

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

магістр

(назва освітнього ступеня)

на тему: Дослідження згорткових нейронних мереж для задач опрацювання медичних зображень в умовах пандемії

Виконав: студент VI курсу, групи СНм-61

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

(підпис)

Задолинний О.Ю.
(прізвище та ініціали)

Керівник

(підпис)

Пасічник В.В.
(прізвище та ініціали)

Нормоконтроль

(підпис)

Мацюк О.В.
(прізвище та ініціали)

Завідувач кафедри

(підпис)

Боднарчук І.О.
(прізвище та ініціали)

Рецензент

(підпис)

Микитишин А.Г.
(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)

« _____ » _____ 2021 р.

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

на здобуття освітнього ступеня _____

Магістр

(назва освітнього ступеня)

за спеціальністю _____

122 Комп'ютерні науки

(шифр і назва спеціальності)

Студенту _____

Задолинному Олександрю Юрійовичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Дослідження згорткових нейронних мереж для задач опрацювання медичних зображень в умовах пандемії

Керівник роботи Пасічник Володимир Володимирович, д.т.н., професор кафедри КН

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

Затверджені наказом ректора від «28» жовтня 2021 року №4/7-908

2. Термін подання студентом завершеної роботи 20 грудня 2021р.

3. Вихідні дані до роботи Наукові публікації про згорткові нейронні мережі, медичні зображення та методи їх опрацювання, пандемію.

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

Вступ. 1 Аналіз предметної області. 2 Моделі виявлення інфекційних захворювань з використанням згорткових нейронних мереж. 3. Обчислювальний експеримент на основі згорткових нейронних мереж для задач опрацювання медичних зображень в умовах пандемії. 4 Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях. Висновки. Додатки.

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

1 Титульна сторінка. 2 Тема, Мета, Об'єкт, Предмет дослідження. 3 Завдання дослідження.

4 Актуальність дослідження. 5 Узагальнена блок-схема аналітично опрацювання даних.

6 Порівняння методів аналітичного опрацювання медичних зображень. 7 Гібридна модель

CNN. 8 Архітектура «AlexNet». 9 Гібридна архітектура «mAlexNet-BiLSTM».

10 Характеристики шарів «mAlexNet». 11 Архітектура капсульної мережі (CapsNet) для

виявлення COVID-19. 12 Реконструйована архітектура капсульної мережі (CapsNet) для

виявлення COVID-19. 13 Архітектура капсульної мережі VGG-CapsNet для виявлення

COVID-19. 14 Зразки зображень з досліджуваного набору даних. 15 Оцінювання моделей.

16 Висновки. 17 Завершальний слайд.

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Охорона праці	Приймак М.В., професор		
Безпека в надзвичайних ситуаціях	Клепчик В.М., проректор з адміністративно-господарської роботи та будівництва		

7. Дата видачі завдання 27 вересня 2021 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1.	Ознайомлення з завданням до кваліфікаційної роботи	27.09.2020-29.09.2020	Виконано
2.	Підбір наукових джерел про згорткові нейронні мережі для задач опрацювання медичних зображень в умовах пандемії	30.09.2020-03.10.2020	Виконано
3.	Переклад та опрацювання наукових джерел про згорткові нейронні мережі для задач опрацювання медичних зображень в умовах пандемії	04.10.2020-10.10.2020	Виконано
4.	Виконання дослідження щодо використання згорткових нейронних мереж для задач опрацювання медичних зображень в умовах пандемії	11.10.2020-17.10.2021	Виконано
5.	Оформлення розділу «Аналіз предметної області»	18.10.2021-24.10.2021	Виконано
6.	Оформлення розділу «Моделі виявлення вірусних захворювань з використанням згорткових нейронних мереж»	25.10.2021-31.10.2021	Виконано
7.	Оформлення розділу «Обчислювальний експеримент на основі згорткових нейронних мереж для задач опрацювання медичних зображень в умовах пандемії»	01.11.2021-07.11.2021	Виконано
8.	Виконання завдання до підрозділу «Охорона праці»	08.11.2021-11.11.2021	Виконано
9.	Виконання завдання до підрозділу «Безпека в надзвичайних ситуаціях»	12.11.201-14.11.2021	Виконано
10.	Оформлення кваліфікаційної роботи	15.11.201-24.11.2021	Виконано
11.	Нормоконтроль	25.11.2021-28.11.2021	Виконано
12.	Перевірка на плагіат	29.11.2021	Виконано
13.	Попередній захист кваліфікаційної роботи	07.12.2021	Виконано
14.	Захист кваліфікаційної роботи	20.12.2021	

Студент

(підпис)

Задолинний О.Ю.

(прізвище та ініціали)

Керівник роботи

(підпис)

Пасічник В.В.

(прізвище та ініціали)

АНОТАЦІЯ

Дослідження згорткових нейронних мереж для задач опрацювання медичних зображень в умовах пандемії // Кваліфікаційна робота освітнього рівня «Магістр» // Задолинний Олександр Юрійович // Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії, кафедра комп'ютерних наук, група СНм-61 // Тернопіль, 2021 // С. 72, рис. – 30, табл. – 7, кресл. – 17, додат. – 2, бібліогр. – 65.

Ключові слова: глибоке навчання, виявлення, згортка нейронна мережа, зображення, COVID-19, опрацювання.

Кваліфікаційна робота присв'ячена дослідженню згорткових нейронних мереж для задач опрацювання медичних зображень. В першому розділі кваліфікаційної роботи описано коронавіруси та пандемію. Висвітлено стан досліджень в галузі опрацювання медичних зображень. Проведено наукові розвідки про використання згорткових нейронних мереж для опрацювання медичних зображень в умовах пандемії. В другому розділі кваліфікаційної роботи описано раннє виявлення COVID-19 з використанням згорткових нейронних мереж. Досліджено їх гібридну модель. Розглянуто капсульні мережі. Досліджено нейромережну архітектуру VGG-CapsNet.

В третьому розділі кваліфікаційної роботи описано обчислювальний експеримент та подано результати моделювання. Досліджено модель CNN-CapsNet для виявлення COVID-19. Наведено результати використання моделі VGG-CapsNet для виявлення COVID-19. Проаналізовано результати моделювання.

ANNOTATION

Research of convolutional neural networks for the problems of medical image processing in a pandemic // Thesis of educational level "Master" // Zadolynnyi Oleksandr Yuriiiovych // Ternopil National Technical University named after Ivan Pulyuy, Faculty of Computer Information Systems and Software Engineering, Department of Computer Science, SNm-61 group // Ternopil, 2021 // P. 72, fig. - 30, tables - 7, chair. - 17, annexes - 2, references. - 65.

Key words: deep learning, detection, convolution neural network, image, COVID-19, processing.

Qualification work is devoted to the study of convolutional neural networks for the tasks of medical image processing. The first section of the qualification describes coronaviruses and pandemics. The state of research in the field of medical image processing is highlighted. Scientific research has been conducted on the use of convolutional neural networks for the processing of medical images in a pandemic. The second section of the qualification work describes the early detection of COVID-19 using convolutional neural networks. Their hybrid model has been studied. Capsule networks are considered. The neural network architecture of VGG-CapNet has been studied.

The third section of the qualification work describes the computational experiment and presents the simulation results. The CNN-CapsNet model for COVID-19 detection was investigated. The results of using the VGG-CapsNet model to detect COVID-19 are presented. The simulation results are analyzed.

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

ANN (англ. Artificial Neural Network) – Штучна нейронна мережа.

AUC (англ. Accuracy in Comparing) – Точність у порівнянні.

BiLSTM (англ. Bidirectional Long ShortTerm Memories) –
Двонаправлена довготривала пам'ять.

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

DCNN (англ. Deep Convolutional Neural Network) – Глибока згорткова
нейронна мережа.

DL (англ. Deep Learning) – Глибоке навчання.

DT (англ. Decision Tree) – Дерево рішень.

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

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

LSTM (англ. Long Short-Term Memory) – Довга короткотермінова
пам'ять.

NCBI (англ. National Center for Biotechnology Information) –
Національний центр біотехнологічної інформації, США.

RNN (англ. Recurrent Neural Network) – Рекурентна нейромережа.

ROC (англ. Receiver Operating Characteristic) – Робоча характеристика
приймача.

БД – База даних.

ГРВІ – Гостра респіраторна вірусна інфекція.

КТ – Комп'ютерна томограма.

ЗМІСТ

ВСТУП	8
1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ	10
1.1 Коронавіруси та пандемія.....	10
1.2 Стан досліджень в галузі опрацювання медичних зображень	11
1.3 Наукові розвідки про використання CNN для опрацювання медичних зображень в умовах пандемії.....	12
1.4 Висновок до першого розділу	22
2 МОДЕЛІ ВИЯВЛЕННЯ ІНФЕКЦІЙНИХ ЗАХВОРЮВАНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ ЗГОРТКОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ.....	23
2.1 Раннє виявлення COVID-19 з використанням CNN.....	23
2.2 Згорткові нейронні мережі	25
2.3 Гібридна модель CNN.....	27
2.4 Капсульні мережі.....	32
2.5 Нейромережна архітектура VGG-CapNet	36
2.6 Набір даних зображень	39
2.7 Висновок до другого розділу	40
3 ОБЧИСЛЮВАЛЬНИЙ ЕКСПЕРИМЕНТ НА ОСНОВІ ЗГОРТКОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ЗАДАЧ ОПРАЦЮВАННЯ МЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ В УМОВАХ ПАНДЕМІЇ	41
3.1 Обчислювальний експеримент та результати моделювання	41
3.2 Модель CNN-CapsNet для виявлення COVID-19.....	42
3.3 Модель VGG-CapsNet для виявлення COVID-19	48
3.4 Аналіз результатів моделювання	54
3.5 Висновок до третього розділу	57
4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ	59
4.1 Дії роботодавців в умовах пандемії при захворюванні працівників COVID-19	59

4.2 Ергономічні вимоги до робочого місця користувача	
персональним комп'ютером (ПК).....	62
ВИСНОВКИ.....	65
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ.....	66
ДОДАТКИ	

ВСТУП

Актуальність теми. На даний час світ знаходиться в умовах пандемії спричиненої поширенням різних штамів коронавірусних інфекцій. Вірус COVID-19 утворює багато слизу в органах дихання і викликає набряк дихальних шляхів. Якщо слиз не очищається, це призводить до масованого враження легенів. Це може призвести до летального результату [1]. Станом на осінь 2021 року понад п'ять мільйонів людей померло внаслідок COVID-19 [2]. На даний час сформовано два напрямки боротьби з коронавірусом: виявлення та лікування. Виявлення коронавірусу на ранніх стадіях допоможе зупинити поширення пандемії. На основі аналізу рентгенограм грудної клітки інфікованих COVID-19 пацієнтів було встановлено, що на ранніх стадіях захворювання спостерігаються слабкі симптоми, котрі супроводжуються невеликим матовим помутнінням легень та формуванням вузлів. Тому опрацювання медичних зображень для виявлення випадків інфікування в умовах пандемії є актуальним напрямком сучасних досліджень.

Мета і задачі дослідження. Метою даної кваліфікаційної роботи освітнього рівня «Магістр» є підвищення рівня повноти подання інформації щодо медичних зображень в умовах пандемії. Для досягнення поставленої мети було потрібно виконати наступні завдання:

- Проаналізувати стан досліджень в даній предметній області.
- Дослідити існуючі на даний час практичні реалізації на основі згорткових нейронних мереж.
- Проаналізувати моделі виявлення інфекційних захворювань з використанням згорткових нейронних мереж.
- Дослідити обчислювальні експерименти на основі згорткових нейронних мереж для задач опрацювання медичних зображень в умовах пандемії.

Об’єкт дослідження процесу опрацювання медичних зображень в умовах пандемії.

Предмет дослідження методи аналітичного опрацювання медичних зображень в умовах пандемії.

Наукова новизна одержаних результатів кваліфікаційної роботи полягає у тому, що отримали подальший розвиток модель згорткової капсульної нейронної мережі та модель капсульної мережі візуальної геометрії.

Практичне значення одержаних результатів. Виконано макетування та прототипування моделей згорткової капсульної нейронної мережі та капсульної мережі візуальної геометрії.

Апробація результатів магістерської роботи. Основні результати проведених досліджень обговорювались на ІХ науково-технічна конференція «Інформаційні моделі, системи та технології» Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя (м. Тернопіль, 2021 р.).

Публікації. Основні результати кваліфікаційної роботи опубліковано у двох працях конференції (Див. додатки А, Б).

Структура й обсяг кваліфікаційної роботи. Кваліфікаційна робота складається зі вступу, чотирьох розділів, висновків, списку літератури з 65 найменувань та 2 додатків. Загальний обсяг кваліфікаційної роботи складає 72 сторінки, з них 49 сторнок основного тексту, який містить 28 рисунків та 7 таблиць.

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ

1.1 Коронавіруси та пандемія

На даний час за даними «Національного центру біотехнологічної інформації» (NCBI), існує 219 видів вірусів, що можуть інфікувати людей [3]. Коронавіруси – це група вірусів, які здебільшого спричиняють незначні проблеми, що супроводжуються симптомами кашлю та застуди. Більшість коронавірусів є нешкідливими для людей. Проте новий коронавірус COVID-19 є доволі агресивним. Він доволі часто спричиняє смерть пацієнтів.

Вірус називають короною завдяки короноподібним білковим структурам на його поверхні. Коронавіруси є одноланцюговими РНК-вірусами. Вони сильніше мутують у порівнянні з вірусами на ДНК-основі. COVID-19 поширюється швидше, ніж інші вірусні ГРВІ. При кожному контакті COVID-19 з людським організмом формується дуже міцний контакт з мембраною людської клітини завдяки білковим шипам. Інкубаційний період коронавірусу проходить впродовж приблизно 5 днів [4].

Можливість виявлення коронавірусу на ранніх стадіях допоможе зупинити поширення пандемії. У країнах, що розвиваються, медичні послуги важкодоступні та мають значну вартість. Тому присутні фінансові обмеження, пов'язані з вартістю діагностичних та тестових процедур. На даний час використовується обширний перелік аналітичних методів [5] та засобів [6], котрі можуть бути ефективно застосовані в умовах пандемії.

Через поширення COVID-19 у різних країнах починаючи з квітня 2020 року раптово відбулося збільшення кількості рентгенографій та комп'ютерних томограм грудної клітки [7]. Розвиток захворювання супроводжується посиленням симптомів. Це призводить до виникнення великого матового помутніння навколо вузлів. Крім того, формуються множинні ущільнення в обох легенях. Навколо конкреції формується ореол або перевернутий ореол

та кластерні знаки. На важкій стадії в легенях присутньо багато дифузних уражень. Це, в свою чергу, що призводить до утворення легеневого фіброзу. Як наслідок рентенографічні зображення легень стають білими [8]. Це спонукає наукову спільноту до розробки систем діагностики COVID-19 за допомогою аналітичного опрацювання рентгенівських зображень.

1.2 Стан досліджень в галузі опрацювання медичних зображень

В науковій літературі подано опис обширного переліку досліджень на основі систем штучного інтелекту для різнотипових медичних цілей. Зокрема діагностування хвороби Альцгеймера, оцінка стадії перебігу ракових захворювань, аналітичне опрацювання результатів біопсії та дерматоскопії тощо [9]. Впродовж останнього періоду часу пандемія COVID-19 спричинила значне навантаження в роботі медичних працівників [10]. Тому формування медичних діагностичних та лікувальних систем на основі штучного інтелекту є актуальним напрямком досліджень.

Для опрацювання медичних зображень використовуються інформаційні системи сформовані на основі методів аналізу даних, зокрема методів машинного навчання та глибокого навчання. Модель глибокого навчання використовує підходи фільтрації та класифікації, подібно до людського мозку [11]. Глибоке навчання – це підклас машинного навчання, який сформовано на основі декількох рівнів обробки даних. Окремі шари використовуються для аналізу вхідних даних та їх класифікації. Введення даних може відбуватись текстовому, звуковому або графічному вигляді. Тому глибоке навчання може ефективно застосовуватись для задач класифікації медичних зображень [12].

Згортка нейронна мережа (CNN) найкраще підходить для класифікації зображень при глибокому навчанні. Але на даний час існують певні концептуальні обмеження. Зокрема, під час роботи максимального пулу CNN

втрачається інформація про позицію об'єкта, яка використовується мережею для розпізнавання. Крім того, CNN не розглядає кілька просторових зв'язків між простішим об'єктом. Щоб подолати ці концептуальні обмеження CNN, автори використовували згорткову капсульну мережу (CapsNet) для класифікації рентгенівських зображень [13].

У роботі [14] автори запропонували модель глибокого навчання на основі групової капсульною мережею візуальної геометрії (VGG-CapsNet) шляхом поєднання VGGNet і CapsNet для видобування детальнішої інформації з рентгенівських зображень.

