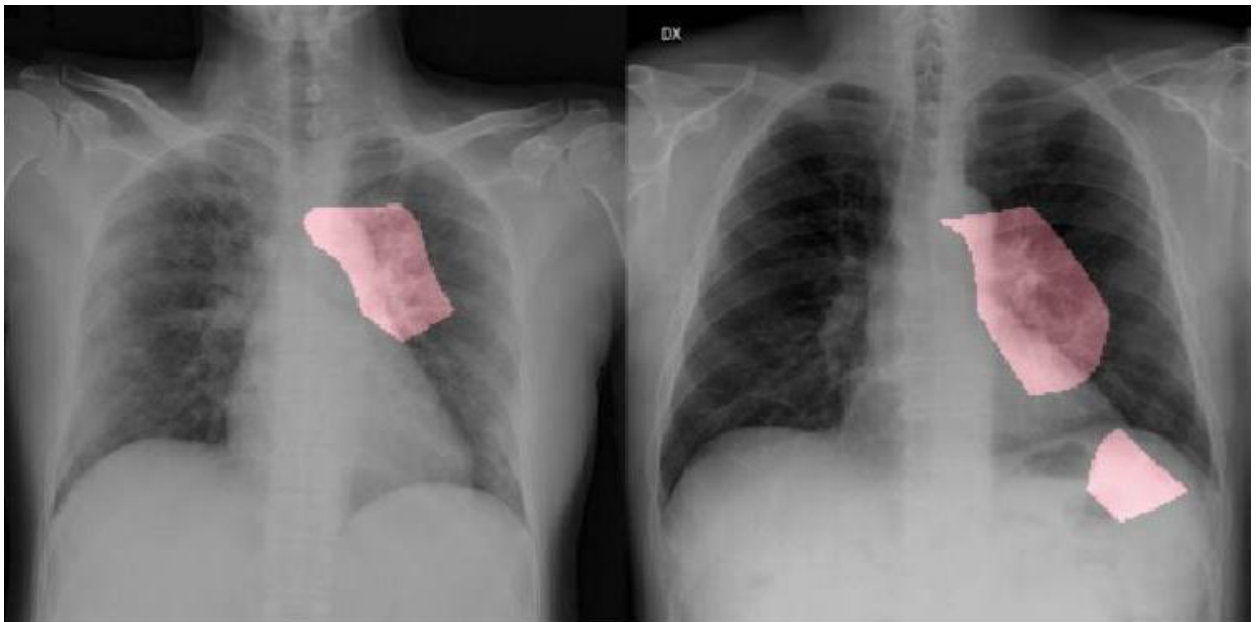


Рисунок 1.4 – Результати опрацювання рентгенограм з використанням ANN

Ця модель обстеження спрямована на видобування знань щодо організації та інтеграції зображень рентгенівських знімків грудної клітки з мітками:

- звичайні;
- COVID-19;
- вірусна пневмонія.

Залежно від точності значень моделей «ResNet-101» та «ResNet-152» з кращим ефектом розмиття та динамічним покращенням за співвідношенням ваг під час тренувального процесу. Ця вдосконалена технологія дала приріст чутливості у порівнянні з рентгенологами, при діагностиці та скринінгу легневих вузлів та запалень. Точність 95,27% була досягнута шляхом аналізу COVID-19 та класифікації типів зображень грудної клітки на всій множині навчального набору.

Рентгенографія грудної клітки (CXR) може бути використана як процес сортування першого ряду для пацієнтів із COVID-19 або із пневмонією. Однак подібність між особливостями CXR-зображень COVID-19 та пневмонією, спричиненою іншими інфекціями, робить диференціальний діагноз рентгенологами складним завданням. Вчені висунули гіпотезу, що класифікатори, базовані на машинному навчанні, можуть надійно відрізнити CXR-зображення пацієнтів із COVID-19 від інших форм пневмонії. Для цього було використано метод зменшення розмірності, щоб сформувати набір оптимальних особливостей зображень CXR, щоб створити ефективний класифікатор машинного навчання, який може з високою точністю та чутливістю відрізнити випадки COVID-19 від випадків, що не стосуються COVID-19. Використовуючи глобальні особливості цілих зображень CXR, дослідники успішно впровадили класифікатор, використовуючи відносно невеликий набір даних зображень CXR. Було запропоновано використовувати класифікатор COVID-19 разом із іншими тестами для оптимального розподілу лікарняних ресурсів шляхом швидкого сортування випадків, що не стосуються COVID-19.

Своєчасне діагностування COVID за допомогою результатів томографії має важливе значення для догляду за пацієнтів та контролю захворювання громадян [3]. Комп'ютерна томографія (див. рисунок 1.5) є корисним інструментом для діагностики COVID-19, проте спалахи захворювання

спричиняють величезний тиск на читаючих рентгенологів і потенційно можуть призвести до неправильної діагностики, пов'язаної з втомою.

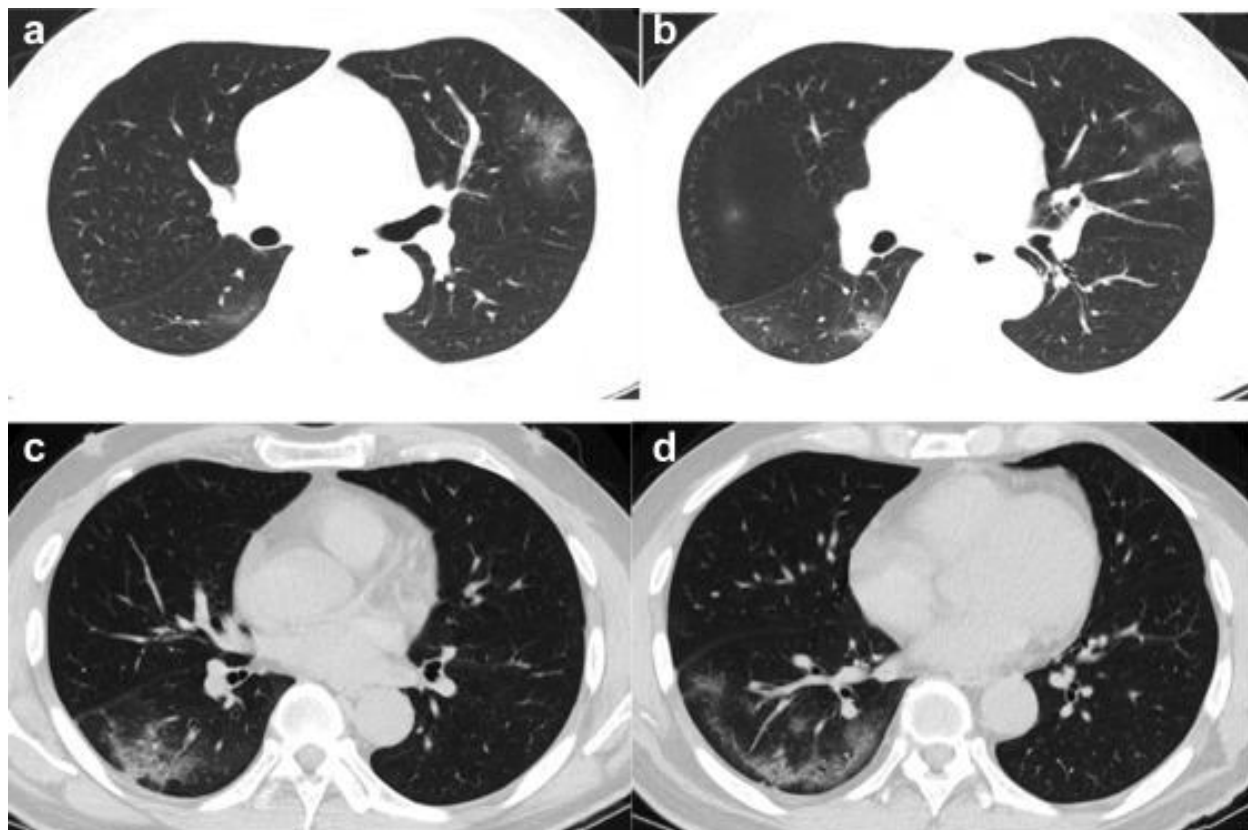


Рисунок 1.5 – Автоматизована діагностика та кількісний аналіз COVID-19 на візуалізації КТ

Тому потрібно сформувати нові підходи до ефективного навчання мереж класифікації COVID-19 із використанням невеликої кількості КТ-обстежень з діагностованим COVID-19 та архіву негативних зразків. Експериментальні результати показали, що такі системи мають високі показники продуктивності та ефективно розпізнають приблизно половину негативних зразків, значно зменшуючи при цьому час навчання моделей. Декілька лабораторій підтвердили, що випадки захворювання COVID-19 поширюються з великою швидкістю [4]. Окрім того з моменту спалаху COVID-19 регулярно поширювалася значна кількість неправдивих повідомлень, небажаних побоювань та дезінформації щодо цього вірусу.

Інформаційно-технологічні платформи на основі методів машинного навчання (див. рисунок 1.6) забезпечують швидку діагностику та є важливим елементом в процесах контролю епідемічного спалаху [5].