1.3 Наукові розвідки про використання CNN для опрацювання медичних зображень в умовах пандемії

Апостолопулос [15] запропонована модель виявлення COVID-19 за допомогою аналізу рентгенографічних зображень грудної клітки. Модель розроблена на основі глибокого навчання з CNN, зокрема, передача процедури навчання. Для навчання моделі автором використано рентгенівські зображення грудної клітки здорової людини, інфікованої пневмонією людини та інфікованих COVID-19 пацієнтів. Зазначені зображення загальнодоступні в медичних сховищах даних. Автори розробили та протестували модель за допомогою двох наборів рентгенівських зображень. Кожен з використаних наборів містить рентгенограми понад двохсот двадцяти інфікованих COVID-19 пацієнтів, понад сімсот пацієнтів з пневмонією та понад п'ятсот здорових громадян. Після аналізу результатів моделювання автори публікації виявили, що рівень точності моделі досягає 96,78% при пошуку інфікованих COVID-19 пацієнтів. В перспективі автори планують включити до процесу навчання колекції та набори рентгенівських знімків пацієнтів інфікованих ГРВІ, ЕБОЛА тощо. Холл в [16] обговорює важливість аналітичного опрацювання рентгенографії грудної клітки для процесів раннього

діагностування та виявлення COVID-19. Автором запропоновано модель глибокого навчання, котру сформовано на основі комбінації попередньо підготованих мереж на основі «VGG16», «Resnet50» та CNN. В процесі навчання та тестування використано загальнодоступні колекції рентгенограм грудної клітки понад тридцять інфікованих COVID-19 пацієнтів і понад триста інфікованих звичайними ГРВІ та пневмонією пацієнтів. Автори використали для попереднього навчання Resnet50 понад сотню рентгеновських зображень COVID-19 пацієнтів та понад сотню рентгеновських зображень пацієнтів хворих на пневмонію. Запропонована авторами комбінація сформована на основі трьох різних класифікаторів перевірена на понад тридцять невидимих рентгеновських знімках COVID-19 пацієнтів та понад двохсот зображеннях пацієнтів з ГРВІ та пневмонією. Задекларована авторами точність гібридної моделі становить 91,24%.

Робота Чжан [17] присвячена ефективності опрацювання рентгенограм грудної клітки для виявлення інфікованих COVID-19 пацієнтів. Оскільки цей вірус активно вражає органи дихання та зокрема легені. Автор запропонував сформовану на основі глибокого навчання модель виявлення легеневих аномалій. У дослідженні використано сто доступних на Github рентгенологічних зображень грудної клітки. В досліджуваному наборі даних сімдесят рентгенологічних зображень грудної клітки були отримані для COVID-19 пацієнтів. Решта тридцять зображень були отримані для пацієнтів, що страждають на ГРВІ, пневмонію тощо. Для ефективного використання можливостей методів на основі глибокого навчання автори використали понад тисячу зображень триманих для хворих на пневмонію пацієнтів. Опубліковані результати моделювання дозволили забезпечити точність ідентифікації COVID-19 на рівні 96%ю. Водночас, для не COVID-19 випадків становить 70,65%.

Акар та Коркмаз [18] обговорюють процеси виявлення COVID-19. Автори використали сформовану на основі штучного інтелекту структуру

для виявлення COVID-19 на основі аналізу рентгенограм грудної клітки. Було використано «Squeezenet» та байєсівську оптимізацію для формування моделі глибокого навчання. Для підвищення точності використано гіперпараметри та доповнені набори даних. Автори стверджують про досягнення точності 98,3% при виявленні COVID-19, пневмонії та нормальних випадків. Халіфа [19] досліджує процеси виявлення спричиненого COVID-19 запалення легень. Автор описує використання генеративної змагальної мережі (GAN) в комплексі з моделями навчання глибокої передачі «AlexNet», «Resnet18», «Squeezenet» та «GoogleNet». Для навчання та динамічного тестування моделей було використано набір даних в якому понад п'ять тисяч вісімсот рентгенограм грудної клітки інфікованих пневмонією або здорових пацієнтів. На основі результатів моделювання авторами зроблено висновок, що точніть комбінації GAN з «Resnet18» досягає 99% відповідно до шкали точності, запам'ятовування та оцінки (F-1).

Салман [20] опублікував дослідження рентгенівських зображень високої чіткості для зменшення робочого навантаження радіологів при виявленні COVID-19. Було використано набір з двохсот шестидесяти доступних на Kaggle та Github зображень. Розроблено моделі глибокого навчання на основі CNN. Використаний набір зображень містить рентгенограми грудної клітки сто тридцяти здорових громадян та сто тридцяти інфікованих COVID-19 пацієнтів. Автор стверджує, що завдяки результатам моделювання було досягнуто показники точності, які еквівалентні експерту-радіологу.

Група авторів на чолі з Сеті [21] запропонував використання алгоритмів глибокого навчання для виявлення COVID-19 на основі аналізу рентгенограм грудної клітки. Автори запропонували гібридний підхід сформований завдяки поєднанню опорної векторної машини та «resnet50». Використано доступні на Github і Kaggle зображення рентгенограм грудної клітки. В публікації задекларовано 95,38% точності. Магхдід [22] зосередився на формуванні загальнодоступних наборів даних рентгенограм

грудної клітки. Автор розробив метод діагностування COVID-19 з використанням трансферного навчання на основі моделей глибокого навчання. Розроблено дві моделі прогнозування з використанням CNN на базі «Alexnet». В опублікованих матеріалах досягнуто точність 94,1% для моделі CNN на основі потоку та 98% для моделі CNN на базі «Alexnet».

Бассі та Аттукс [23] запропонували модель класифікації рентгенографії грудної клітки для виявлення COVID-19. Розроблена модель на основі «DenseNet121 CNN», використовує рентгенографічні зображення грудної клітки COVID-19 пацієнтів, хворих на пневмонію та здорових громадян. Описана в роботі модель пройшла два етапи навчання. На першому етапі навчання відбувалося за допомогою набору зображень. А під час другого етапу навчання відбувалося на основі бази даних рентгенограм грудної клітки. На основі результатів симуляційного дослідження автори повідомляють про досягнення точності 97,8% для COVID-19 тестів.

Озтарк [24] розробив модель на основі глибокого навчання для виявлення COVID-19 на основі опрацювання рентгенограм грудної клітки. В опублікованих результатах дослідження використано класифікатор «Darknet CNN», сформований з сімнадцяти шарів та системи виявлення об'єктів «YOLO». Запропонована модель може успішно використовуватись для бінарної та багатокласової класифікації рентгенографічних зображень грудної клітки. В процесі пошуку інфікованих COVID-19 пацієнтів продемонстровано точність 98,08% для бінарної та 87,02% для багатокласової класифікації.

В роботі [25] обговорюється роль аналітичного опрацювання КТ-зображень грудної клітки у процедурах виявлення COVID-19. Проаналізовано обмеження, пов'язані з КТ грудної клітки під час виявлення COVID-19. В дослідженні використано алгоритми на основі штучного інтелекту. Автори розробили інформаційну систему для діагностування COVID-19 на основі інтеграції клінічних симптомів, результатів

лабораторних тестів та результатів КТ грудної клітки. Було розроблено три різні моделі. Перша модель сформована на основі методу глибокого навчання та реалізована з використанням CNN. Модель пройшла навчання тільки на основі КТ грудної клітки. Другу модель сформовано засобами машини опорних векторів та алгоритмів випадкового лісу. Модель навчена на основі доступної клінічної інформації. Третя модель сформована на основі CNN. Вона була навчена за рахунок поєднання клінічної та рентгенографічної інформації. Авторами було випробовано три запропоновані моделі для опрацювання колекцій даних понад двохсот семидесяти пацієнтів. Для третьої моделі було досягнуто площу під кривою 0,92.

Лі [26] розроблено модель «COVNet» на основі глибокого навчання для виявлення COVID-19 на основі КТ-зображень грудної клітки. Для навчання та тестування моделі було використано понад чотири тисячі триста КТ-зображень грудної клітки понад трьох тисяч трохсот пацієнтів. Автори сформували зазначений набір даних починаючи з 2016 року по 2020 рік. Зображення зібрано для COVID-19 пацієнтів, хворих на пневмонію та здорових людей. Авторами задекларовано досягнення площі під кривою 0,96 для КТ-зображень COVID-19 та 0,95 для громадян з пневмонією.

Тораман [27] досліджує проблематику виявлення COVID-19 що виникає внаслідок схожості з симптомами легеневих інфекцій. Проаналізовано фактори розробки комп'ютерних інструментів для діагностування COVID-19. Автор відзначає роль та важливість інформації, інтегрованої в рентгенограмах для процесів виявлення COVID-19. Використано сформовану на основі глибокого навчання модель «CapsNet». Розроблену систему виявлення COVID-19 було навчено та практично випробовано за допомогою рентгенографічних зображень грудної клітки. Використано понад двісті тридцять рентгенівських зображень COVID-19 пацієнтів, понад тисячу рентгенівських зображень здорових громадян та понад тисячу рентгенівських зображень хворих на пневмонію. В публікації

задекларовано, що в процесі виявлення COVID-19 досягнуто показники точності 97,24% при двійковій та та 84,22% при багатокласовій класифікації.

Шойбі [28] подано характеристики вірусу COVID-19. Автори досліджують використання методів штучного інтелекту, зокрема глибокого та машинного навчання для виявлення COVID-19. Відзначається, що глибоке навчання популярніше порівняно з методами на основі машинного навчання. Це відбулося завдяки автоматизації процесів виділення, вибору та класифікації ознак. В роботі проведено детальний огляд знайдених в результаті наукових розвідок моделей, сформованих на основі глибокого навчання. Моделі використовуються для виявлення COVID-19 при аналітичному опрацюванні рентгенографічних зображень грудної клітки. Окрім того автори проаналізували проблеми при розробленні систем діагностики COVID-19 на основі методів глибокого навчання.

Хан та Аслам [29] пропонують інструменті сформовані на основі методів глибокого навчання для діагностування COVID-19 на основі рентгенівських зображень. В роботі були досліджені деякі моделі глибокого навчання, зокрема подано відомості, що моделі «VGG16» та «VGG-19» демонструють вищу продуктивність, порівняно з іншими, використовуваними на даний час.

Аман Джайсвал [30] використав аналітичне опрацювання рентгенівських зображень для діагностування COVID-19 на основі алгоритмів глибокого навчання. В роботі подано порівняння характеристик CNN-архітектури та запропоновано правило більшості. Опубліковані результати досліджень дозволили забезпечити оптимальний показник на рівні 98,96%. Нур, Комерт і Полат [31] описують систему автоматичної діагностики на основі CNN-архітектури для виявлення позитивних випадків інфікування COVID-19 за допомогою рентгенівських зображень. Запропонована CNN-модель сформована на основі п'яти згорткової послідовної мережі. Навчена з нуля CNN-модель виділила дискримінаційні ознаки для алгоритмів

машинного навчання k-NN, SVM та DT. Автори відзначають найефективніші результати класифікатора SVM з точністю 98,97%. Очолена Чоудхурі група авторів [32] досліджує підхід до глибокої передачі навчання сформований на основі CNN (DCNN) для автоматичного виявлення спричиненої COVID-19 пневмонії за допомогою рентгенівських зображень. Дослідниками підготовлено вісім різних популярних алгоритмів з використанням глибокого навчання на основі CNN. Серед них «SqueezeNet», «ResNet18», «InceptionV3» тощо. Проведені дослідження трьох класів з використанням техніки збільшення даних забезпечили найвищу точність класифікації 97,94%.

Аслан [33] опублікував детальну інформацію про БД рентгенографії, сегментацію легенів, аналітичне опрацювання даних та використані для класифікації архітектури. Запропонована автором узагальнена блок-схема аналітично опрацювання даних подана на рисунку 1.1.



Рисунок 1.1 – Узагальнена блок-схема аналітично опрацювання даних [33]

Зокрема, зразок рентгенографічного зображення для інфікованого COVID-19 пацієнта подано на рисунку 1.2.



Рисунок 1.2 – Зразок рентгенографічного зображення для інфікованого COVID-19 пацієнта [33]

Зразок рентгенографічного зображення для здорової особи подано на рисунку 1.3.

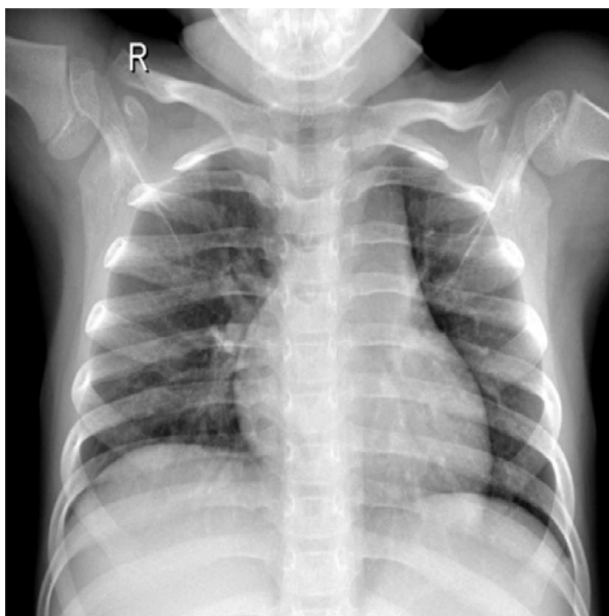


Рисунок 1.3 – Зразок рентгенографічного зображення здорової особи [33]

Зразок рентгенографічного зображення для інфікованого вірусною пневмонією пацієнта подано на рисунку 1.4.

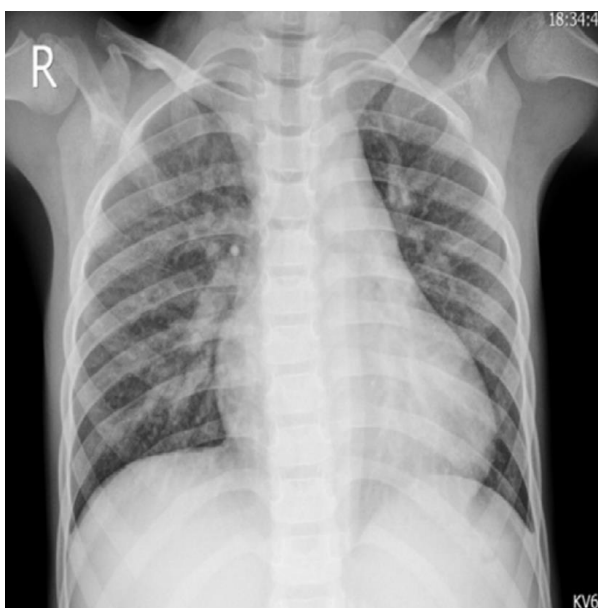


Рисунок 1.4 – Зразок рентгенографічного зображення для інфікованого вірусною пневмонією пацієнта [33]

Загальним недоліком досліджень на основі глибокого навчання є залежність здатності до узагальнення від навчальної вибірки даних. Автором опубліковано характерні зразки зображень із бази даних рентгенографії COVID-19.

Азіф та Венхай [34] запропонували інформаційну систему автоматичного діагностування COVID-19 сформовану на основі DCNN для опрацювання рентгенівських зображень. Рентгенівські зображення опрацьовуються засобами моделі «Inception-V3» на базі DCNN з використанням навчанням із застосуванням процедури перенесенням без попередньої обробки. Такий підхід дозволив забезпечити точність класифікації на рівні 96%.

Тогачар, Ерген і Комерт в [35] опублікували відомості щодо використання моделі глибокого навчання для ідентифікації випадків інфікування COVID-19 за використанням рентгенівських зображень. В дослідженні описано використання реструктурованих засобами техніки Fuzzy Color класів на етапі первинного опрацювання. Після цього відбувається процедура співставлення та злиття структурованих та оригінальними зображень. На наступному етапі зібраний набір даних використовується для процесів навчання на основі моделей глибокого навчання «MobileNetV2» і «SqueezeNet». Для класифікації зображень дослідниками використано метод опорних векторних машин (SVM). За допомогою запропонованого авторами роботи підходу забезпечено коефіцієнт класифікації 99,27%.

Акар та Коркмаз [36] розробили штучну інтелектуальну структуру для оцінювання перебігу захворювання COVID-19 на основі опрацювання рентгенівських зображень грудної клітки. При цьому було налаштовано SqueezeNet для діагностування COVID-19 з використанням байєсівського оптимізаційного застосунка. Виконано доповнення набору даних. Дослідниками задекларована точність класифікації COVID-19 98,3%.

Група авторів очолена Озтюрк [37] запропонувала автоматичну систему детектування COVID-19 на основі алгоритмів глибокого навчання. Сформована модель «DarkCovidNet» виявлення COVID-19 в автоматичному режимі при опрацюванні рентгенограм грудної клітки. В дослідженні не подано відомостей щодо попереднього опрацювання рентгенівських зображень. Точність класифікації за трьома класами даних 87,02%.

Хан [38] описує розроблену CNN-архітектуру «CoroNet» сформовану для виявлення COVID-19 на основі аналізу КТ та сканування рентгенограм. Модель сформована на основі архітектури «Xception». Відбулося попереднє навчання на основі набору даних ImageNet. За опублікованими результатами практичного використання запропонована автором архітектура забезпечує точність 89,6% для чотирьох класів і 95% для трьох класів.

Шарма в роботі [39] описує процес створення моделі глибокого навчання для виявлення інфікованих COVID-19 пацієнтів на основі аналізу рентгенівських зображень. Для збільшення кількості рентгенівських зображень було виконали двадцять п'ять різних типів їх збільшення. Подано відомості щодо покращення продуктивності у порівнянні з попередніми дослідженнями. Нарін [40] розробив застосунок для діагностування COVID-19 на основі рентгенівських знімків грудної клітки. Розроблено моделі глибокого навчання «InceptionV3», «ResNet50» та «Inception-ResNetv2». В дослідженні виконано бінарну класифікацію. Набори даних пройшли п'ятикратну перехресну перевірку. Це дозволило забезпечити середню точність 98% для моделі «ResNet50».

В дослідженні Сінгх [41] після етапу збільшення зображення та первинного опрацювання налаштовано архітектуру «VGG16» та використано модель вилучення ознак з КТ-зображень людських легень. Виконано класифікацію на основі чотирьох класифікаторів. Зокрема, CNN, ELM, онлайн-послідовний ELM та Bagging Ensemble з SVM. Найвищий показник успіху 95,7% був досягнутий при використанні Bagging Ensemble з SVM.

На основі аналізу поданих вище досліджень можемо зробити висновок, що на результати діагностування COVID-19 суттєво впливають якісні та кількісні характеристики вхідних наборів зображень та архітектура мережі. CNN, трансферне навчання та машинне навчання регулярно ефективно використовуються для діагностування COVID-19. Більшість опублікованих робіт містять описи операцій щодо зміни розмірів зображень, обрізання тощо. На основі опублікованих Лю [42] результатів досліджень «BiLSTM» має кращі показники ефективності та точності класифікації, ніж згорткові шари. Тому «BiLSTM» є досить сучасним та забезпечує кращі класифікаційні результати у порівнянні з CNN.

1.4 Висновок до першого розділу

В першому розділі кваліфікаційної роботи освітнього рівня «Магістр» проаналізовано предметну область. Зокрема, описано коронавіруси та пандемію. Висвітлено стан досліджень в галузі опрацювання медичних зображень. На основі проведених наукових розвідок можна зробити висновок, що на результати діагностування COVID-19 суттєво впливають якісні та кількісні характеристики вхідних наборів зображень та застосована архітектура мережі.

2 МОДЕЛІ ВИЯВЛЕННЯ ВІРУСНИХ ЗАХВОРЮВАНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ ЗГОРТКОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

2.1 Раннє виявлення COVID-19 з використанням CNN

Раннє виявлення випадків захворювання COVID-19 відіграє вирішальну роль в процесах запобігання поширенню інфекційного захворювання. На даний час в провідних дослідженнях щодо діагностики COVID-19 активно використовується аналітичне опрацювання рентгенівських знімків грудної клітки. Часто для цього використовуються згорткові нейронні мережі. Вони мають ряд переваг. Зокрема, сегментація на основі ANN застосовується до необроблених зображень. Тому для виявлення випадків інфікування COVID-19 відбувається оцінювання тільки області легенів. Щоб забезпечити різноманіття даних, проводиться доповнення зображень що належать до класу COVID-19. На останньому етапі, після сегментації та доповнення даних, попередньо опрацьовані зображення використовуються для формування вхідних даних згорткової мережі глибокого навчання. Множина архітектур містить попередньо підготовлену архітектуру «Alexnet». Перша архітектура є лише програмою для навчання передачі, а друга архітектура включає додатковий рівень «BiLSTM». Опубліковані в [33] результати (див. таблицю 2.1) засвідчують, що друга гібридна архітектура найбільш успішна для виявлення випадків інфікування COVID-19.

Таблиця 2.1 – Порівняння методів аналітичного опрацювання медичних зображень [33]

Автор	Метод	Точність, %
1	2	3
Укар та Коркмаз [36]	Bayes-SqueezeNet	98.30
Озтарк та ін. [37]	DarkCovidNet	87.02

Продовження таблиці 2.1

1	2	3
Ванг та Вонг [43]	DL	92.30
Гупта та ін. [44]	InstaCovNet-19	99.08
Ху та ін. [45]	ResNet + Фокус уваги	86.70
Сеті та Бехера [46]	ResNet50 + SVM	95.40
Хемдан, Шоуман та Карар [47]	VGG19	90.00
Рахімзадех та Аттар [48]	Xception + ResNet50V2	91.40
Аслан та ін. [33]	Гібридний метод	98.70
Афшар та ін. [49]	Капсульні мережі	95.70
Ноур, Кьомерт та Полат [31]	Машинне DL	98.97
Апостолопулос та Мпесьяна [50]	Передача навчання	93.48
Кхан, Шан та Бхат [38]	Передача навчання	95.00
Язіф та Венхай [34]	Передача навчання	96.00
Фарук та Хафіз[51]	Передача навчання	96.20
Чоударі та ін. [32]	Передача навчання	97.94
Нарін, Кая та Памук [40]	Передача навчання	98.00

Модель має наскрізну структуру навчання. Це забезпечує автоматичне виявлення COVID-19 на основі автоматизованого аналізу рентгенівських знімків грудної клітки не вимагаючи використання ручної техніки виділення ознак. Швидка та стабільна інформаційна система може використовуватись експертами рентгенологами для підтримки прийняття рішень. Вона зменшує робоче навантаження на рентгенологів та запобігає помилковій постановці неправильних діагнозів.

Не зважаючи на те, що розглянутий в [44] метод на даний час є успішним, у перспективі потрібно ширше дослідити методи, сформовані на основі глибокого навчання та CNN, для виявлення COVID-19. Потрібно

підвищити успішність ідентифікації випадків захворювання COVID-19 шляхом збільшення кількості досліджуваних наборів даних. Потрібебують подальшого розроблення генеративні змагальні мережі (GAN) у поєднанні зі структурою глибоких нейронних мереж (DNN). Також потребує дослідження алгоритми детальнішої сегментації легенів на основі CNN.

2.2 Згорткові нейронні мережі

На даний момент часу CNN ключова успішна архітектура сформована на основі глибокого навчання. Зазначена нейромережна архітектура має різноманітні застосування в системах комп'ютерного зору, може використовуватись для ідентифікації різнотипових об'єктів на вхідних зображеннях. Ключовою особливістю CNN є те, що вона менше вимагає попереднього опрацювання вхідних даних порівняно з іншими алгоритмами класифікації для виявлення сутностей та закономірностей у вхідному зображенні. Для видобування інтегрованих в зображення сутностей та ознак CNN використовує дві коючові операції, зокрема об'єднання та згортку. На першому етапі виділені сутності та ознаки використовуються для навчання моделі. На другому етапі вони використовуються для класифікації зображень. Розглянемо детальні описи кожного шару [54].

Згортковий шар відіграє роль вхідного фільтра, який опрацьовує область зображення розміром 3×3 пікселі або 5×5 пікселів. Точкове значення формується між переглянутою областю зображення та наперед заданою в шарі вагою. Ця процедура формування точкового добутку між досліджуваною областю та вагою називається згорткою. Отримані результати точкового добутку сумуються. Отримане число – результат операції згортки. Він використовується для характеризування області опрацьовуваного зображення. Математично, якщо зображення характеризується функцією f , фільтрується функцією h та виводиться

функцією C , то для фільтра $m \times n$, функціональні можливості згорткового шару можна описати:

$$C[m,n] = (f \times h)[m,n] = \sum_j \sum_k h[j,k]f[m-j,n-k] \quad (2.1)$$

Рівень активації. В результаті функціонування згорткового шару буде повернуто дуже малу матрицу, значно меншу чим вихідне зображення. Рівень активації робить характеристику отриманого від згорткового шару входу нелінійною. Це допомагає в процесі навчання нейронної мережі за рахунок зворотного поширення. Одночасно може бути інтегровано декілька шарів активації. Якщо вхід до рівня активації позначити $C^{[i]}$, функцію рівня активації $Z^{[i]}$, а вихід – $A^{[i]}$, то процес опрацювання можна описати рівнянням (2.2). Для функції активації можна використовувати чигмоїду, гіперболічний тангенс, «ReLU» тощо.

$$A^{[i]} = Z^{[i]}(C^{[i]}) \quad (2.2)$$

Об'єднаний шар. У цьому шарі зменшується розмір отриманої від рівня активації матриці. Це додатково відбувається за рахунок вибору максимального або мінімального значення в кожній групі значень. Зменшення розмірів в об'єднаному шарі прискорює процедури тренувань. Можна використовувати декілька об'єднаних шарів подібно до рівнів активації. Представивши функцію шару об'єднання $P^{[i]}$, його роботу можна описати рівнянням (2.3). При цьому функція об'єднання може бути максимальною, мінімальною тощо.

$$T^{[i]} = P^{[i]}(A^{[i]}) \quad (2.3)$$

Повністю підключений шар отримує одновимірний масив значень з попереднього шару. Результат формується у наборі ймовірностей, що відповідають окремим, прикріпленим до зображення, міткам. Мітка, яка отримала найбільше значення ймовірності відповідає визначеному моделлю еталонному зображенню.

2.3 Гібридна модель CNN

Нові набори даних відрізняються від попереднього вмісту навчальних даних CNN-мережі. При цьому функції низького рівня схожі. При передачі параметрів попередньо навченої моделі, нова CNN-модель може отримати потужні можливості видобування функцій та зменшити обсяги навчальних обчислень і пам'яті нової моделі [52]. Архітектура передачі навчання показана на рисунку 2.1.

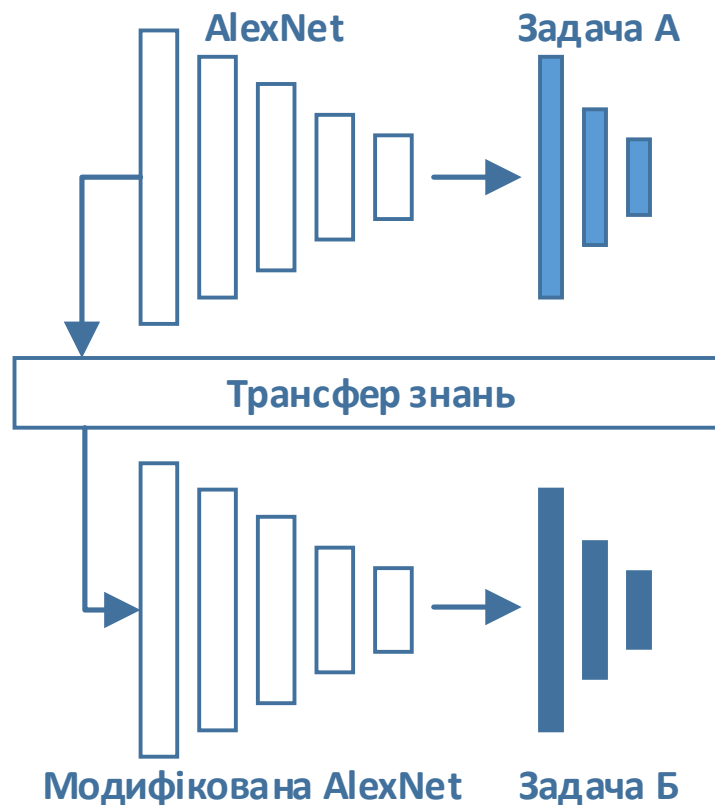


Рисунок 2.1 – Приклад процесу трансферу навчальних знань [52]

При формуванні нового завдання додаються нові шари, останні три шари попередньо-навченої CNN-моделі будуть видалені (див. рисунок 2.2), а модифікована CNN-мережа буде використана для нового класифікаційного завдання.

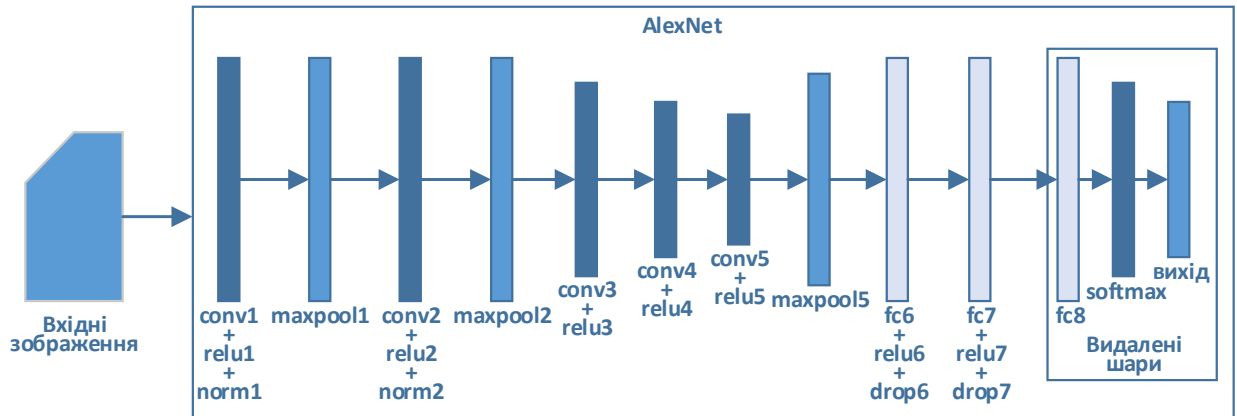


Рисунок 2.2 – Архітектура «AlexNet» [52]

Друга архітектура для виявлення COVID-19, повністю включає першу архітектуру. Їх конволюційні структури ідентичні. Гібридна структура відрізняється від попередньої архітектури наявністю шару BiLSTM. Як показано на рисунку 2.3, до попередньої архітектури додані шари «Flatten» та BiLSTM.

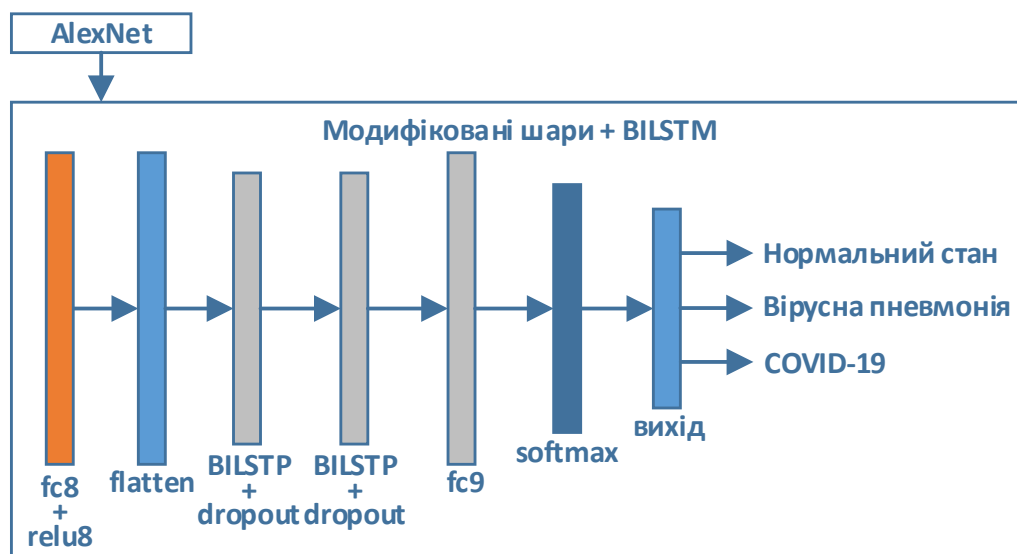


Рисунок 2.3 – Гібридна архітектура «mAlexNet-BiLSTM» [52]

Шар Flatten використовується з метою перетворення даних в одновимірний масив для підготовки їх введення на рівень BiLSTM. BiLSTM і LSTM сформовані на основі RNN-архітектури для опрацювання послідовних даних. RNN, на відміну від традиційних нейромережних алгоритмів, забезпечує зворотній зв'язок між вхідними та вихідними даними. Тому RNN підходить для послідовних та тимчасових даних. Оскільки LSTM вирішує проблему зникаючого градієнта RNN, то вона поступово стає популярнішою. BiLSTM, водночас із зберіганням історичної інформації, досліджує взаємозв'язок між вхідними та вихідними напрямками. Тому забезпечує успішніші результати для послідовних у порівнянні з LSTM.

Шар BiLSTM добре підходить для аналітичного опрацювання послідовних даних. Оскільки відбувається видобування ознаки з рентгенівських зображень, то оптимальним буде використання згорткової архітектури. Оновлена архітектура містить згорткові шари та BiLSTM (див. рисунок 2.3). Значення параметрів гібридної архітектури mAlexNet-BiLSTM подано в таблиці 2.2.

Таблиця 2.2 – Характеристики шарів «mAlexNet» [52]

Назва шару	Розмір	Розмір фільтра	Вкладення	Прокладка	Вихідний канал	Функція активації
1	2	3	4	5	6	7
conv1	55 × 55	11 × 11	4	0	96	relu
maxpool1	27 × 27	3 × 3	2	0	96	–
conv2	27 × 27	5 × 5	1	2	256	relu
maxpool2	13 × 13	3 × 3	2	0	256	–
conv3	13 × 13	3 × 3	1	1	384	relu
conv4	13 × 13	3 × 3	1	1	384	relu
conv5	13 × 13	3 × 3	1	1	256	relu
maxpool5	6 × 6	3 × 3	2	0	256	–

Продовження таблиці 2.2

1	2	3	4	5	6	7
fc6	–	–	–	–	4096	relu
fc7	–	–	–	–	4096	relu
fc8	-	–	–	–	25	relu
fc9	-	–	–	–	2	softmax

Навчальні характеристики гібридної архітектури mAlexNet-BiLSTM подано в таблиці 2.2.

Таблиця 2.3 – Параметри тренування «mAlexNet» [52]

Оптимізатор	Макс. епох	Мін. партія	Початкова швидкість навчання (α)	Імпульс (γ)
SGDM	100	60	0.001	0.95

Використовуються два послідовних шари BiLSTM, зокрема, BiLSTM1 та BiLSTM-2. Видобуті з використанням цих шарів тимчасові ознаки надаються як вхідні дані для наступного підключеного шару fc9 та шару Softmax. В розглянутій архітектурі кількість нейронів прихованих шарів, функції активації та решта параметрів підбираються експериментальним шляхом (див. таблицю 2.4).

Таблиця 2.4 – Гіперпараметри шарів гібридної архітектури

BiLSTM-1			BiLSTM-2			fc9	
Кількість прихованих шарів	Функція активації		Кількість прихованих шарів	Функція активації		Вихідний розмір	State функція активації
	State	Gate		State	Gate		
125	<i>tanh</i>	<i>sigmoid</i>	100	<i>tanh</i>	<i>sigmoid</i>	3	<i>tanh</i>

В таблиці 2.5 подано перелік тренувальних параметрів гібридної архітектури.