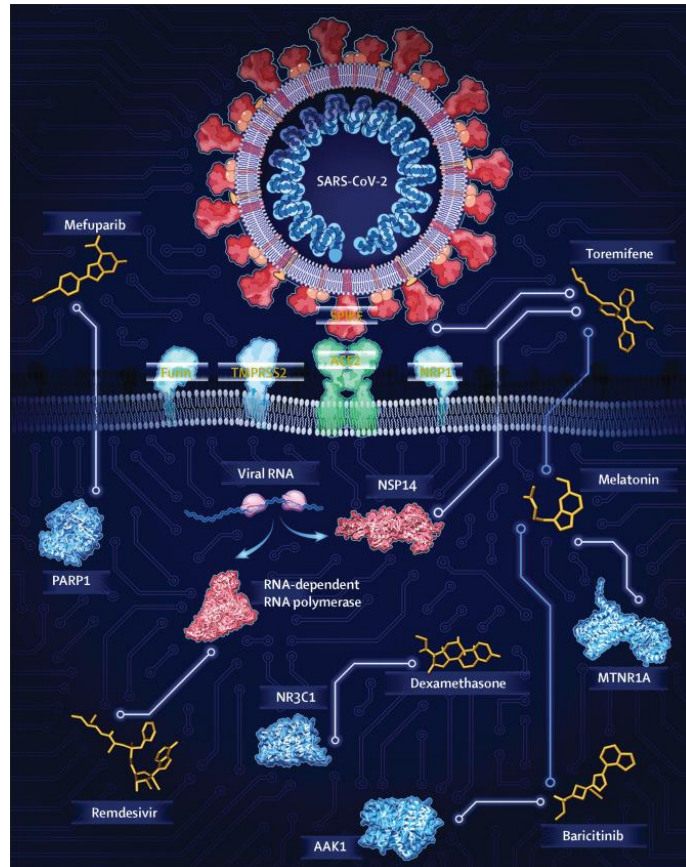


Рисунок 1.6 – Перевизначення медичних препаратів від COVID-19 засобами інформаційно-технологічні платформи

Життєвий цикл COVID-19 має різні стадії, зокрема фаза готовності, фаза профілактики, фаза відновлення та фаза реагування. Вірусний розподіл просторової та часової РНК, антибіотиків та антигенів під час зараження COVID-19 серед людей скоротив період лікування та точного аналізу.

### 1.3 Машинне навчання

Новий коронавірус 2019 року, який ВООЗ назвала пандемією, поставив численні уряди світу у скрутне становище. Спалах COVID-19, наслідки якого

раніше спостерігали лише громадяни Китаю, став проблемою практично всіх країн світу [6].

Машинне навчання є одним з найбільш перспективних інструментів класифікації [7]. По суті, машинне навчання (див. рисунок 1.7) – це модель, яка спрямована на виявлення невідомої функції, відношень чи структури між вхідними та вихідними змінними.



Рисунок 1.7 – Машинне навчання

Зазвичай ці відношення важко ідентифікувати явними алгоритмами за допомогою автоматизованого процесу навчання [8]. Методи машинного навчання застосовуються для прогнозування можливих підтверджених випадків та показників смертності від COVID-19 [9].

Машинне навчання можна розділити на дві частини. Перша частина полягає у визначенні оптимальної ваги злиття даних результатів сприйняття кількох вузлів та усунення непридатних вузлів на основі генетичного



алгоритму, тоді як друга частина полягає у пошуку вузлів за допомогою нейронної мережі розпізнавання COVID-19 [10].

Машинне навчання (ML) є підрозділом ШІ. Воно включає кілька парадигм навчання, зокрема контрольоване навчання (SL), непідконтрольне навчання (UL) та навчання з підкріпленням (RL) [11].

Типові моделі ML складаються з класифікації, регресії, кластеризації, виявлення аномалій, зменшення розмірності та максимізації винагороди [12].

Алгоритми ML тренуються в парадигмі SL на маркованих наборах даних, якщо вони існують для безперервних або дискретних вихідних даних для кожного вводу. І навпаки, в UL [13] немає вихідної істинної інформації, і алгоритми зазвичай намагаються виявити закономірності в даних.

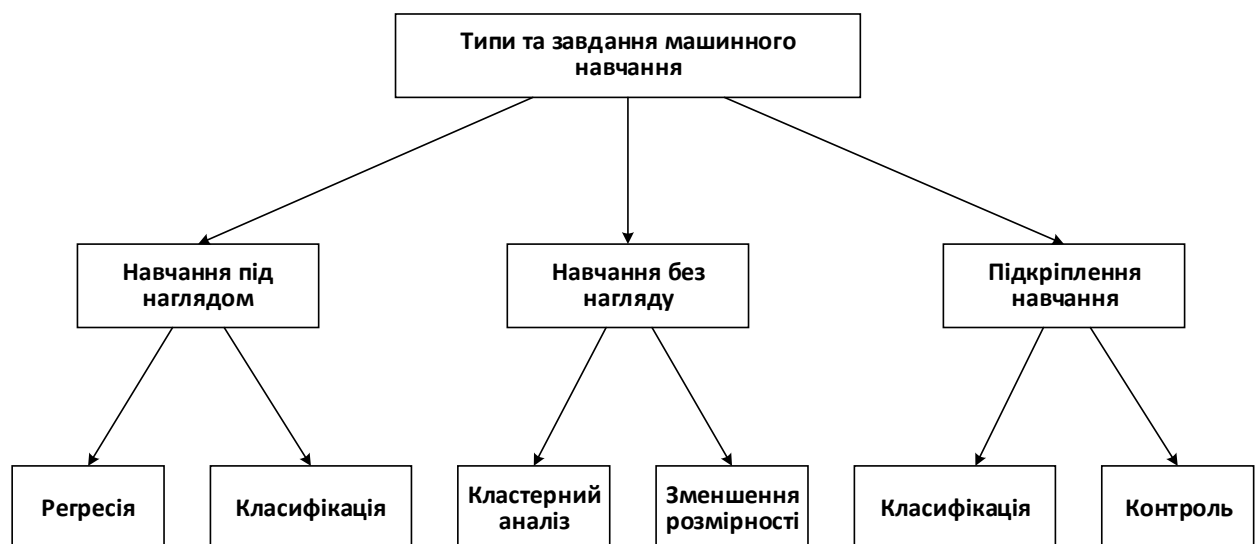


Рисунок 1.8 – Класифікація типів та завдань машинного навчання

Навчання з підкріпленням має на меті підняти сукупну винагороду, щоб вона була більш придатною для послідовних завдань з прийняття рішень [14]. Навчання під контролем має регресію та класифікацію. Навчання без нагляду включає кластерний аналіз та зменшення розмірів. В свою чергу навчання з підкріпленням (RL) включає класифікацію та контроль.

## 1.4 COVID-19 та машинне навчання

Алгоритми розпізнавання сутностей на основі машинного навчання та підходи, що використовуються для обчислення країв кластерів, визнано вважаються робочими процесами візуалізації. Вони можуть забезпечити методи машинного навчання, здатні підтримати рентгенологів, які проводять аналіз складних зображень та текстових даних. Для COVID-19 існують моделі, здатні аналізувати медичну візуалізацію та розпізнавати COVID-19 [11]. Штучний інтелект ШІ має різні типи. Машинне навчання (ML) – одне із цих застосувань. Його успішно застосовували в різних галузях медицини для виявлення нових асоціацій генотип-фенотип, діагностики, яка показала вплив на оцінку, прогнозування, класифікацію захворювань, транскриптомічний та мінімізуючий коефіцієнт смертності [12].



Рисунок 1.9 – Інтерфейс засобів машинного навчання для діагностики COVID-19

Метод автоматичної класифікації COVID-19 може бути застосований шляхом порівняння загальних основ видобування функцій на основі

глибокого навчання для досягнення більш високої точності функції, яка є важливим модулем навчання. Авторами [15] були обрані «MobileNet», «DenseNet», «Xception», «ResNet», «InceptionV3», «InceptionResNetV2», «VGGNet», «NASNet» серед групи глибоких згорткових нейронних мереж CNN. Класифікація була досягнута шляхом запуску видобутих ознак у класифікатори машинного навчання, щоб визнати їх випадком COVID-19 або інших захворювань [16]. Прогресивні алгоритми машинного навчання можуть інтегрувати та оцінювати великі за обсягом дані щодо пацієнтів із COVID-19, щоб забезпечити найкраще розуміння схеми розповсюдження вірусів, підвищити точність діагностики, вдосконалити прогресивні та ефективні методи терапії та навіть розпізнати людей які ризикують захворюванням залежно від генетичних та фізіологічних особливостей [17].