Таблиця 2.5 – Тренувальні параметри гібридної архітектури

Оптимізатор	Коефіцієнт градієнтного розпаду (β_1)	Квадратичний коефіцієнт розпаду градієнта (β_2)	Макс. епох	Мін. розмір партії	Початкова швидкість навчання (α)	Епсилон (ϵ)
Adam	0.9	0.999	200	512	0.001	10 ⁻⁸

На етапі навчання використовується оптимізаційний алгоритм Адама для зменшення похибки кожної з ітерації. Алгоритм оптимізації Адама – це спеціально розроблений адаптивний алгоритм швидкого навчання для глибоких нейронних мереж. Алгоритм Адама перевершує інші нейромережні оптимізаційні підходи завдяки відносно низьким вимогам до обсягів пам'яті [53]. Алгоритм Адама є методом адаптивного підвищення швидкості навчання. Він розраховує індивідуальні характеристики темпів навчання для різних критеріїв та параметрів. Адаптивні темпи навчання – це регулювання швидкості навчання нейромережі в процесі навчання завдяки зменшенню швидкості навчання відповідно до попередньо сформованого графіка. Алгоритм Адама сформовано на основі методів оптимізації SGDM та середньоквадратичного поширення – RMSprop. Він використовує оновлення параметрів подібно до RMSProp. Але на відміну від RMSProp він містить відтермінування імпульсу. Алгоритм названо «Адам» через оцінювання адаптивного моменту. Він використовує прогнозування першого та другого моментів градієнту для адаптації швидкості навчання кожної ваги нейромережі. При цьому використовується спрогнозоване значення першого та другого ступеня оновлюваного періоду.

2.4 Капсульні мережі

Архітектура «CapsNet» – це запропонована Хінтоном [55] альтернатива CNN. Для зниження дискретизації архітектура CNN містить об'єднанувальні шари. Об'єднання ознак в спільний пул застосовується на карті об'єктів для підтвердження CNN-ідентифікації подібних об'єктів на зображеннях з різним масштабом. Як наслідок за рахунок зменшення вибірки, зменшується вимоги моделі до пам'яті. Це, в свою чергу, призводить до формування просторової інваріантності CNN. Просторова інваріантність – один з головних недоліків CNN. Інші проблеми CNN – це нездатність ідентифікувати спотворення текстур, розрізняти пози та форми повного зображення або його частин. Завдяки операції об'єднання CNN є інваріантними, та не є еквіваріантними. Через це їм бракує еквівалентності. CNN втрачає окремі особливості зображень за рахунок зменшення дискретизації. Для відшкодування втрат потрібно забезпечити великий розмір обсягів навчальної вибірки. Оскільки CNN мають велику глибину архітектури, то для них характерне збільшення часу навчання у порівнянні з CapsNet. В свою чергу CapsNet має велику ширину архітектури з обмеженою кількістю параметрів. На даний час поширені та відомі рад методів проектування CapsNet. Зокрема, векторні капсули на основі динамічної маршрутизації, трансформуючі автокодері [56] та матриці сформовані на основі маршрутизації максимізації очікувань [57].

У капсульованих CapsNet формується вектор для позначення ймовірностей існування сутностей. При цьому орієнтація використовується для опису її властивостей. Кожен вимір капсули може використовуватись для опису окремих властивостей. Зокрема, розмірів, положення, текстур, деформацій, швидкості, відтінків тощо. Нелінійна функція, або функція стиснення використовується для полегшення класифікації різних капсул у навчальних процедурах. Вона використовується для активації на рівні окремих капсул. Функція стиснення обмежує довжину капсули, роблячи її

при цьому менше 1. Функцію стиснення можна ефективно використовувати для класифікації наявної множини об'єктів. Окремі ієрархічні обмеження в CapsNet подібні до, доступних у базовій нейронній мережі, шарів. У базовому ковпачку нижнього рівня доступна велика кількість капсул. Вони мають невелику розмірність. У ковпачку вищого рівня кількість капсул менша, а їх розмірність значно більша. Така нейромережна організація застосовується оскільки на нижньому рівні окрема капсула характеризує невелику вхідну область. Завдяки великій кількості таких капсул можна легко формувати просторові відношення. На верхньому рівні для зберігання відомостей про місцезнаходження ознак використовується обширніший перелік вимірів. Тому при переході капсул від нижнього рівня до вищого збільшується їх розмірність. Після завершення процедури визначення приросту розмірності можна встановити відношення між різними окремими капсулами та ковпачками. При цьому капсули вищого рівня подаються у виді зваженої суми капсул нижнього рівня. Використовувана на цьому етапі динамічна маршрутизація допомагає конвертувати окремі капсули нижнього рівня в капсули вищого рівня [58].

У CapsNet використовується декілька виокремлених шарів капсул. Подана на рисунку 2.4 архітектура CapsNet містить один шар згортки ReLU. Після зазначеного шару розміщено шар первинних капсул, для яких виконано операції здавлювання та змінен розмірів поверх згорткового шару. Наступним є шар X-rayCaps з капсулами для ідентифікації трьох класів рентгенівських зображень. Згортковий шар використовується для інтерпретації інтенсивності пікселів в роботу локальних детекторів ознак. Результати передаються до первинних капсул. Згортковий шар з більшим за два кроком використовується для зменшення розмірів на відміну від CNN-шарів максимального об'єднання. Для класифікації вхідних зображень використовується X-rayCaps вихід.

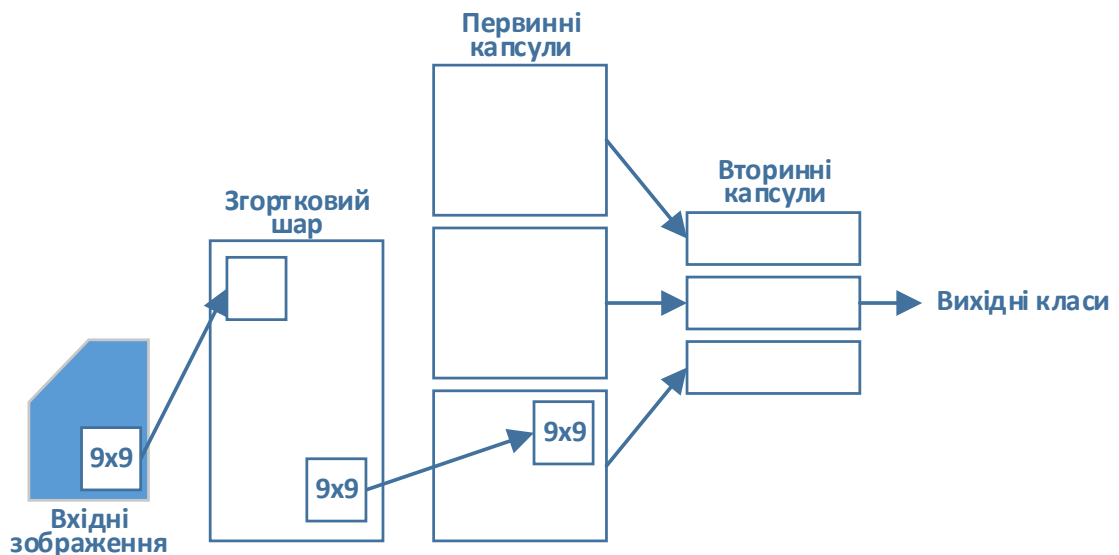


Рисунок 2.4 – Архітектура капсульної мережі (CapsNet) для виявлення COVID-19

Кожна окрема капсула шару X-rayCaps має з'єднання з кожною капсулою в первинному шарі (Див. рисунок 2.5). Метод маршрутизації за домовленістю дозволяє забезпечити кращі показники навчання у порівнянні з операціями максимального об'єднання, котрі сформовані на основі маршрутизації.

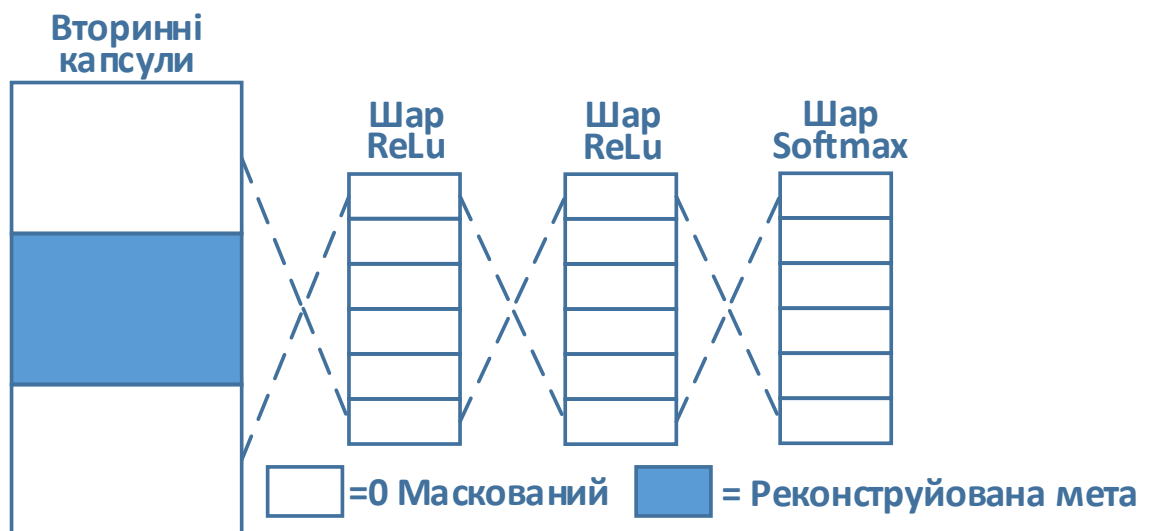


Рисунок 2.5 – Реконструйована архітектура капсульної мережі (CapsNet) для виявлення COVID-19 запропонована Сабоуром [56]

Процедура зворотного зв'язку, при динамічній маршрутизації, відповідно до методу узгодження підвищує підтримку капсул, які найбільше угоджуються з вихідним сигналом. Це, в свою чергу зміцнює його підтримку.

Слід відзначити, що функції активації застосовуються для апроксимації нелінійних зв'язків в глибинних мережах. Вони реалізовані на основні математичні функції та зазвичай використовуються до скалярних значень. У мережі CapsNet, для нормалізації векторів, використовується спеціальна сквош-функція функція нелінійної активації:

$$\mathbf{v}_j = \frac{\|\mathbf{s}_j\|^2}{1 + \|\mathbf{s}_j\|^2} \frac{\mathbf{s}_j}{\|\mathbf{s}_j\|} \quad (2.4)$$

де, \mathbf{s}_j – зважена сума вихідних капсул, сформована за допомогою:

$$\mathbf{s}_j = \sum_i c_{ij} \hat{\mathbf{u}}_{ji} \quad (2.5)$$

В свою чергу $\hat{\mathbf{u}}_{ji}$ представляє афінне перетворення:

$$\hat{\mathbf{u}}_{ji} = \mathbf{W}_{ij} \mathbf{u}_i \quad (2.6)$$

Алгоритм динамічної маршрутизації [54]:

$$\text{Dy_Routing}(\hat{\mathbf{u}}_{ji}, \mathbf{x}, \mathbf{y}) \quad (2.7)$$

Етап 1: \forall вузлів в капсулі i для шару \mathbf{y} та капсули вузла j в шарі $(\mathbf{y} + 1)$: $b_{ij} \leftarrow 0$

Етап 2: Відбувається для \mathbf{x} ітерацій

Етап 3: \forall вузлів в капсулі i для шару \mathbf{y} : $c_i \leftarrow \text{softmax}(b_i)$

Етап 4: \forall вузлів в капсулі j для шару $(y + 1)$: $\mathbf{s}_j \leftarrow \sum c_{ij} \hat{\mathbf{u}}_{ji}$.

Етап 5: \forall вузлів в капсулі j для шару $(y + 1)$: $\mathbf{v}_j \leftarrow \text{squash}(\mathbf{s}_j)$

Етап 6: \forall вузлів в капсулі i для шару y та капсули вузла j в шарі $(y + 1)$: $b_{ij} \leftarrow b_{ij} + \hat{\mathbf{u}}_{ji} \cdot \mathbf{v}_j$.

На завершення алгоритму динамічної маршрутизації повертається \mathbf{v}_j .

2.5 Нейромережна архітектура VGG-CapsNet

Дослідники використовують окремо нейромережні моделі CNN та CapsNet для виявлення COVID-19. В роботі [14] запропоновано модель, в якій нейромережну конструкцію CapsNet розширено засобами мережі VGG16 з метою формування моделі VGG-CapsNet для отримання детальніших відомостей про рентгенологічні зображення для діагностування COVID-19. Мережу VGG16 використано для формування базової карти ознак. Потім карти ознак буде передано в модель CapsNet для виконання процедури класифікації.

Рівень видобування ознак базаової формації CapsNet сформовано на основі одного згорткового шару. В зазначеному згортковому шарі поміщено двісті п'ятдесят шість фільтрів розміром 9×9 з кроком один. Він активується з використанням функції ReLU для подальшого передавання обчислених функцій до основного капсульного шару. У досліджуваній архітектурі модифіковано рівень виділення функцій.

Подана на рисунку 2.6 архітектура капсульної мережі VGG-CapsNet розділена на дві складових частини, зокрема VGG16 та CapsNet. Вона сформована на основі VGG16 для обчислення стартової карти функцій та реалізації архітектури CapsNet в наступних шарах. На першому етапі рентгенологічне зображення подається на модель VGG16, що пройшла процедури попередньої підготовки. Для формування розрахунків початкових

карт ознак використовуються згорткові шари. На наступному етапі буде передано початкову карту ознак CapsNet для виконання класифікації.

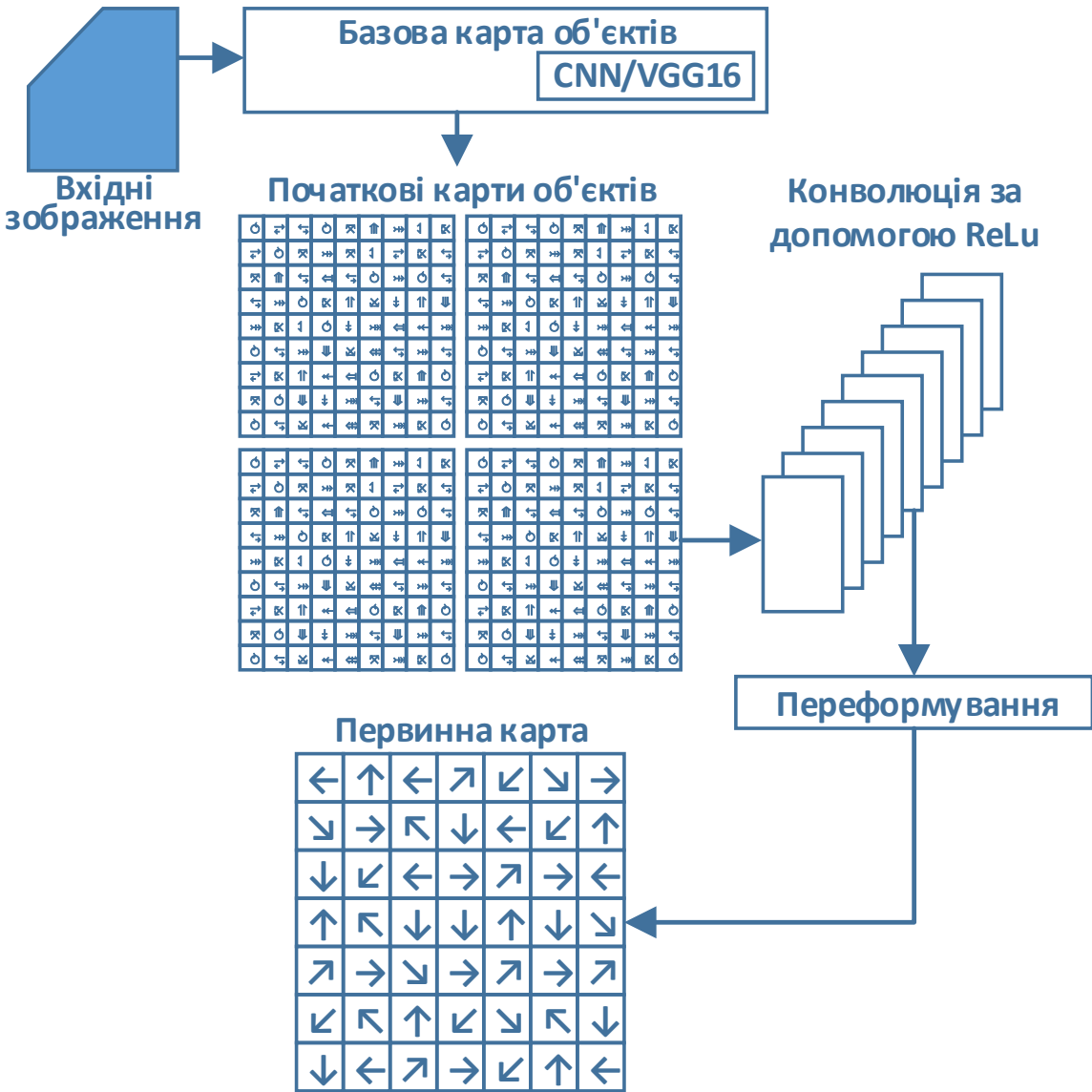


Рисунок 2.6 – Початкова частина архітектури капсульної мережі VGG-CapsNet для виявлення COVID-19

В досліджуваній архітектурі замінено початковий детектор ознак. Це виконано шаром «block5_pool» на основі моделі VGG16.

Розглянута модифікація реалізує підхід до передачі навчання. При цьому мета полягає в передачі можливості подання низькорівневих функцій

моделі VGG16 в CapsNet. Це забезпечить CapsNet здатність ідентифікувати низькорівневі функції подібно до VGG16 (див. рисунок 2.7).

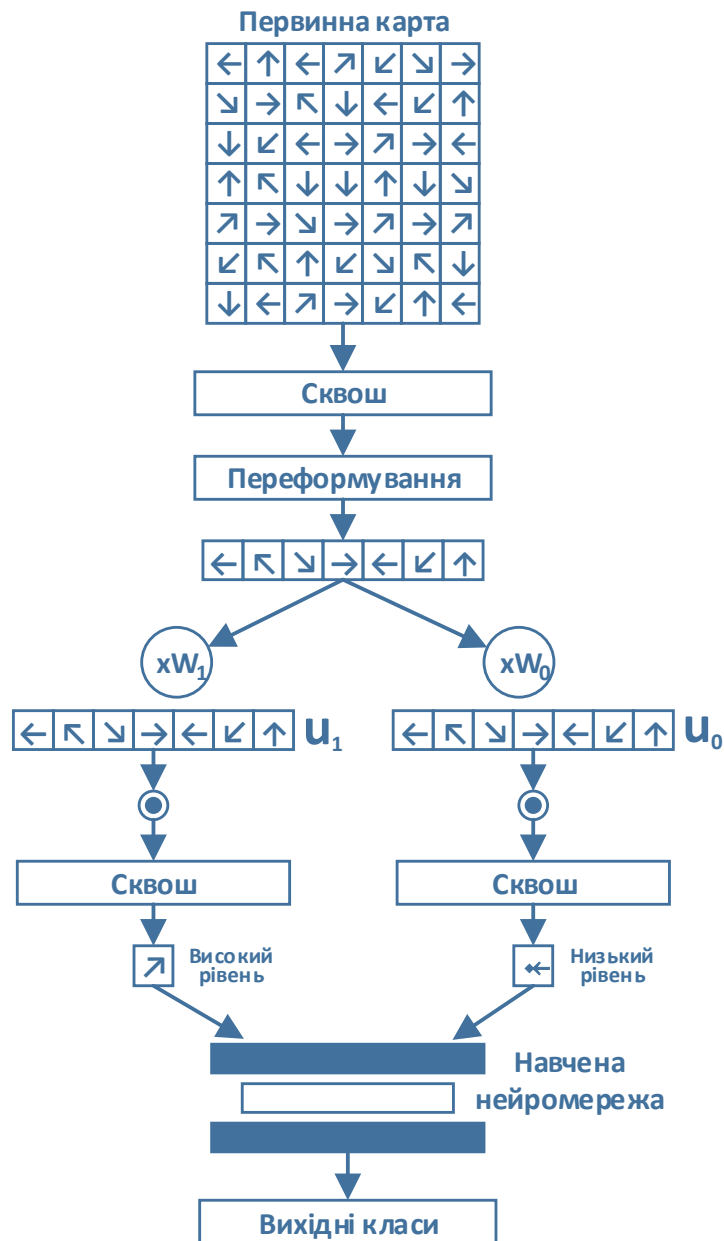


Рисунок 2.7 – Результуюча частина архітектури капсульної мережі VGG-CapsNet для виявлення COVID-19

Архітектура VGG16 була вперше презентована Сімоньяном, Зіссерманом у 2014 році. Модель VGG16 сформована на основі тринадцяти згорткових шарів. Вони також включають шари для максимального об'єднання. Також включені два повних підключені шари та класифікатор

Softmax. Щоб отримати складніші функції з меншими затратами ресурсів в цій мережі ядра більшого розміру замінюються декількома окремими фільтрами « 3×3 ».

2.6 Набір даних зображень

В дослідженнях можна використовувати набори рентенографічних зображень грудної клітки [59]. Тестові набори містять понад двісті рентенограм пацієнтів інфікованих COVID-19, понад тисячу триста зображень пневмонії та понад тисячу триста зображень здорових громадян. Зразок зображення для кожного класу показаний на рисунку 2.8.

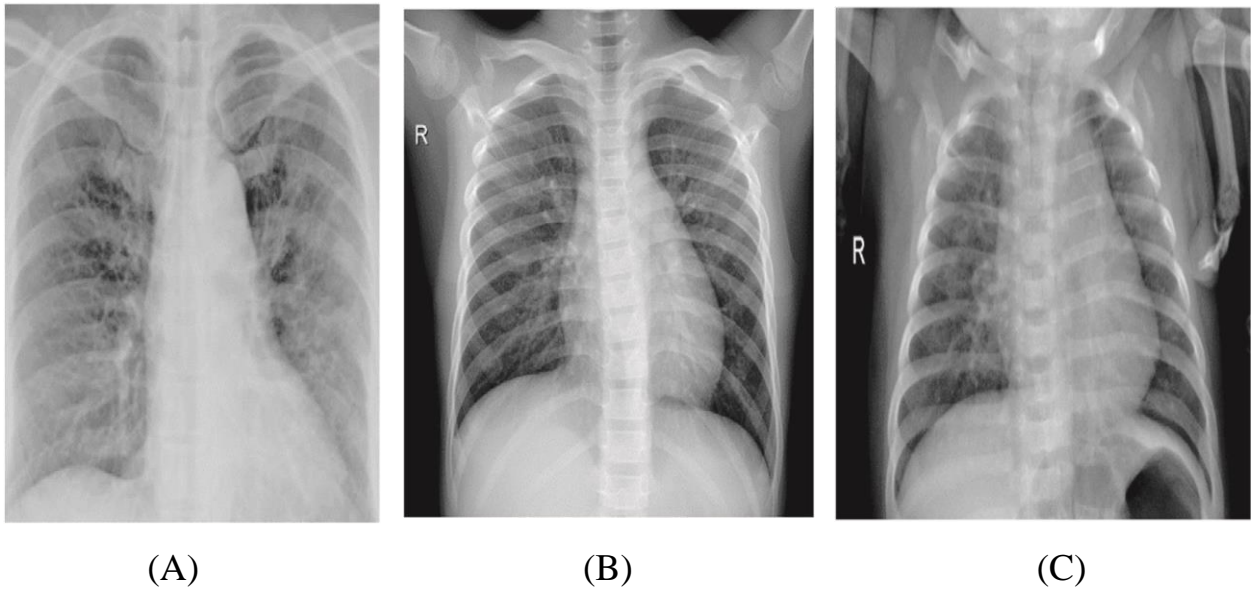


Рисунок 2.8 – Зразки зображень з досліджуваного набору даних
(А – COVID-19, Б – нормальне, С – вірусна пневмонія)

Досліджуваний набір даних розділено на три частини. Зокрема, навчальну, тестувальну та перевірочну підмножини. Досліджуваний набір даних незбалансований. Тому для оцінки використовується однакова кількість зображень з кожного класу. Приблизно сімдесят та сто п'ятдеся зображень випадково вибираються для підготовки перевірочних та

тестувальних наборів даних для багатокласової класифікації з метою виявлення COVID-19. В процесі виявлення COVID-19 використовується двокласовий поділ. При цьому звичайні рентгенограми та зображення вірусної пневмонії об'єднуються в один клас – «не-COVID19».

2.7 Висновок до другого розділу

В другому розділі кваліфікаційної роботи описано раннє виявлення COVID-19 з використанням CNN. Проаналізовано гібридну модель CNN. Досліджено згорткові нейронні мережі та капсульні мережі, як наступний етап розвитку згорткових підходів до формування нейронних мереж. Висвітлено особливості нейромережної архітектури VGG-CapNet. Описано використаний для постановки обчислювального експерименту набір даних зображень.

3 ОБЧИСЛЮВАЛЬНИЙ ЕКСПЕРИМЕНТ НА ОСНОВІ ЗГОРТКОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ЗАДАЧ ОПРАЦЮВАННЯ МЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ В УМОВАХ ПАНДЕМІЇ

3.1 Обчислювальний експеримент та результати моделювання

Мета обчислювального експерименту – розроблення та оцінювання можливостей узагальнення двох класифікаторів. Зокрема моделей CNN та CapsNet. Ефективність кожної моделі оцінюватиметься на основі точності класифікації, запам'ятовування та F-оцінки – це ключові показники вимірювання ефективності навченої моделі [60].

Всі зображення використовуються для обчислення показників продуктивності. Досліджувані набори зображень містять навчальну підмножину, підмножину перевірки та тестову підмножину. Точність:

$$\text{Precision} = T^P / (T^P + F^P). \quad (3.1)$$

Повторюваність:

$$\text{recall} = T^P / (T^P + F^N). \quad (3.2)$$

F-оцінка:

$$F\text{-score} = (2 \times \text{recall} \times \text{precision}) / (\text{recall} + \text{precision}). \quad (3.3)$$

де:

– T^N – негативне – коли модель виявлення COVID-19 спрогнозувала помилку а фактичне значення хибне.

– F^P – хибнопозитивне – це помилка першого типу, коли а модель виявлення COVID-19 спрогнозувала істину але фактичне значення хибне.

– T^P – позитивне – коли модель ідентифікації COVID-19 передбачила істину і фактичне значення позитивне.

– F^N – хибнонегативне – це помилка другого типу, коли фактичне значення позитивне, а модель виявлення COVID-19 передбачала хибне.

Криві робочих характеристик приймача ROC для обох моделей подаються у двовимірній формі з метою візуалізації. Результати обчислень та вибору класифікаторів формується на основі параметрів продуктивності. Метрична площа під кривою ROC – це AUC. Вона зазвичай розраховується у вигляді одного скалярного значення. AUC – це частина площі еталонного одиничного квадрата. Значення знаходиться в діапазоні «0-1.0». Модель вважається чудовою, у випадку, якщо значення AUC перевищує 0.95. В задачі ідентифікації COVID-19 обчислюються макросередня та мікросередня метрики. Макро-середня метрика незалежно визначає продуктивність для кожного класу. Потім обчислюється середнє значення з врахуванням всіх класів. Мікросередня метрика об'єднує всі класи рентгенографії грудної клітки для обчислення середнього значення.

3.2 Модель CNN-CapsNet для виявлення COVID-19

Архітектура CNN-CapsNet сформована на основі двох частин, зокрема, CNN і CapsNet. Спочатку рентгенографічне зображення передається в CNN-модель. Згорткові шари використовуються для видобування початкових карт ознак. Потім карти ознак подаються в CapsNet-модель для виконання остаточної класифікації. В CNN-моделі використано CNN-CapsNet архітектуру, сформовану на основі чотирьох згорткових шарів. У кожному згортковому шарі використовується шістдесят чотири, шістдесят чотири, сто двадцять вісім та сто двадцять вісім ядер, відповідно. «3×3» – це

розмір кожного згорткового фільтра. Функція активації «ReLU» використовується на всіх шарах. Після другого шару згортки розміщено шар середнього об'єднання. Архітектуру CapsNet-моделі CNN-CapsNet описано в параграфі 2.2. На даний час розроблено дві окремі моделі. Одна використовується для ідентифікації випадків інфікування COVID-19 на основі задічі бінарного класу – «COVID-19» або «не-COVID-19». Друга модель виконує класифікацію на основі трьох класів, зокрема, «COVID-19», «здоровий» та «вірусна пневмонія». Моделі узгоджуються з оптимізатором Адама у випадку, коли початкова швидкості навчання 0,001. Функція втрат маржі використовується для визначення рентенографічних ознак певного класу. Її рівняння:

$$L_k = T_k \max(0, m^+ - \|v_k\|)^2 + \alpha(1 - T_k) \max(0, m^+ - \|v_k\| - m^-)^2 \quad (3.4)$$

де $T_k = 1$, якщо ознака класу k існує, а $m^+ = 0.9$ та $m^- = 0.1$, з метою підтвердження, що довжина вектора буде залишатися в практичних межах.

Для чисельної стабільності використовується функція зменшення ваги α . Її початкове значення рекомендується задати рівним 0,5. Обидві моделі навчаються протягом ста епох. Прогоночний пакет містить тридцять два значення а перевірючий пакет містить одне значення. Для навчання та тестування мережі слід використовувати рентенографічні зображення розміром «64×64». Для завершення навчання використовується метод ранньої зупинки для уникнення ефекту перенавчання. Механізм ранньої зупинки припиняє навчання навчальних зразків у випадку коли оцінювання перевірки закінчується подальшим покращенням. При цьому функція втрат обчислюється після кожної епохи на перевірючому наборі. Навчання припиняється при зростанні втрат перевірки. Це є ознакою перенавчання. Етап припинення навчання залежить від параметра терпіння, котрий

відповідає кількості епох очікування покращення втрати перевірки. Для обох моделей параметр терпіння дорівнює десяти.

На рисунку 3.1 подано графік точності під час навчання та тестування моделі згорткової нейронної мережі CNN-CapsNet для задачі класифікації бінарних класів.

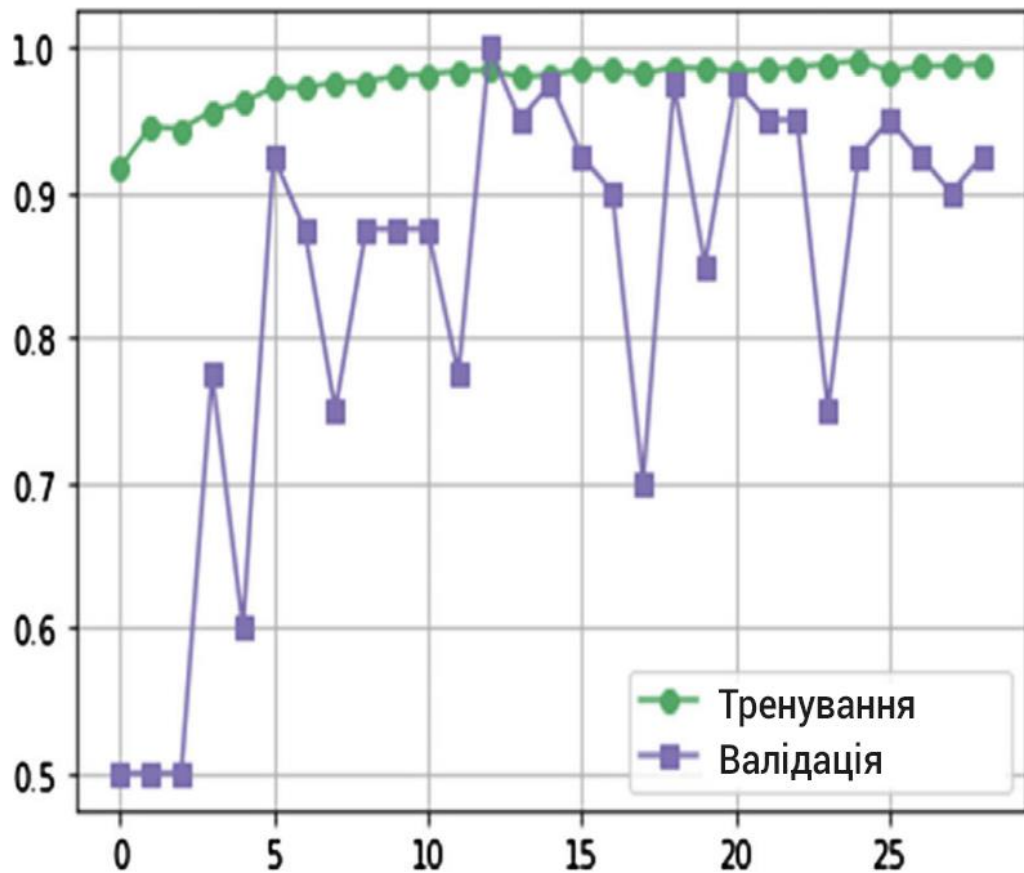


Рисунок 3.1 – Точності моделі згорткової нейронної мережі CNN-CapsNet для бінарної класифікаційної задачі

При цьому використано перевірочний набір. Протягом перших п'яти ітерацій різко зменшується втрата при навчанні. Вона стабілізується після десяти ітерацій. На рисунку 3.2 подано графік втрат класифікації в прогонці під час навчання та тестування моделі згорткової нейронної мережі CNN-CapsNet для задачі класифікації бінарних класів. Навчання припиняється через двадцять дев'ять епох після терпіння впродовж десяти епох.

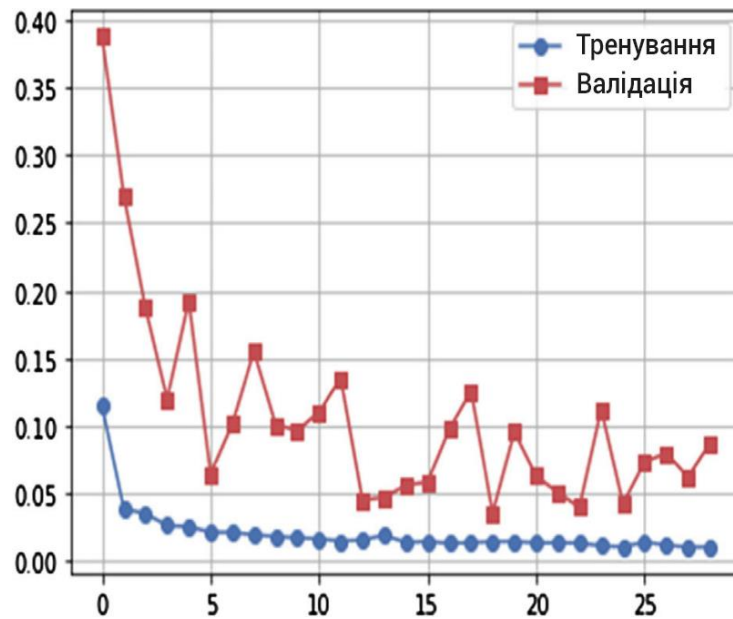


Рисунок 3.2 – Втрати класифікації моделі згорткової нейронної мережі CNN-CapsNet для бінарної класифікаційної задачі

На рисунку 3.3 подано графік точності класифікації у наборі прогонки та перевірки згорткової капсульної нейронної мережі CNN-CapsNet для трикласової класифікації.