Комп'ютерна томографія (КТ), ультразвук легенів (LUS) та рентгенографія грудної клітини (CXR) є одними з найбільш часто використовуваних методів візуалізації для виявлення інфекцій COVID-19 [18]. Порівняно з іншими методами, рентгенографія грудної клітки є недорогим, простим в експлуатації методом клінічного скринінгу на основі низьких доз опромінення [19]. Рентгенографія CXR є одним із найбільш часто використовуваних і доступних методів швидкого дослідження стану легенів [20]. Зображення CXR майже відразу доступні для аналізу рентгенологам. Доступність рентгенографії CXR зробила її однією з перших методів візуалізації, яка була використана під час недавньої пандемії COVID-19. Крім того, швидкий поворот CXR був використаний рентгенологічними відділами в Італії та Великобританії для сортування пацієнтів з COVID-19, хворими на пневмонію, для ефективного розподілу лікарняних ресурсів [21]. Однак між медичною пневмонією та зображеннями COVID-19 існує багато спільних рис, спричинених іншими вірусними інфекціями, зокрема звичайним грипом А [22]. Ця подібність робить диференціальний діагноз випадків COVID-19 експертами-рентгенологами складними [23]. Надійний

автоматизований алгоритм класифікації зображень CXID COVID-19 та не COVID-19 може пришвидшити процес сортування випадків, не пов'язаних з COVID-19, та максимізувати розподіл лікарняних ресурсів на випадки COVID-19.

Методи машинного навчання (ML) продемонстрували безпрецедентний успіх у надійному аналізі медичних зображень [24]. Підходи на основі ML є масштабованими, автоматизованими та простими для впровадження в клінічних умовах [25]. Типовим застосуванням аналізу зображень на основі ML є класифікація зображень з дуже схожими ознаками. Цей підхід спирається на сегментацію області зображення, що представляє інтерес, ідентифікацію ефективних характеристик зображення, виділених із сегментованої області в просторовій або частотній області, та розробку оптимального методу класифікації, заснованого на машинному навчанні, для точного присвоєння зразків зображень цільовим класам с [26].

### **1.5 Висновок до першого розділу**

В першому розділі кваліфікаційної роботи описана пандемія COVID-19. Проаналізовано стан досліджень та виконано огляд літературних джерел. Висвітлено машинне навчання, як важливий аналітичний засіб у царині інформаційних технологій. Розглянуто COVID-19 та машинне навчання.

## 2 АНАЛІТИЧНЕ ОПРАЦЮВАННЯ ВІДОМОСТЕЙ ЩОДО COVID-19 ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ ЗАСОБІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

### 2.1 Класифікація стадій COVID-19

Класифікація стадій COVID-19 (див. рисунок 2.1) стала практично галуззю завдяки збільшенню ключових процедур, що використовуються для встановлення доцільності, дійсно приписуючи набір форм у заздалегідь визначені групи за їхнім загальним змістом, що містить модель відповідності подібності, модель підрахунку слів, модель позначення слів, методи машинного навчання тощо.

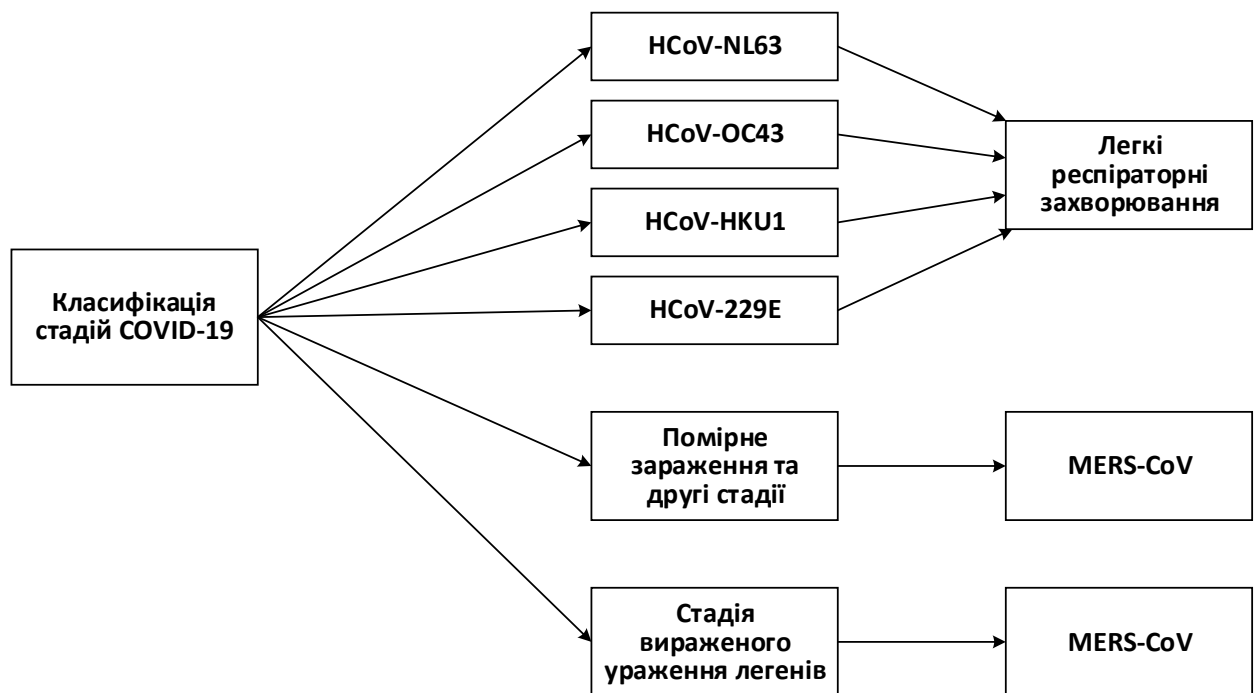


Рисунок 2.1 – Класифікація стадій COVID-19

Їх можна визначити як вектор із словом, що має статистичну вагу неструктурованих цілих текстових даних COVID-19-позитивного запису, який визначається за формулою:

$$m_j = \langle W_{1,i/}, W_{2,i/}, W_{3,i/}, \dots, W_{n,i/} \rangle. \quad (2.1)$$

За допомогою методів машинного навчання позитивні випадки COVID-19 були виявлені з використанням декількох типів коронарних стадій і класифікувались на три стадії легкої, середньої та важкої стадій. Дослідження [27] було проведено для вдосконалених алгоритмів для прогнозування місць, де більшість пацієнтів постраждали від COVID-19. Ці методи дозволяють передбачити пацієнтів до досягнення ними важкої стадії; це дослідження точно класифікує стадії COVID-19.

## **2.2 Аналітичне опрацювання рентгенографічних зображень із використанням методів машинного навчання**

В продовж останнього часу було запропоновано ряд методів діагностики медичних зображень COVID-19 на основі ML [28]. Ванг [19] застосував попередньо навчену модель глибокого навчання під назвою «DenseNet\_121» до КТ-зображень з метою класифікації тестів візуалізації COVID-19 на позитивні та негативні категорії, що забезпечило точність 83,21%. Крім того, Рой [18] вивчав застосування моделей глибокого навчання для аналізу інфекцій COVID-19 на невеликому наборі зображень ультразвукової графії легенів (LUS) для одинадцяти пацієнтів. Чжан [27] запропонував застосувати сегментацію легеневих уражень на КТ-зображеннях як модель класифікатора «ResNet-18» для трьох класів COVID-19, пневмонії та нормального стану, забезпечуючи при цьому точність оцінювання 93,47%.

Вчені [29] висунули гіпотезу, що CXR-зображення пацієнтів з COVID-19 можна надійно відрізнити від інших форм пневмонії за допомогою класифікатора на основі ML. Було використано підхід зменшення

розмірності для створення моделі з оптимізованим набором синтетичних функцій, які дозволяють відрізнити зображення COVID-19 з точністю 94,1%.

Відмінною особливістю моделі є ідентифікація та видобування ознак із усього зображення CXR без будь-якого процесу сегментації на ураженнях грудної клітки. Цей новий кількісний маркер не тільки дозволяє уникнути помилок сегментації, але також зменшує обчислювальні витрати остаточної моделі.

Дослідження [28] наводить вагомі докази концепції того, що проста класифікація на основі ML може бути ефективно застосована як доповнення до інших тестів для полегшення диференціальної діагностики CXR-зображень пацієнтів із COVID-19. У більш широкому сенсі вважається, що підхід можна легко застосувати у будь-якому майбутньому спалаху вірусу для швидкої класифікації CXR-зображень.

Принципова схема видобування об'єктів для побудови масиву об'єктів для кожного CXR-зображення за допомогою методів «Texture», «FFT», «Wavelet», «GLCM» та «GLDM» подана на рисунку 2.2.

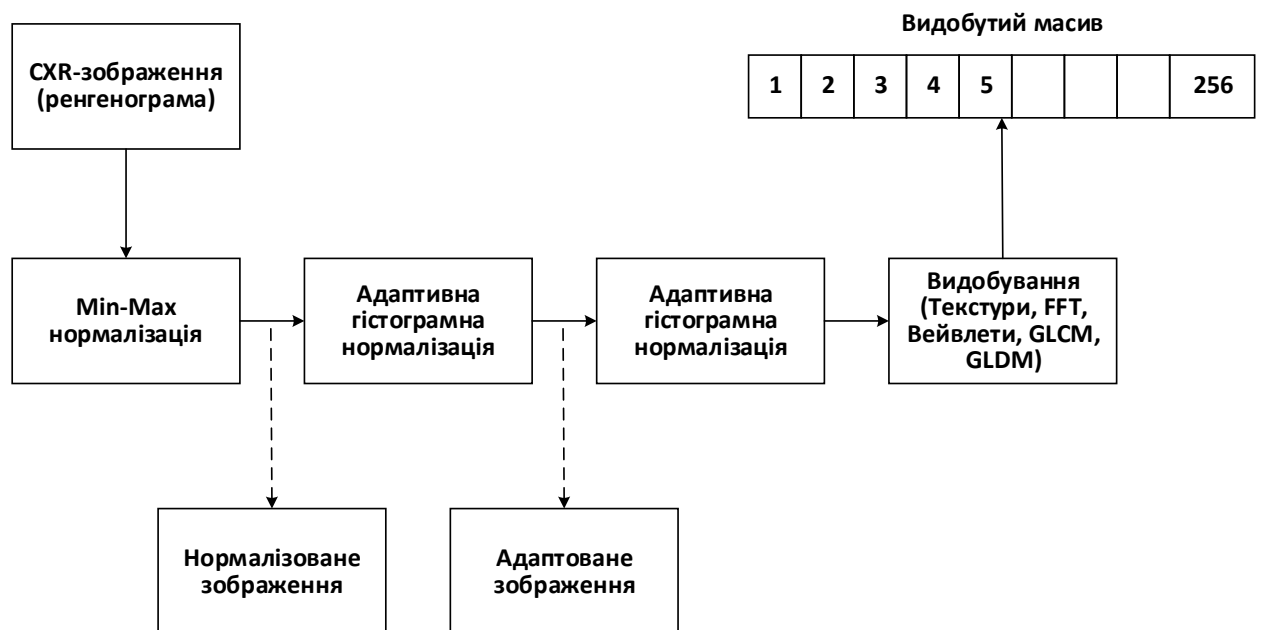


Рисунок 2.2 – Принципова схема видобування об'єктів з CXR-зображення

Принципова схема побудови масиву об'єктів для кожного CXR-зображення подана на рисунку 2.3.

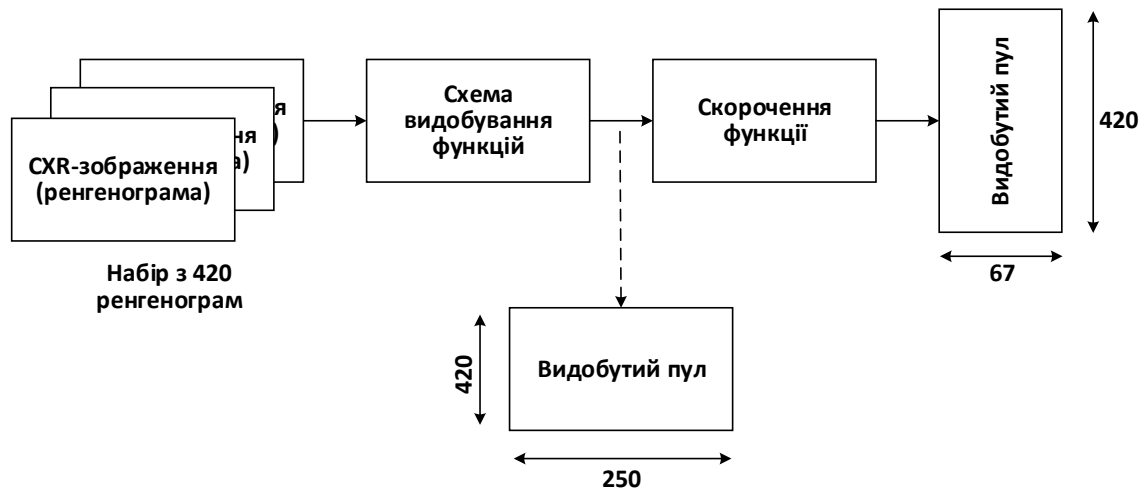


Рисунок 2.3 – Принципова схема побудови масиву об'єктів для кожного CXR-зображення

Для цього була використана принципова схема створення пулу об'єктів для чотириста двадцяти семи CXR-зображень із застосуванням методу зменшення об'єктів. Теплова карта дослідження подана на рисунку 2.4.

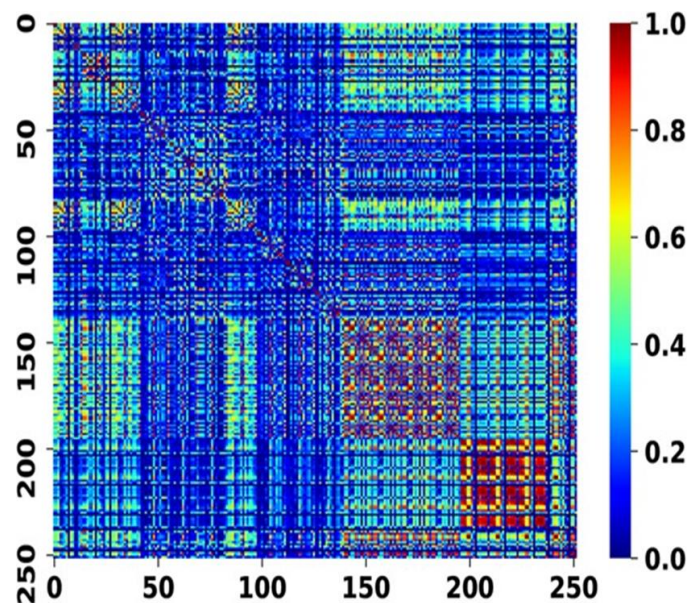


Рисунок 2.4 – Теплова карта ознак [28] для матриці коефіцієнтів кореляції Пірсона



Кореляційний аналіз ознак подано у формі гістограми на рисунку 2.5.

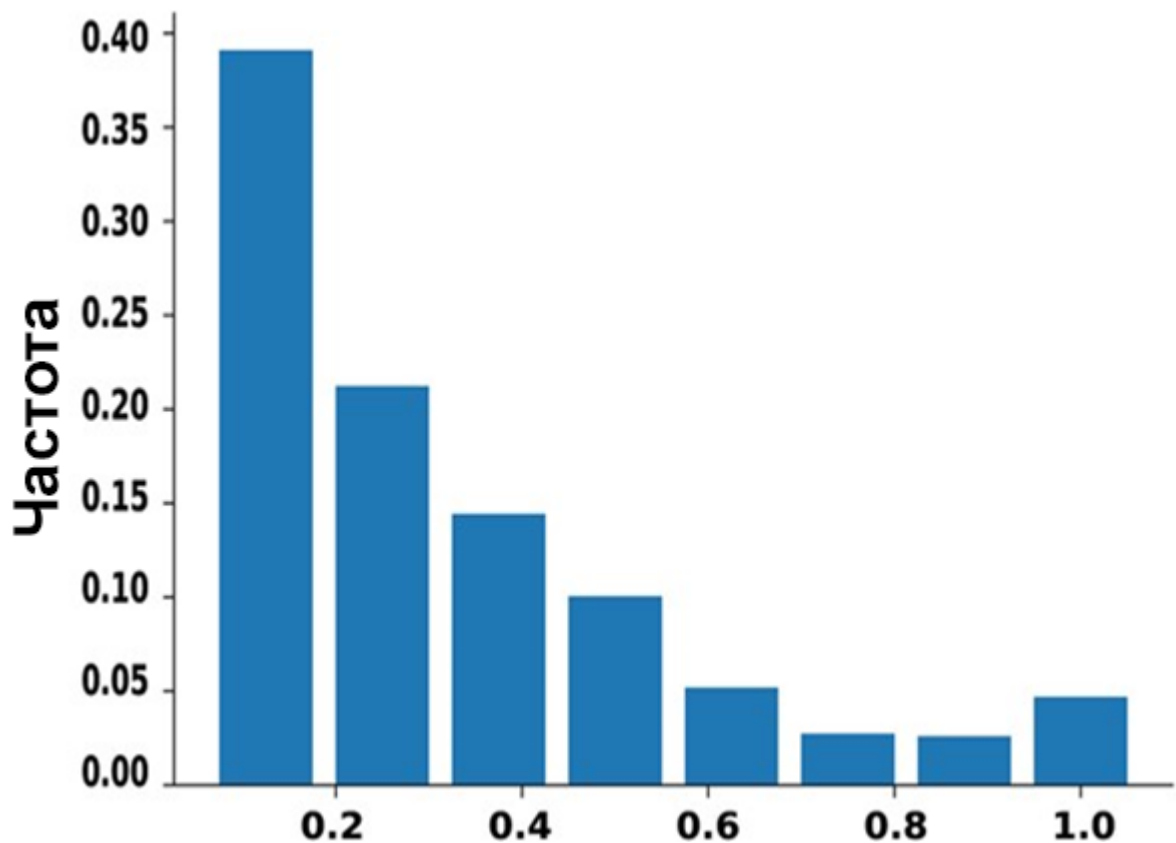


Рисунок 2.5 – Кореляційний аналіз ознак подано у формі гістограми [28]

### 2.3 Алгоритм класифікації стадій COVID-19

При аналізі даних можна легко отримати клінічні анотації та нові знання. Клінічні анотації зразків для текстових записів з позитивними випадками COVID-19 складаються з тексту, оскільки знаходження атрибута є міткою відповідного текстового запиту. Набір даних має три класи: легкий, середній та важкий, які складаються з клінічного тексту класифікованих стадій COVID-19 та відповідної тривалості звіту.