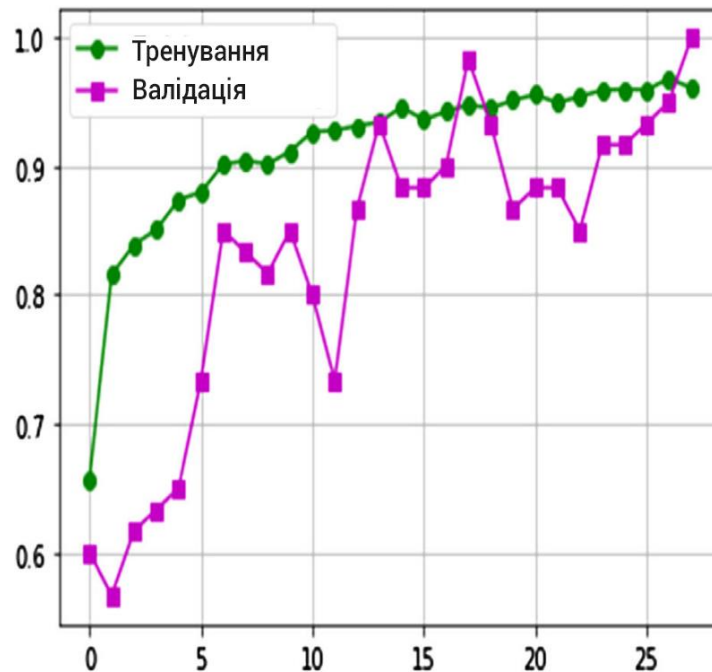


Рисунок 3.3 – Точність класифікації згорткової капсульної нейронної мережі CNN-CapsNet для трикласової задачі

На рисунку 3.4 подано графік втрат у наборі поїздів та перевірки під час навчання моделі згорткової нейронної мережі-капсули (CNN-CapsNet) для трикласової класифікації.

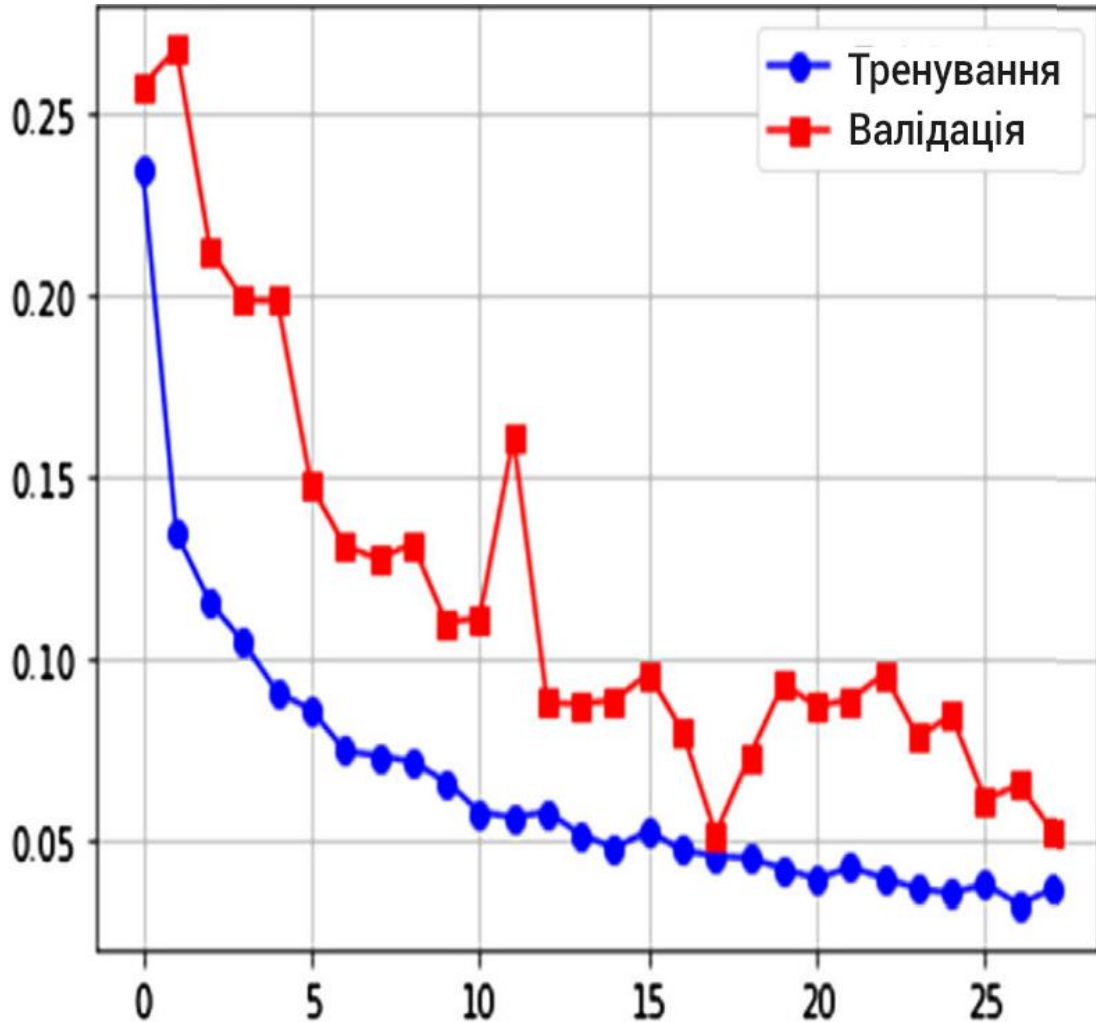


Рисунок 3.4 – Втрати моделі згорткової нейронної мережі CNN-CapsNet для трикласової задачі

Втрати при навчанні різко зменшуються протягом перших десяти ітерацій та стабілізуються після п'ятнадцяти ітерацій. Навчання припиниться через двадцять дев'ять епох після терпіння протягом десяти епох.

Матриця плутанини моделі згорткової капсульної нейронної мережі CNN-CapsNet для двокласової задачі сформована на основі роботи [14] подана на рисунку 3.5.

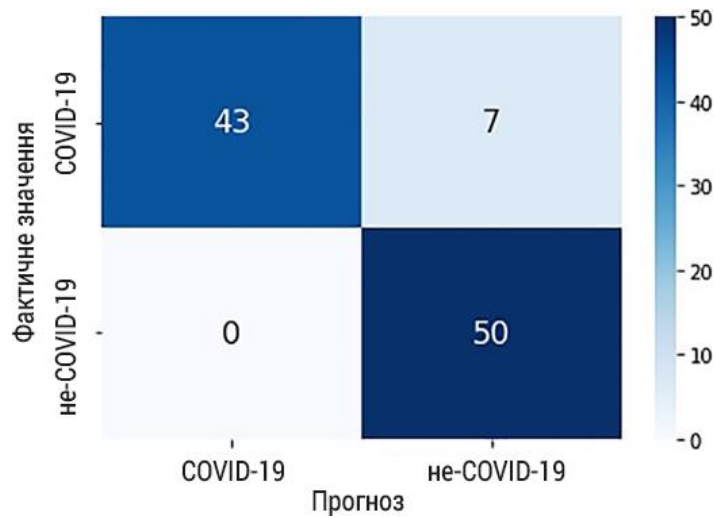


Рисунок 3.5 – Матриця плутанини моделі згорткової капсульної нейронної мережі CNN-CapsNet для двокласової задачі [14]

В свою чергу матриця плутанини моделі згорткової капсульної нейронної мережі CNN-CapsNet для трикласової задачі сформована на основі роботи [14] подана на рисунку 3.6.

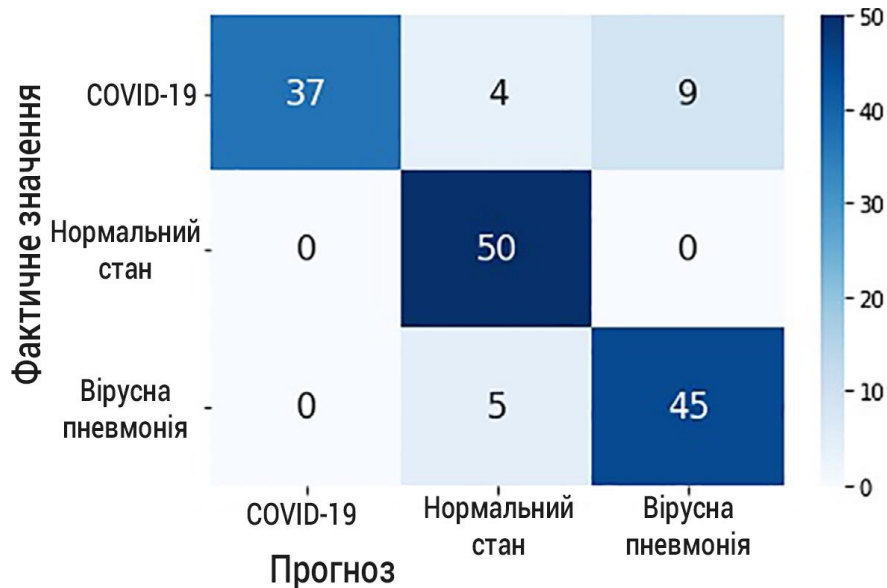


Рисунок 3.6 – Матриця плутанини моделі згорткової капсульної нейронної мережі CNN-CapsNet для трикласової задачі [14]

В таблиці 3.1 подано показники продуктивності сформовані на основі результатів експерименту [14].

Таблиця 3.1 – Показники продуктивності результатів експерименту для моделей CNN-CapsNet і VGG-CapsNet для бінарної класифікації

Клас	CNN-CapsNet			VGG-CapsNet		
	Точність	Запам'ятовуваність	Оцінка F1	Точність	Запам'ятовуваність	Оцінка F1
«COVID-19»	1.00	0.90	0.95	0.96	0.98	0.97
«Не-COVID19»	0.91	1.00	0.95	0.98	0.96	0.97
Точність	0.95			0.97		

3.3 Модель VGG-CapsNet для виявлення COVID-19

Навчена модель CNN VGG-16 використовується для екстрактування ознак для оцінювання ефективності використання згорткових ознак з метою класифікації CapsNet. CNN на основі VGG використовується для задач класифікації медичних зображень. Показники точності результатів пробної реалізації на основі моделей MobileNet і ResNets не змогли зрівнятися з результатами моделювання на основі VGG16 [14]. Тому модель VGG16 – кращий вибір. Рентгенографічні зображення масштабуються до розміру «299×299» точок відповідно до розмірності вхідного шару VGG-16. Розроблено дві окремі моделі VGG-CapsNet. Одна для виявлення COVID-19 на основі бінарної класифікації, зокрема, «COVID-19» або «не-COVID-19». Друга модель сформована для тривірневої класифікації, зокрема: «COVID-19», «нормально» та «вірусна пневмонія». Моделі скомпільовано засобами sgd-оптимізатора. При цьому початкова швидкість навчання рівна 0.00001, імпульс дорівнює 0.9 а спад дорівнює 0.001. Для моделі бінарного класу використовується функція втрат «Бінарна крос-ентропія»:

$$L_{\text{BCE}} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \log(h_w(x_i)) + (1-y_i) \log(1-h_w(x_i)). \quad (3.5)$$

де N – кількість навчальних вибірок,

y_i – цільова мітка для i -ої навчальної вибірки,

x_i – вхідні дані для i -ї навчальної вибірки,

h_w – модель з вагами w .

Для моделі трьох класів використовується функція втрат «Категоризована крос-ентропія»:

$$L_{\text{CE}} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log \frac{e^{W_{y_i}^T x_i + b_{y_i}}}{\sum_{j=1}^n e^{W_j^T x_i + b_j}}. \quad (3.6)$$

де W – вагова матриця,

b – член зміщення,

x_i – i -та навчальна вибірка,

y_i – мітка класу для i -ї навчальної вибірки,

N – кількість вибірок,

W_j та W_{y_i} – j -й і y_i -й стовпець W відповідно.

Обидві моделі навчаються протягом ста епох. Розмір прогонного пакету – тридцять два зображення, перевірного пакету – два зображення. Рентгенологічні зображення розміром «299×299» використовуються для навчання, перевірки та тестування. З метою уникнення перенавчання для припинення процесу навчання використовується практика ранньої зупинки. Функція втрат обчислюється після кожної епохи в перевіреному наборі. Навчання припиняється тоді, коли починають зростати втрати перевірки. Для обох моделей період терпіння рівний десяти. Точність моделі капсульної мережі візуальної геометрії VGG-CapsNet для бінарної класифікаційної задачі подано на рисунку 3.7.

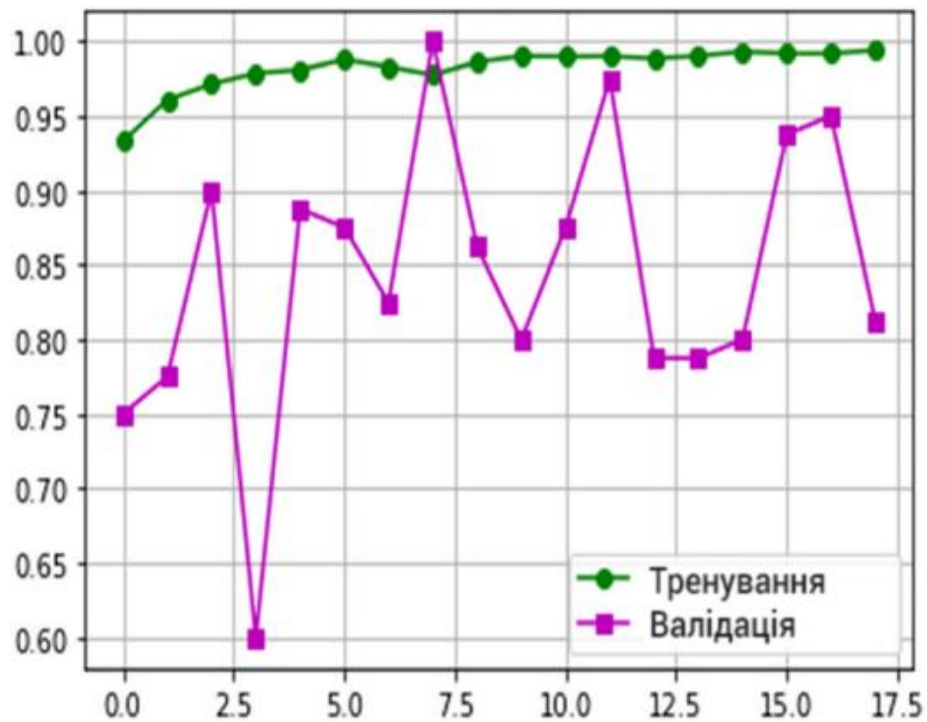


Рисунок 3.7 – Точність моделі капсульної мережі візуальної геометрії VGG-CapsNet для бінарної класифікаційної задачі

Графік втрат моделі капсульної мережі візуальної геометрії VGG-CapsNet для бінарної класифікаційної задачі подано на рисунку 3.8.

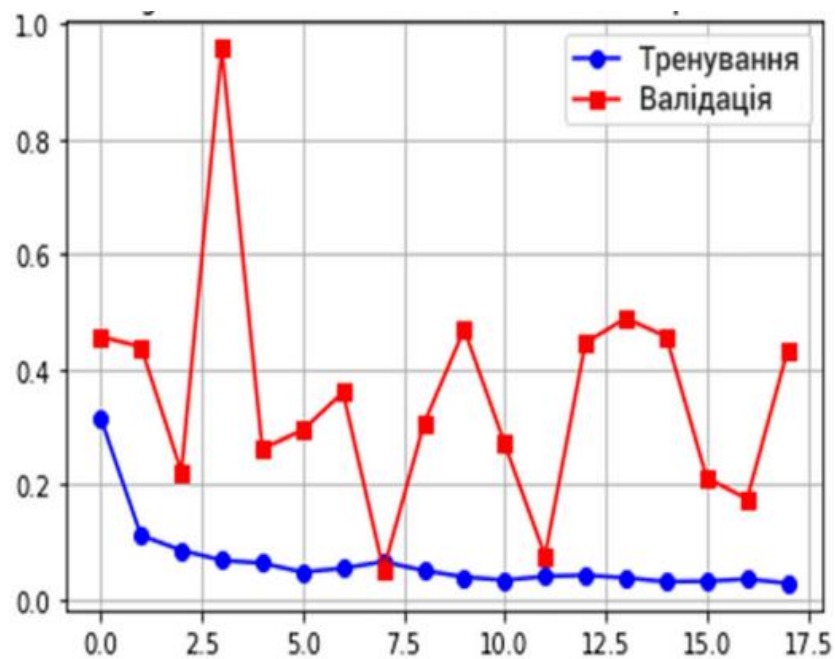


Рисунок 3.8 – Втрати моделі капсульної мережі візуальної геометрії VGG-CapsNet для бінарної класифікаційної задачі

Втрати при навчанні різко зменшуються впродовж перших п'яти ітерацій та стабілізуються після десяти ітерацій. Навчання повністю припиняється через сімнадцять епох після очікування впродовж десяти епох. CNN-CapsNet – це згортка капсульна нейронна мережа, а VGG-CapsNet – мережа групової капсульної візуальної геометрії.

Графік точності моделі капсульної мережі візуальної геометрії VGG-CapsNet для задачі потрійної класифікації подано на рисунку 3.9.