Текстові дані неструктуровані, їх потрібно попередньо підготувати, щоб можна було задіяти техніки машинного навчання. На цьому етапі виконуються різні кроки. Текст очищається, видаляючи надмірні елементи.

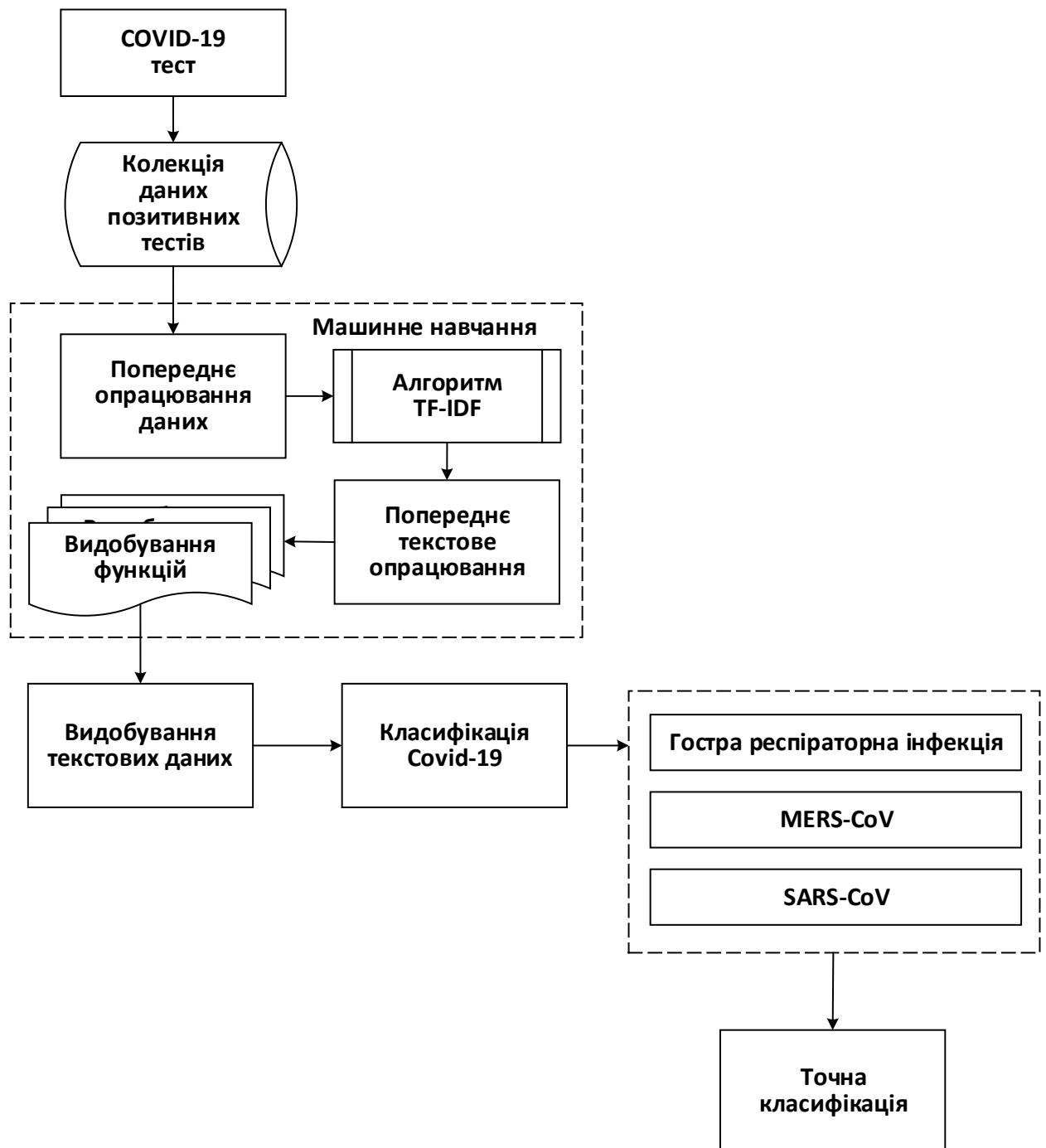


Рисунок 2.6 – Узагальнений алгоритм аналітичного опрацювання даних щодо COVID-19 засобами машинного навчання

Набір даних складається з вихідних необроблених даних з деяким шумом, так що попередня обробка даних використовується для фільтрації шумних та нерелевантних даних.

Методи машинного навчання використовують зворотню частоту документа «TF/IDF» для процесу обробки текстових даних. Інформаційна

система визначає використання текстових даних з величезної кількості COVID-19-позитивних даних, які розподіляються через текст і зберігаються в пошуковій системі з використанням методів «TF/IDF», які використовувались як схеми пошукової машини для класифікації повного пошуку записів у тексті. Результати показують, що точне прогнозування класифікації стадій COVID-19 було виразно покращено за рахунок використання функцій при отриманні текстових даних.

На наступному етапі розглядаються скасовані списки відповідно до слів пошукових запитів і нарешті сортується цільовий файл із запису пошукових списків індексу.

На етапі видобування ознак зворотна частота документа «TF/IDF» є загальною, коли зважують статистично та широко використовують для аналізу тексту та пошуку текстових даних. «TF-IDF» отримує одне слово, яке має високу частоту в одному записі файлу; якщо це слово зустрічається часто, тоді воно може зберігатися як основне ключове слово для диференціації один від одного цього файлу. Частота термінів (TF) – це числовий коефіцієнт, що виконується в записі; по суті як пошукове ім'я з високою релевантністю.

## **2.4 Аналіз результатів використання методів машинного навчання для діагностування COVID-19**

Генерація синтетичних ознак. Визначення оптимальних особливостей CXR-зображень може зменшити простір характеристик ML-моделей шляхом генерації ключових корельованих синтетичних ознак та видалення менш важливих ознак. Ці синтетичні ознаки виконують більш надійно при класифікаційних завданнях, одночасно зменшуючи розмір ML-моделей. Важливо те, що більш надійний ML-класифікатор можна створити,

зменшивши співвідношення між кількістю функцій зображення та кількістю випадків навчальних даних для кожного класу.

Спочатку вилучались двісті п'ятдесят об'єктів з усіх CXR-зображень без залучення сегментації уражень, щоб нарешті сформувати пул об'єктів з 420 CXR-зображень (див. рис. 2.3). Було припущено, що можна використовувати схему аналізу об'єктів, щоб знайти оптимальну кількість об'єктів та зменшити розмір простору об'єктів. На рис. 2.4 показано попарне асоціювання ознак за допомогою матриці коефіцієнтів кореляції Пірсона, отриманої з 250 ознак.

Аналіз гістограм початкового пулу ознак виявляє, що понад 73% ознак мають коефіцієнти кореляції менше 0,4 (див. рис. 2.5), що підтверджує твердження про випадки з відносно невеликою надмірністю. Було використано метод «Kernel Principal Component Analysis» (PCA), для зменшення розміру простору ознак до оптимальної кількості синтетичних ознак, що складаються з корельованих ознак.

Використовуючи PCA, було перетворено оригінальний пул з 250 функцій на 67 нових синтетичних функцій, що призвело до приблизно 4-х кратного зменшення простору функцій. Було використано цей 67-елементний вектор ознак у процесі остаточної класифікації.

Для розробки класифікатора було згруповано CXR-зображення у три цільові класи, кожен з яких містить 140 зображень; нормальний, COVID-19, не-COVID-19 пневмонія (див.рисунок 2.7).

Класифікатор, сформований на основі нейронних мереж, що включає два приховані шари на сто двадцять вісім та шіснадцять нейронів відповідно, за яким слідує фінальний класифікатор для класифікації випадків на три категорії: здоровий, пневмонії COVID-19 та не COVID-19 подано на рисунку 2.7. Класифікатор сформовано на основі нейронної мережі, що включає два приховані шари з 128 і 16 нейронами відповідно, а потім

остаточний класифікатор для класифікації випадків на три категорії нормальної пневмонії COVID-19 та не COVID-19.

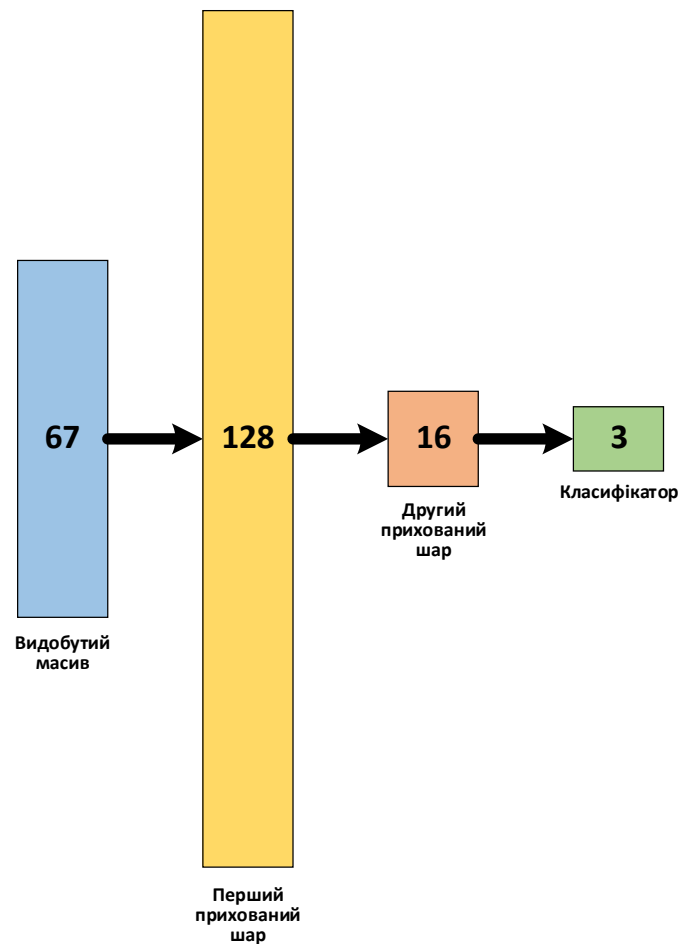


Рисунок 2.7 – Структура багатошарового нейромережного класифікатора

Було навчено багатошарову нейронну мережу, включаючи один рівень класифікатора виходу та два приховані шари, котрі мають на меті класифікувати CXR-зображення на три цільові групи.

Через 33 епохи тренувального процесу показники втрат як при навчанні, так і при валідації досягли приблизно 0,22, що відповідає точності 94% (рис. 3А). Графік втрат (див. рисунок 2.8) показав хорошу відповідність між кривими перевірки та тренувань, що підтверджує, що наша модель не страждає від надмірного або недостатнього оснащення. Слід відзначити, що модель має приблизно 10000 параметрів.

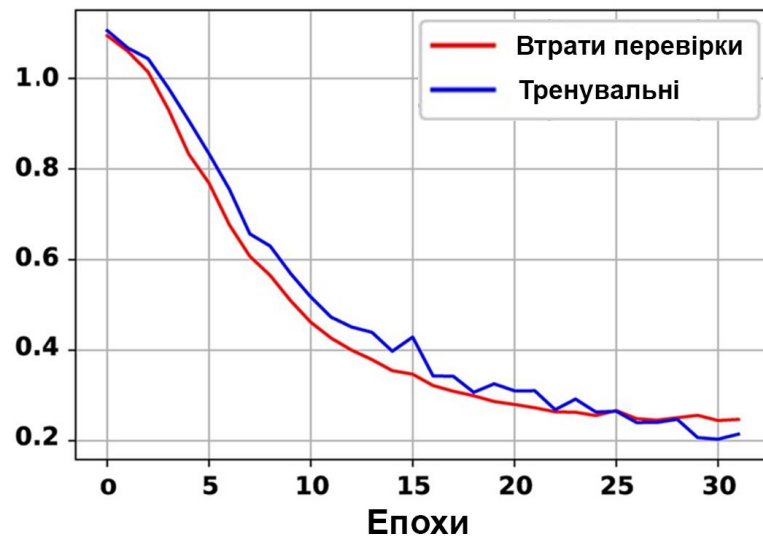


Рисунок 2.8 – Графік оцінки втрат навчальних та перевірочних наборів під час модельного навчального процесу

Що значно менше, ніж типові моделі класифікації зображень, зокрема «AlexNET» з 60 мільйонами параметрів [30], VGG-16 з 138 мільйонами зразків [31], «GoogleNet-V1» з 5 мільйонами [32], та «ResNet-50» з 25 мільйонами параметрів [33]. Потім було сформовано криву робочої характеристики приймача (ROC) та обчислено площу під ROC (AUC) для подальшої оцінки продуктивності моделі (див. рисунок 2.9).

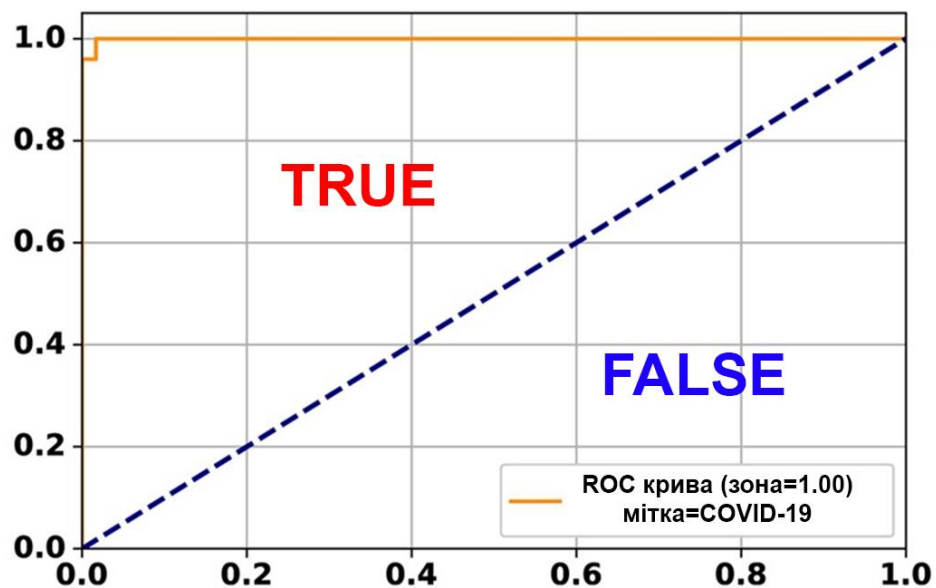


Рисунок 2.9 – Крива ROC

Крива ROC, сформована з 84 тестових зразків, тоді як COVID-19 присвоюється позитивним класом.

Порівняння CXR-зображень випадків COVID-19 з не COVID-19 показало, що модель має 100% чутливість та 96% точність при оцінці на тестовому наборі з 87 CXR-зображень (див. рисунок 2.10)

|                  |                 |              |                  |
|------------------|-----------------|--------------|------------------|
| <b>COVID-19</b>  | 25              | 0            | 0                |
| <b>Норма</b>     | 0               | 31           | 0                |
| <b>Пневмонія</b> | 1               | 4            | 23               |
|                  | <b>COVID-19</b> | <b>Норма</b> | <b>Пневмонія</b> |

Рисунок 2.10 – Співвідношення точності та чутливості

Матриця співставлення 87 тестових зразків у трьох категоріях. Щоб порівняти та проаналізувати рівень дискримінації різних окремих ознак серед оригінальних 250 вилучених ознак, використано значення AUC як показник.

Усі функції були відсортовані в порядку їх значень AUC (лив. рисунок 2.7). Крім того, класифікатор синтетичних ознак перевершує будь-який окремий класифікатор ознак, виміряний AUC. Слід відмітити, що окремі синтетичні ознаки як основний класифікатор швидких та низьких обчислювальних витрат можуть бути точними до приблизно 90%.