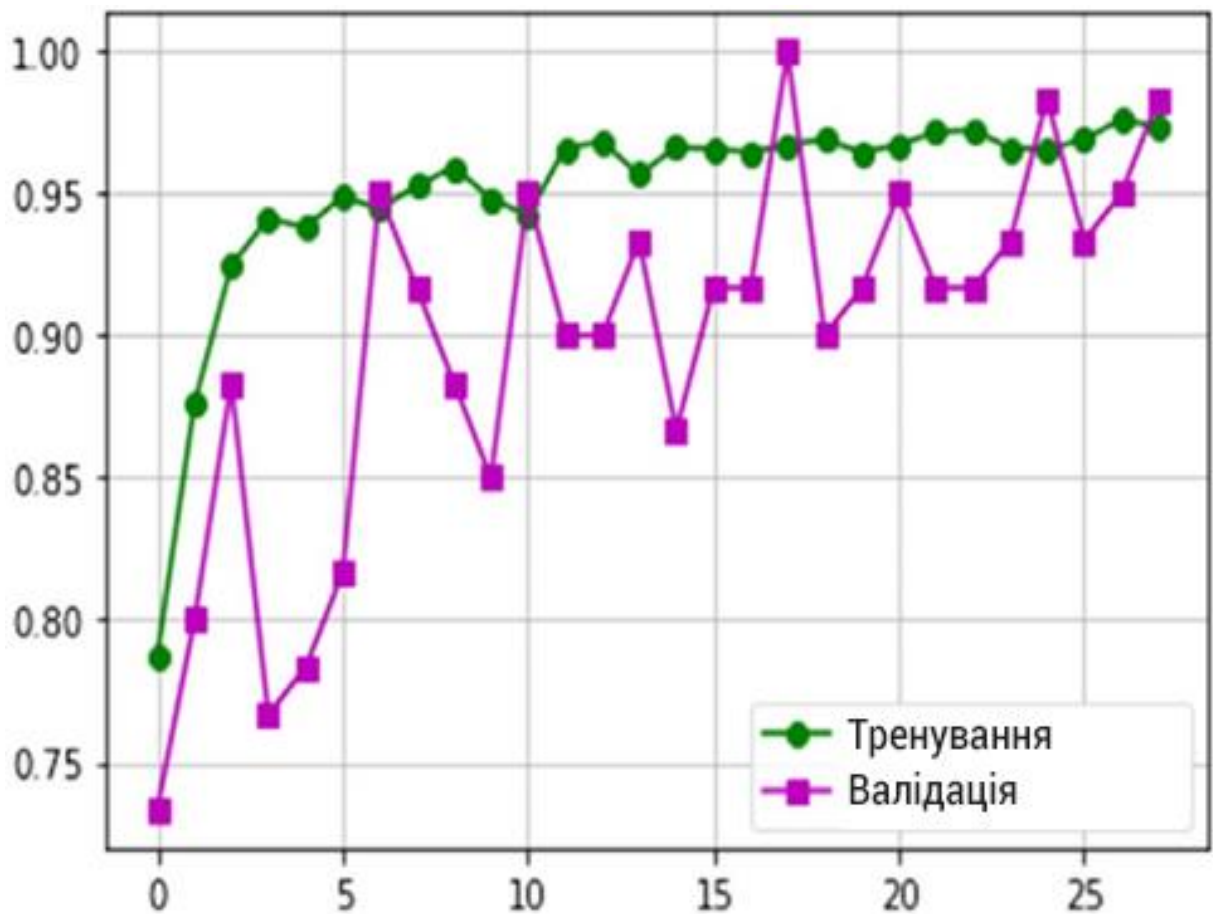


Рисунок 3.9 – Точність моделі капсульної мережі візуальної геометрії VGG-CapsNet для задачі потрійної класифікації

Графік втрат моделі капсульної мережі візуальної геометрії VGG-CapsNet для задачі потрійної класифікації подано на рисунку 3.10.

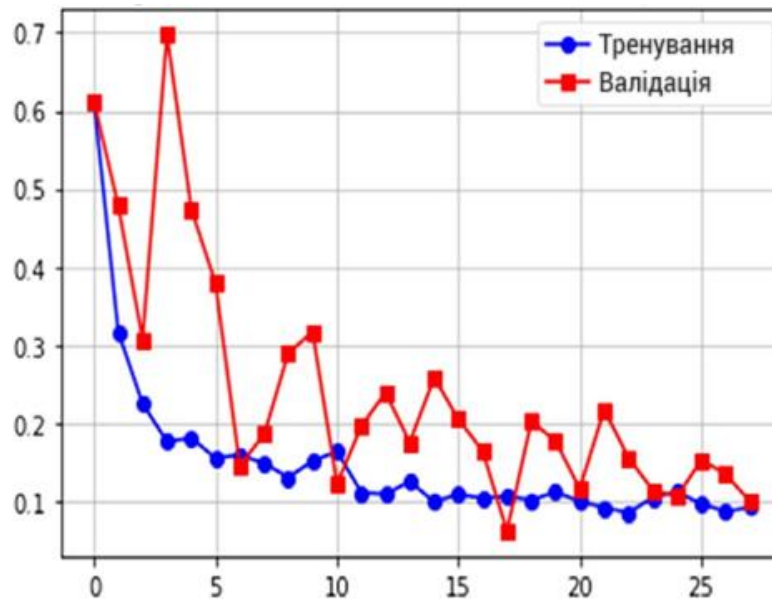


Рисунок 3.10 – Втрати моделі капсульної мережі візуальної геометрії VGG-CapsNet для задачі потрійної класифікації

Втрати при навчанні нейромережі різко зменшуються протягом перших п'яти ітерацій та стабілізуються після очікування протягом десяти ітерацій. Навчання припиняється через двадцять дев'ять епох після очікування протягом десяти епох. Матриця плутанини моделі капсульної мережі візуальної геометрії VGG-CapsNet для двокласової задачі сформована на основі роботи [14] подана на рисунку 3.11.

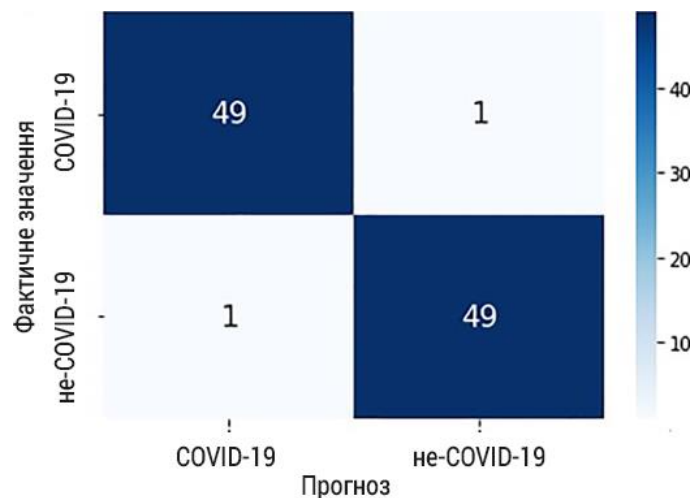


Рисунок 3.11 – Матриця плутанини моделі капсульної мережі візуальної геометрії VGG-CapsNet для двокласової задачі [14]

Матриця плутанини моделі капсульної мережі візуальної геометрії VGG-CapsNet для трьохкласової задачі подана на рисунку 3.12



Рисунок 3.12 – Матриця плутанини моделі капсульної мережі візуальної геометрії VGG-CapsNet для трьохкласової задачі [14]

У таблиці 3.2 подано показники продуктивності сформовані на основі результатів експерименту [14] для моделей CNN-CapsNet і VGG-CapsNet в задачах трикласової класифікації COVID19, пневмонії та вірусної пневмонії.

Таблиця 3.2 – Показники продуктивності результатів експерименту для моделей CNN-CapsNet і VGG-CapsNet для трикласових задач

Клас	CNN-CapsNet			VGG-CapsNet		
	Точність	Запам'ятовуваність	Оцінка F1	Точність	Запам'ятовуваність	Оцінка F1
1	2	3	4	5	6	7
«COVID-19»	0.96	0.86	0.91	0.96	0.98	0.97
Звичайна пневмонія	0.89	1.00	0.94	0.87	0.96	0.91

1	2	3	4	5	6	7
Вірусна пневмонія	0.88	0.86	0.87	0.92	0.82	0.87
Точність	0.91			0.92		

3.4 Аналіз результатів моделювання

Графіки характеристик моделі капсульної згорткової нейронної мережі CNNCapsNet [14] для задач бінарної класифікації COVID-19 подано на рисунку 3.13.

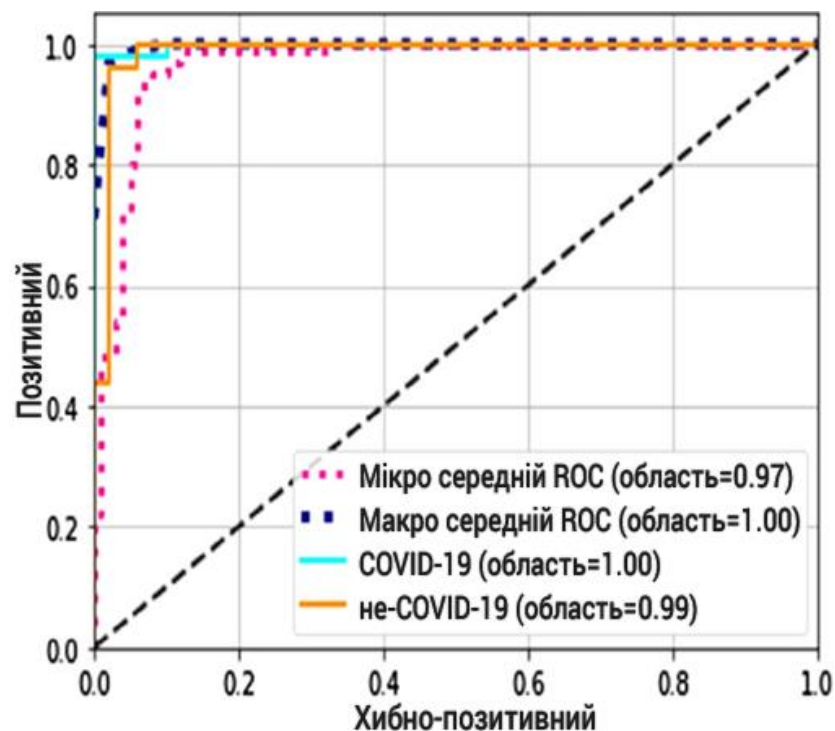


Рисунок 3.13 – Характеристики моделі капсульної згорткової нейронної мережі CNNCapsNet для задач бінарної класифікації

Графіки характеристик моделі групової капсульної мережі візуальної геометрії VGG-CapsNet [14] для задач бінарної класифікації COVID-19 подано на рисунку 3.14.

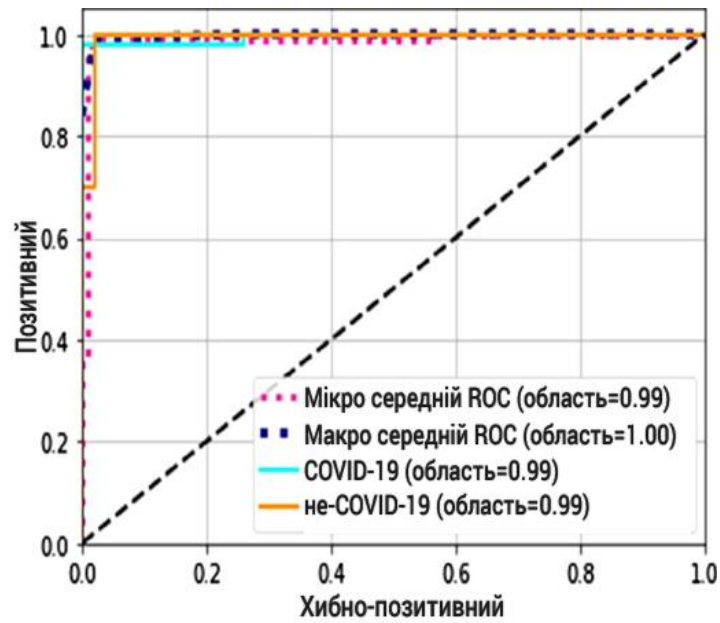


Рисунок 3.14 – Характеристики моделі групової капсульної мережі візуальної геометрії VGG-CapsNet для задач бінарної класифікації

Графіки робочих характеристик моделі капсульної згорткової нейронної мережі CNNCapsNet, показників AUC, мікросереднього та макросереднього показників ефективності для задач потрійної класифікації [14] подано на рисунку 3.15.

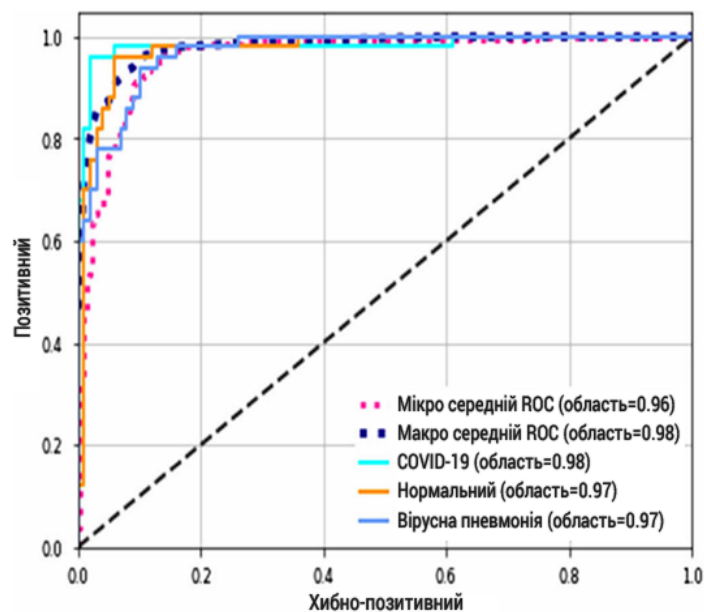


Рисунок 3.15 – Характеристики моделі згорткової нейронної мережі CNNCapsNet для потрійної класифікації

Графіки робочих характеристик моделі групової капсульної мережі візуальної геометрії VGG-CapsNet, показників AUC, мікросереднього та макросереднього показників ефективності для задач потрійної класифікації [14] подано на рисунку 3.16.

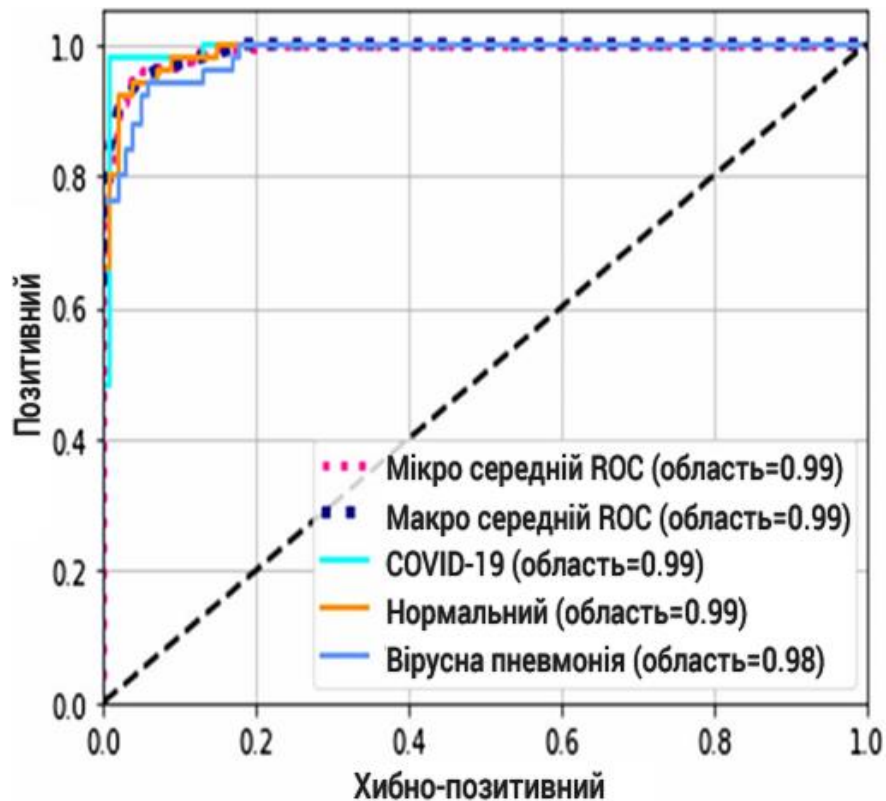


Рисунок 3.16 – Характеристики моделі групової капсульної мережі візуальної геометрії VGG-CapsNet для потрійної класифікації

Крім графіків ROC на рис. 3.16 продемонстровано AUC, мікросередній та макросередній показники ефективності для класів COVID-19, «Нормальних» та «Вірусної пневмонії» окремо.