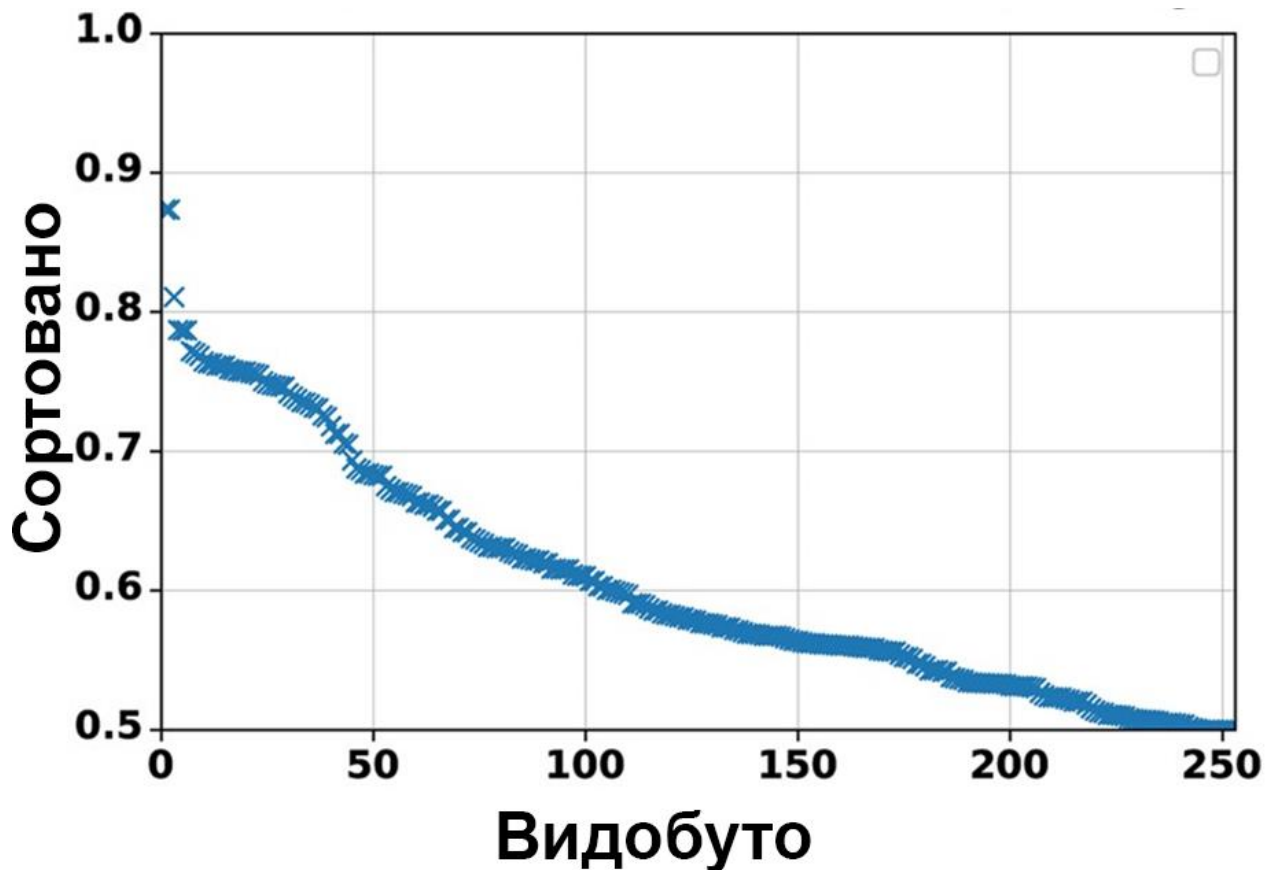


Рисунок 2.11 – Значення AUC для опрацьованих CXR-зображень COVID-19

У [29] дослідженні запропоновано ефективний класифікатор машинного навчання, який точно відрізняв зображення COVID-19 CXR від звичайних випадків та пневмонії, спричиненої іншими вірусами. Серед різних методів візуалізації [34, 35], ренген все ще є найшвидшим та поширеним скринінговим інструментом для виявлення легеневих захворювань та інфекцій. Однак на рентгенівських знімках є деякі підозрілі маси легеневої інфекції, що може призвести до помилкової діагностики.



Таким чином, новий підхід для допомоги в автоматизованому аналізі скринінгу легенів та спрощення класифікації різних типів легеневих захворювань є вирішальним. Це демонструє можливості завдяки відносно простим класифікаторам машинного навчання. Запропонований підхід до машинного навчання має відмінні характеристики. Зокрема, виводячи загальні особливості зображення з усієї області грудної клітки, можна уникнути складності та помилок сегментації уражень. Крім того, підтверджено, що діагностичну інформацію можна розподілити по всій області грудної клітки рентгенівського зображення, а не тільки в зоні ураження.

## **2.5 Висновок до другого розділу**

В другому розділі кваліфікаційної роботи освітнього рівня «Бакалавр» подано класифікацію стадій COVID-19. Досліджено аналітичне опрацювання рентгенографічних зображень із використанням методів машинного навчання. Запропоновано алгоритм класифікації стадій COVID-19. Здійснено аналіз результатів використання методів машинного навчання для діагностування COVID-19.

## **3 БЕЗПЕКА ЖИТТЄДІЯЛЬНОСТІ, ОСНОВИ ХОРОНИ ПРАЦІ**

### **3.1 Категорійно-понятійний апарат з безпеки життєдіяльності**

Життя – це вища форма існування матерії (порівняно з такими як фізична, хімічна, енергетична, хвильова тощо), яка характеризується обміном речовин, здатністю до розмноження і розвитку, а також вмінням пристосовуватися до змін навколишнього середовища. Життя можна розглядати як послідовний, упорядкований обмін речовин і енергії. Невід’ємною властивістю усього живого є активність [36].

Діяльність – специфічна людська форма активності, взаємодії між людьми та з навколишнім середовищем з метою задоволення матеріальних, культурних і духовних потреб та зміни й перетворення в інтересах людини навколишнього середовища.

Види діяльності:

- виробнича;
- побутова;
- наукова;
- освітня і т.п.

Життя і діяльність – взаємозалежні і взаємообумовлюють одне одного. Життя не може існувати без діяльності і навпаки. Людина постійно взаємодіє з навколишнім середовищем, перетворює це середовище, а воно, у свою чергу, впливає на життєдіяльність самої людини. Тобто взаємодія людини із середовищем, що її оточує, відбувається при наявності прямих та зворотних зв’язків.

Життєдіяльність (ЖД) – це така форма організації життя і цілеспрямованої діяльності, за якої повністю або частково забезпечуються всі потреби і запити людини.

Неможливо вивчати особливості людини, колективу чи суспільства, не враховуючи їх місця в навколишньому середовищі і стану цього середовища. Тому БЖД вивчає людину і її навколишнє середовище саме в системі «людина — життєве середовище»

Людина є одним з елементів системи «людина – життєве середовище» – її суб'єктом – в якій під терміном «людина» розуміється не лише одна істота, індивід, а й група людей, колектив, мешканці населеного пункту, регіону, країни, суспільство, людство загалом. Останнє визначає рівень системи «людина – ЖС».

Життєве середовище (ЖС) – другий елемент системи «людина – життєве середовище», її об'єкт. Життєве середовище є частиною Всесвіту, де перебуває або може перебувати в даний час людина і функціонують системи її життєзабезпечення. У цьому розумінні воно не має постійних у часі і просторі кордонів, його межі визначаються передусім рівнем системи, тобто тим, що в даному разі розуміється під терміном «людина».

Життєве середовище людини складається з природного, соціокультурного та техногенного середовищ. Взаємозв'язок життєдіяльності з оточуючим середовищем може бути представлена наступною схемою (див. рисунок 3.1).



Рисунок 3.1 – Взаємозв'язок життєдіяльності з навколишнім середовищем

Багаторівнева система забезпечення БЖД надана на рисунку 1.2.

### **3.2 Вплив шуму на організм людини і засоби його мінімізації на робочому місці**

Шум – безладне сполучення різних по силі і частоті звуків, здатне впливати на організм. Джерелом шуму є будь-який процес, що викликає місцеву зміну тиску або механічні коливання твердих, рідких або газоподібних середовищ [37].

Дія його на організм людини пов'язана головним чином із застосуванням нового, високопродуктивного обладнання, механізацією та трудових процесів, у тому числі переходом на великі швидкості при експлуатації різних верстатів і агрегатів. Джерелами шуму в цьому випадку можуть бути двигуни, насоси, компресори, турбіни, пневматичні та електричні інструменти, молоти, дробарки, верстати, центрифуги, бункери та інші установки, що мають рухомі деталі.

Шум – один із найбільш поширених несприятливих фізичних факторів навколишнього середовища. Наприклад, при запуску реактивних двигунів літаків рівень шуму коливається від 120 до 140 дБ; при клепанні й рубанні листової сталі – від 118 до 130 дБ; роботі деревообробних верстатів – від 100 до 120 дБ, ткацьких верстатів – до 105 дБ.

Коли мова йде про вплив шуму, то зазвичай основну увагу приділяють стану органу слуху, так як слуховий аналізатор у першу чергу сприймає звукові коливання і подразнення його є адекватним дії шуму на організм.

Зміни, що виникають в органі слуху, деякі дослідники пояснюють травмуючою дією шуму на периферичний відділ слухового аналізатора внутрішнього вуха. Основною ознакою впливу шуму є зниження слуху по типу кохлеарного невриту. Професійне зниження слуху буває зазвичай двостороннім. Захист від шуму повинен забезпечуватися розробкою шумобезпечної техніки, застосуванням засобів і методів колективного

захисту, в тому числі будівельно-акустичних, застосуванням засобів індивідуального захисту.

Колективні засоби захисту поділяються на засоби, що знижують шум у джерелі його виникнення, і засоби, що знижують шум на шляху його поширення від джерела до об'єкта, що захищається.

Зниження шуму в джерелі здійснюється за рахунок поліпшення конструкції машини або зміни технологічного процесу. Методи і засоби колективного захисту, в залежності від способу реалізації, поділяються на будівельно-акустичні, архітектурно-планувальні та організаційно-технічні і включають в себе:

- зміну спрямованості випромінювання шуму;
- раціональне планування підприємств і виробничих приміщень;
- акустичну обробку приміщень;
- застосування звукоізоляції.

У низці випадків величина показника спрямованості досягає 10-15 дБ, що необхідно враховувати при використанні установок з направленим випромінюванням, орієнтуючи ці установки так, щоб максимум випромінюваного шуму був спрямований у протилежний бік від робочого місця. Раціональне планування підприємств і виробничих приміщень дозволяє знизити рівень шуму на робочих місцях за рахунок збільшення відстані до джерел шуму.

Засоби індивідуального захисту (ЗІЗ) застосовуються в тому разі, якщо іншими способами забезпечити допустимий рівень шуму на робочому місці не вдається. Принцип дії ЗІЗ – захистити найбільш чутливий канал впливу шуму на організм людини – вухо. Застосування ЗІЗ дозволяє попередити розлад не тільки органів слуху, а й нервової системи від дії надмірного подразника. Найбільш ефективні ЗІЗ, як правило, в області високих частот.

ЗІЗ включають в себе протишумні вкладиші (беруші), навушники, шоломи і каски, спеціальні костюми.

## ВИСНОВКИ

В першому розділі кваліфікаційної роботи освітнього рівня «Бакалавр»:

- Описана пандемія COVID-19.
- Проаналізовано стан досліджень та виконано огляд літературних джерел.
- Висвітлено машинне навчання, як важливий аналітичний засіб у царині інформаційних технологій.

- Розглянуто COVID-19 та машинне навчання.

В другому розділі кваліфікаційної роботи:

- Подано класифікацію стадій COVID-19.
- Досліджено аналітичне опрацювання рентгенографічних зображень із використанням методів машинного навчання.
- Запропоновано алгоритм класифікації стадій COVID-19.
- Здійснено аналіз результатів використання методів машинного навчання для діагностування COVID-19.

У розділі «Безпека життєдіяльності, основи хорони праці» описано категорійно-понятійний апарат з безпеки життєдіяльності. Висвітлено питання впливу шуму на організм людини і засоби його мінімізації на робочому місці.

## ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ

- 1 Oleksii Duda, Liliana Dzhydzhora, Oleksandr Matsiuk, Andrii Stanko, Nataliia Kunanets, Volodymyr Pasichnyk, Oksana Kunanets. Mobile Information System for Monitoring the Spread of Viruses in Smart Cities. SISN. 2020; Volume 8: pp. 65 - 70. (Index Scopus).
- 2 Wang N, Liu H and Xu C (2020) Deep Learning for the Detection of COVID-19 Using Transfer Learning and Model Integration. In: 10th International conference on electronics information and emergency communication (ICEIEC), p 281–284. IEEE.
- 3 Duda, O., Pasichnyk, V., Kunanets, N., Antonii, R., & Matsiuk, O. (2020, September). Multidimensional Representation of COVID-19 Data Using OLAP Information Technology. In 2020 IEEE 15th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT) (Vol. 2, pp. 277-280). IEEE. (Index Scopus).
- 4 Chamola V, Hassija V, Gupta V, Guizani M (2020) A comprehensive review of the COVID-19 pandemic and the role of IoT, drones, AI, blockchain, and 5G in managing its impact. IEEE Access 8:90225– 90265. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2992341>.
- 5 Oleksii Duda, Oleksandr Matsiuk, Nataliia Kunanets, Volodymyr Pasichnyk, Antonii Rzheuskyi and Yuriy Bilak, “Formation of Hypercubes Based on Data Obtained from Systems of IoT Devices of Urban Resource Networks”, International Journal of Sensors, Wireless Communications and Control (2020) 10: 1. ISSN 2210-3287.
- 6 Li L, Qin L, Xu Z, Yin Y, Wang X, Kong B, Bai J, Lu Y, Fang Z, Song Q, Cao K (2020) Artificial intelligence distinguishes COVID-19 from community acquired pneumonia on chest CT. Radiology. <https://doi.org/10.1148/2Frad.iol.2020200905>.

- 7 Duda, O., et al, Selection of Effective Methods of Big Data Analytical Processing in Information Systems of Smart Cities. CEUR Workshop Proceedings 2631, pp. 68-78. 2020.
- 8 Zhang C et al (2020a) Applying feature-weighted gradient decent k-nearest neighbor to select promising projects for scientific funding. CMC Comput Mater Cont 64(3):1741–1753.
- 9 Hastie TR, Tibshirani JF (2009) The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction. Springer Science and Business Media, Berlin.
- 10 Ünlü R, Namlı E (2020) Machine learning and classical forecasting methods based decision support systems for COVID-19. CMC Comput Mater Cont 64(3):1383–1399.
- 11 Shirzadi A et al (2018) Novel GIS based machine learning algorithms for shallow landslide susceptibility mapping. Sensors 18(11):3777.
- 12 Gao K et al (2020) Julia language in machine learning: algorithms, applications, and open issues. Comput Sci Rev 37:100254.
- 13 Bishop CM (2006) Pattern recognition and machine learning. Springer, Berlin.
- 14 Zhang Y et al (2020b) Overview on routing and resource allocation based machine learning in optical networks. Opt Fiber Technol 60:102355.
- 15 Kwekha-Rashid, Ameer Sardar, Heamn N. Abduljabbar, and Bilal Alhayani. "Coronavirus disease (COVID-19) cases analysis using machine-learning applications." Applied Nanoscience (2021): 1-13.
- 16 Bishop CM (2006) Pattern recognition and machine learning. Springer, Berlin.
- 17 Khanday AMUD et al (2020) Machine learning based approaches for detecting COVID-19 using clinical text data. Int J Inf Technol 12(3):731–739.
- 18 Oh, Y., Park, S. & Ye, J. C. Deep learning COVID-19 features on CXR using limited training data sets. IEEE Trans. Med. Imaging 39, 2688–2700. <https://doi.org/10.1109/TMI.2020.2993291> (2020).



- 19 Wang, S. et al. A Fully automatic deep learning system for COVID-19 diagnostic and prognostic analysis. *Eur. Respir. J.* 2000775, [https:// doi. org/ 10. 1183/ 13993 003. 00775- 2020](https://doi.org/10.1183/13993003.00775-2020) (2020).
- 20 World Health Organization. Chest Radiography in Tuberculosis Detection. (World Health Organization, 2016).
- 21 Roy, S. et al. Deep learning for classification and localization of COVID-19 markers in point-of-care lung ultrasound. *IEEE Trans. Med. Imaging* 39, 2676–2687. [https:// doi. org/ 10. 1109/ TMI. 2020. 29944 59](https://doi.org/10.1109/TMI.2020.2994459) (2020).
- 22 Dai, W. C. et al. CT imaging and differential diagnosis of COVID-19. *Can. Assoc. Radiol. J.* 71, 195–200. [https:// doi. org/ 10. 1177/ 08465 37120 913033](https://doi.org/10.1177/0846537120913033) (2020).
- 23 Wong, H. Y. F. et al. Frequency and distribution of chest radiographic findings in COVID-19 positive patients. *Radiology*. 201160, [https:// doi. org/ 10. 1148/ radiol. 20202 01160](https://doi.org/10.1148/radiol.2020201160) (2020).
- 24 Du, Y. et al. Classification of tumor epithelium and stroma by exploiting image features learned by deep convolutional neural networks. *Ann. Biomed. Eng.* 46, 1988–1999. [https:// doi. org/ 10. 1007/ s10439- 018- 2095-6](https://doi.org/10.1007/s10439-018-2095-6) (2018).
- 25 Duda, O., Palka, O., Pasichnyk, V., Matsiuk, O., Kunanets, N., & Tabachyshyn, D. (2020, September). Existing City Assessment Systems. In 2020 IEEE 15th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT) (Vol. 2, pp. 238-241). IEEE.
- 26 Sun, L., Shao, W., Wang, M., Zhang, D. & Liu, M. High-order feature learning for multi-atlas based label fusion: Application to brain segmentation with MRI. *IEEE Trans. Image Process.* 29, 2702–2713. [https:// doi. org/ 10. 1109/ TIP. 2019. 29520 79](https://doi.org/10.1109/TIP.2019.2952079) (2020).
- 27 Ramanathan, Shalini, and Mohan Ramasundaram. "Accurate computation: COVID-19 rRT-PCR positive test dataset using stages classification through textual big data mining with machine learning." *The Journal of Supercomputing* (2021): 1-15.

28 Zhang, K. et al. Clinically applicable AI system for accurate diagnosis, quantitative measurements, and prognosis of COVID-19 pneumonia using computed tomography. *Cell* 181, 1423-1433.e1411. <https://doi.org/10.1016/j.cell.2020.04.045> (2020).

29 Khuzani, Abolfazl Zargari, Morteza Heidari, and S. Ali Shariati. "COVID-Classifier: An automated machine learning model to assist in the diagnosis of COVID-19 infection in chest x-ray images." *Scientific Reports* 11.1 (2021): 1-6.

30 Krizhevsky, A., Sutskever, I. & Hinton, G. E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Adv. Neural. Inf. Process. Syst.* 25, 1097–1105 (2012).

31 Simonyan, K. & Zisserman, A. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. *arXiv:1409.1556* (2014).

32 Szegedy, C. et al. Going Deeper with Convolutions. *arXiv:1409.4842* (2014).

33 He, K., Zhang, X., Ren, S. & Sun, J. Deep Residual Learning for Image Recognition. *arXiv:1512.03385* (2015).

34 Dimastromatteo, J., Charles, E. J. & Laubach, V. E. Molecular imaging of pulmonary diseases. *Respir. Res.* 19, 17. <https://doi.org/10.1186/s12931-018-0716-0> (2018).

35 Kesim, E., Dokur, Z. & Olmez, T. X-Ray chest image classification by a small-sized convolutional neural network. In *Scientific Meeting on Electrical-Electronics*. 1–5, <https://doi.org/10.1109/EBBT.2019.8742050> (2019).

36 Охорона праці та цивільний захист: Підручник для студ., які навчаються за спеціальностями галузей знань «Автоматизація та приладобудування» / О. Г. Левченко, О. І. Полукаров, В. В. Зацарний, Ю. О. Полукаров, О. В. Землянська за ред. О. Г. Левченка. – Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2018. – 417 с.

37 Вплив шуму на організм людини і засоби його мінімізації на робочому місці. <https://oppb.com.ua/news/vplyv-shumu-na-organizm-lyudyny-i-zasoby-yogo-minimizaciyi-na-robochomu-misci>.