Чотири окремі експерименти проводилися з використанням неймережних моделей CNN-CapsNet та VGG-CapsNet. Результати подані в попередньому параграфі у матрицях плутанини та показників продуктивності. На основі аналізу результатів [14] можна зробити висновки, що модель групової капсульної мережі візуальної геометрії VGG-CapsNet забезпечує вищі показники точності у порівнянні з моделлю згорткової

нейронної мережі CNN-CapsNet. Результати спостерігаються для задач бінарної класифікації, зокрема «COVID-19»/«не-COVID19» та потрібної класифікації «COVID-19»/«Нормально»/«Вірусна пневмонія». Для задач бінарної класифікації модель групової капсульної мережі візуальної геометрії VGG-CapsNet дозволила забезпечити точність 97%. Це вище ніж точність моделі CNN-CapsNet – 95%. Модель групової капсульної мережі візуальної геометрії VGG-CapsNet для задач потрібної класифікації забезпечила точність 92% – це перевищує точність моделі CNN-CapsNet, 91%. Графіки ROC, показані на рисунках 3.13 – 3.16 підтверджують переваги моделі VGG-CapsNet над моделлю CNN-CapsNet. В моделі VGG-CapsNet для задач бінарної класифікації мікросередня площа становить 0.99 а макросередня площа становить 1.0. Метрика мікросередньої площі у порівнянні з моделлю ConvNet дещо покращена та становить 0.97. В задачах потрібної класифікації для моделі VGG-CapsNet площа мікросереднього становить 0.99 а макросереднього становить 0.99. Зазначені показники дещо покращені у порівнянні з моделлю ConvNet. Для моделі згорткової нейронної мережі вони становлять 0.96 і 0.98. На основі порівняння графіків продуктивності та ROC можна зробити висновок, що модель VGG-CapsNet надійніша, ніж модель CNN-CapsNet.

3.5 Висновок до третього розділу

Раннє виявлення інфікованих COVID-19 громадян має вирішальне значення для оперативного реагування та запобігання поширенню пандемії. В третьому розділі кваліфікаційної роботи подано опис обчислювального експерименту та результати моделювання. Розглянуто моделі на основі глибокого навчання призначені для автоматичної ідентифікації інфікованих COVID-19 пацієнтів, розпізнавання здорових громадян і пацієнтів з вірусною пневмонією. Досліджено дві моделі глибокого навчання CNN-CapsNet і

VGGCapsNet. Перша модель розроблена на основі глибокої CNN для мінімізації притаманних CNN недоліків. CNN-CapsNet може використовуватись в системах комп'ютерного зору. Вона була розроблена за рахунок заміни звичайних скалярних активацій векторами та іншого стилю маршрутизації нейронів. Завдяки інтеграції CNN-CapsNet з моделями CNN і VGG16 покращено можливості обчислення початкових карт функцій. Для вибору оптимальної моделі проведено аналіз продуктивності. Проаналізовані результати продемонстрували, що модель VGG-CapsNet працює краще, ніж модель CNN-CapsNet.

4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

4.1 Дії роботодавців в умовах пандемії при захворюванні працівників COVID-19

В умовах пандемії під час дії карантинних заходів в роботодавців регулярно виникає багато кадрових питань. Серед них є питання, щодо того як діяти у випадку, якщо в одного або декількох працівників установи, організації чи підприємства було виявлено COVID-19. На даний час немає єдиного нормативного документа, який чітко та однозначно регламентує алгоритм дій роботодавців при цьому [61]. Але при цьому є ряд різноманітних документів, роз'яснень та рекомендацій, якими слід послуговуватися роботодавцеві в подібних ситуаціях.

З метою запобігання та протидії пандемії COVID-19 в ряді областей на території України запроваджуються та відбуваються карантинні заходи на підставі Постанови Кабінету міністрів України (КМУ) від 22.07.2020 р. № 641 [62]. В цьому документі сформульовано перелік ключових правил та обмежень, котрих потрібно дотримуватись та виконувати в період карантинних заходів. Але при цьому не надано інформації щодо реагування та дій роботодавців, у яких відбулося захворювання працівників. Відсутні трактування та визначення щодо обов'язкових дій роботодавців в таких випадках.

У Постанові КМУ № 641 присутній перелік рекомендацій для діяльності підприємств в умовах пандемії та щодо заходів протиепідемічного характеру для працівників підприємств. Відповідно до діючого законодавства співробітникові, у якого лабораторно підтверджено випадок захворювання COVID-19, буде обов'язково виданий листок непрацездатності. Як наслідок є прямо передбачений обов'язок роботодавця – це оплата працівникові часу непрацездатності відповідно до

правил, передбачених Законом України Про загальнообов'язкове державне соціальне страхування від 23.09.1999 р. № 1105-XIV [63] і Порядком, затвердженим постановою КМУ від 26.06.2015 р. № 440. Хворим на COVID-19 працівникам оплачується лікарняний в залежності від їхнього страхового стажу.

Відповідно до п. 51 ч. 1 ст. 22 Закону № 1105 передбачено, що допомога з тимчасової непрацездатності надається застрахованим особам у вигляді матеріального забезпечення, яке частково або повністю компенсує втрати заробітної плати в періоди перебування в медичних установах, та на період самоізоляції під медичним наглядом у зв'язку із проведенням заходів, спрямованих на запобігання виникненню та поширенню COVID-19. Це включає ліквідацію та локалізацію спалахів COVID-19 та епідемій. Допомога не залежить від страхового стажу та виплачується в розмірі 50% середньої зарплати (доходу) згідно ч. 2 ст. 24 Закону № 1105.

До Закону № 1105 були внесені зміни в зв'язку з введенням карантинних заходів. Зокрема, оплату періоду непрацездатності працівників здійснюють не тільки особам, які захворіли COVID-19, але й особам, які перебувають в режимі самоізоляції під медичним наглядом. У випадку самоізоляції працівника внесено пов'язані з оплатою виданих лікарняних зміни. Оскільки Порядок № 440 не приведено у відповідність до Закону № 1105, то на даний час в роботодавців виникає відповідне запитання: як при цьому здійснювати оплату перших 5 днів хвороби? Виходячи зі страхового стажу працівника чи в розмірі 50%, відповідно до ч. 2 ст. 24 Закону № 1105? Для цього потрібно керуватися роз'ясненням Мінсоцполітики, розповсюдженим в листі від 15.05.2020 р. № 5183/0/290-20. Зокрема, допомогу за перші 5 днів потрібно виплачувати у встановленому ч. 2 ст. 24 Закону № 1105 розмірі, тобто 50%.

Громадянам, які самоізолювались під медичним наглядом, видаються листки непрацездатності на підставі п. 5.2 Інструкції, затвердженої наказом

МОЗ від 13.11.2001 р. № 455, лікарем на період, визначений законодавством і галузевими стандартами в сфері охорони здоров'я. А сам перелік випадків самоізоляції громадян, подано в п.20 Постанови № 641. Зокрема, самоізоляції підлягають громадяни, які мали контакт із пацієнтом з підтвердженим випадком COVID-19, крім осіб, які під час виконання службових обов'язків використовували засоби індивідуального захисту відповідно до рекомендацій щодо їхнього застосування. Якщо було дотримано всіх запобіжних заходів, то немає необхідності в самоізоляції.

В кожному окремому випадку лікарі епідеміологи визначають хто підлягає самоізоляції та видають листки непрацездатності, а роботодавець зобов'язаний оплатити лікарняний у розмірі 50% середньої заробітної плати працівника. Роботодавець може самостійно вжити заходів безпеки, якщо є можливість тимчасово перевести працівників, що були в контакті з захворілим на COVID-19, в режим дистанційної роботи. При можливості та відповідно до бажання, працівники, які контактували із захворілими на COVID-19, можуть використати щорічну відпустку або відпустку без збереження заробітної плати на підставі ст.26 Закону від 15.11.96 р. № 504/96-ВР. В ст. 351 Закону від 06.04.2000 р. № 1645-III подано випадки, коли проводиться тестування на COVID-19 в обов'язковому порядку. Тестування є обов'язковим для осіб, які звертаються за медичною допомогою з ознаками COVID-19 та мали встановлений контакт з інфікованими на COVID-19 громадянами.

Внаслідок проведеного аналізу зробимо висновок, що зараз відсутній визначений законодавством одностайний алгоритм дій роботодавця у випадку захворювання працівника COVID-19. За наявності працівників, які захворіли на COVID-19, основним обов'язком роботодавця буде оплата листків непрацездатності, котрі оформлено захворілими особами або співробітниками, що перебувають на самоізоляції під медичним контролем. Всі інші заходи безпеки роботодавці вживають в добровільному порядку.

4.2 Ергономічні вимоги до робочого місця користувача персональним комп'ютером (ПК)

Робоче місце – це, оснащена необхідним устаткуванням, зона простору в якій здійснюється трудова діяльність окремого працівника чи групи працівників [64]. Рациональне планування робочого місця повинно забезпечувати:

- найкраще розміщення знарядь і предметів праці;
- недопущення загального дискомфорту;
- зменшення втомлюваності працівника;
- підвищення продуктивності праці.

Площа робочого місця повинна бути достатньою для уникнення працівником зайвих рухів. При цьому працівник не повинен відчувати незручності під час виконання роботи. Повинна надаватись можливість зміни робочої пози, зокрема положення корпусу тіла та кінцівок. При цьому доцільно виключати або мінімізувати всі фізіологічно-неприродні і незручні положення тіла. При раціональній організації робочих місць продуктивність праці зростає на 15-25%. Основні ергономічні вимоги до проектування робочого місця в системі «людина – техніка – виробниче середовище» подані на рисунку 4.1.

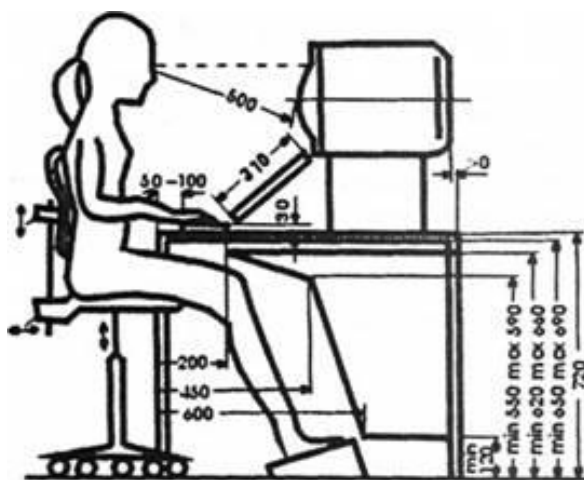


Рисунок 4.1 – Робочий стіл і розміщення користувача ПК

Гігієнічні вимоги визначають умови життєдіяльності і працездатності людини у процесі взаємодії з технікою і середовищем. Гігієнічними показниками є рівень освітлення, температура, вологість, шум, вібрація, токсичність, загазованість тощо [65].

Антропометричні вимоги визначають відповідність конструкцій техніки антропометричним характеристикам людини, зокрема зросту, розмірам тіла та окремих рухових ланок. Антропометричними показниками є раціональна робоча поза, оптимальні зони досягнення, раціональні трудові рухи. Фізіологічні та психофізіологічні вимоги визначають відповідність техніки і середовища можливостям працівника щодо сприйняття, переробки інформації, прийняття і реалізації рішень.

Організація робочого місця передбачає:

- правильне розміщення робочого місця у виробничому приміщенні;
- вибір ергономічно обґрунтованого робочого положення, виробничих меблів з урахуванням антропометричних характеристик працівників;
- раціональне компонування обладнання на робочих місцях;
- урахування характеру та особливостей трудової діяльності.

Загальні принципи організації робочого місця:

- На робочому місці не повинно бути нічого зайвого. Всі необхідні для роботи предмети мають бути поряд із працівником, але не заважати йому.
- Частіше використовувані предмети розташовуються ближче ніж рідше використовувані предмети.
- Предмети, які беруть лівою рукою, повинні бути зліва, а предмети, які беруть правою рукою – з правого боку.
- Якщо використовуються обидві руки, то місце розташування вибирається з урахуванням зручності захоплення предметів двома руками.
- Робоче місце не повинно бути захаращене.
- Організація робочого місця повинна забезпечувати необхідну оглядовість.

Статичні напруження працівника в процесі праці пов'язані з підтриманням у нерухомому стані предметів і знарядь праці, а також підтриманням робочої пози. Робоча поза – це основне положення працівника у просторі. Зручна робоча поза повинна забезпечувати стійкість положення корпусу, ніг, рук, голови працівника під час роботи, мінімальні затрати енергії та максимальну результативність праці. Найпоширенішими у процесі праці є пози сидячи і стоячи. Проектуючи робоче місце, потрібно враховувати, що при виконанні роботи з фізичним навантаженням бажана поза стоячи, а при малих зусиллях – сидячи. Організація робочого місця користувача комп'ютера повинна забезпечувати відповідність усіх елементів робочого місця та їх взаємного розташування ергономічним вимогам відповідно до поданих на рисунку 4.2 параметрів.

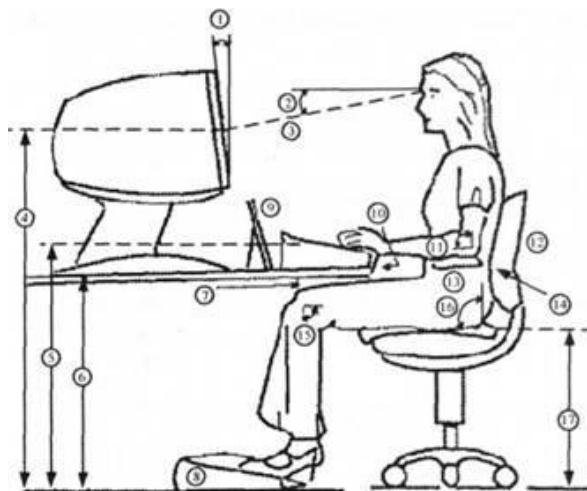


Рисунок 4.2 – Робоче місце і робоча поза користувача комп'ютера

Зокрема, 1 – кут екрана, 2 – кут огляду зору, 3 – відстань огляду, 4 – висота середини екрана, 5 – висота клавіатури, 6 – висота столу, 7 – відстань колін від столу, 8 – підставка для ніг, 9 – підставка для документів, 10 – положення рук, 11 – кут ліктів, 12 – спинка крісла, 13 – підлокітник, 14 – опора для попереку, 15 – кут колін, 16 – кут спинки крісла, 17 – висота сидіння.

ВИСНОВКИ

В першому розділі кваліфікаційної роботи освітнього рівня «Магістр»:

- Описано коронавіруси та пандемію.
- Висвітлено стан досліджень в галузі опрацювання медичних зображень.
- Проведено наукові розвідки про використання CNN для опрацювання медичних зображень в умовах пандемії.

В другому розділі кваліфікаційної роботи:

- Описано раннє виявлення COVID-19 з використанням CNN.
- Розглянуто згорткові нейронні мережі.
- Досліджено гібридну модель CNN.
- Висвітлено капсульні мережі.
- Досліджено нейромережну архітектуру VGG-CapNet.
- Подано опис набору даних зображень.

В третьому розділі кваліфікаційної роботи:

- Описано обчислювальний експеримент та подано результати моделювання.
- Досліджено модель CNN-CapsNet для виявлення COVID-19.
- Наведено результати використання моделі VGG-CapsNet для виявлення COVID-19.
- Проаналізовано результати моделювання.

У розділі «Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях» описано дії роботодавців в умовах пандемії при захворюванні працівників COVID-19. Розглянуто ергономічні вимоги до робочого місця користувача персональним комп'ютером (ПК).

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ

- 1 Guo Y.R., Cao Q.D., Hong Z.S., et al. The origin, transmission and clinical therapies on corona virus disease 2019 (COVID-19) outbreak—an update on the status. *Mil Med Res.* 2020;7(1):1-10.
- 2 Worldometer. COVID-19 CORONAVIRUS PANDEMIC. Coronavirus Cases. <https://www.worldometers.info/coronavirus/>.
- 3 Woolhouse M., Scott F., Hudson Z., Howey R., Chase-Topping M. Human viruses: discovery and emergence. *Philos Trans R Soc B Biol Sci.* 2012;367(1604):2864-2871.
- 4 Cascella M., Rajnik M., Cuomo A., Dulebohn S.C., di Napoli R. Features, evaluation and treatment corona virus (COVID-19). *Statpearls* [internet]. Treasure Island (FL): StatPearls Publishing; 2020. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK554776/>.
- 5 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.
- 6 Bodnarchuk I., Duda O., Kharchenko A., Kunanets N., Matsiuk O., Pasichnyk V. Choice method of analytical information-technology platform for projects associated to the smart city class. *ICTERI 2020 ICT in Education, Research and Industrial Applications. Integration, Harmonization and Knowledge Transfer Proceedings of the 14th International Conference on ICT in Education, Research and Industrial Applications. Integration, Harmonization and Knowledge Transfer. Volume I: Main Conference* p.317-330.
- 7 Singhal T. A review of corona virus disease-2019 (COVID-19). *Indian J Pediatr.* 2020;87(4):281-286.
- 8 Kong W., Agarwal P.P. Chest imaging appearance of COVID-19 infection. *Radiol Cardiothorac Imaging.* 2020;2(1):e200028.

9 R. Baig, M. Bibi, A. Hamid, S. Kausar, S. Khalid, Deep learning approaches towards skin lesion segmentation and classification from dermoscopic images-a review, *Current Med. Imag.* 16 (2020) 513–533.

10 Duda, O., Pasichnyk, V., Kuanets, N., Antonii, R., Matsiuk, O. Multidimensional Representation of COVID-19 Data Using OLAP Information Technology. *International Scientific and Technical Conference on Computer Sciences and Information Technologies*, 2020, 2, pp. 277–280, 9321889.

11 LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep learning. *Nature*. 2015;521 (7553):436-444.

12 Jain A, Tiwari S, Sapra V. *Hands on Deep Learning with Python Programming*. Germany: Lambert Academic Publishing House; 2018 978-613-9-91551-4. <https://www.lap-publishing.com/catalog/details/store/gb/book/978-613-9-91551-4/hands-on-deeplearning-with-python-programming>.

13 Iesmantas T., Alzbutas R. Convolutional capsule network for classification of breast cancer histology images. *International Conference Image Analysis and Recognition*. Cham, Switzerland: Springer; 2018:853-860.

14 Tiwari S., Shamik, Anurag J.. "Convolutional capsule network for COVID-19 detection using radiography images." *International Journal of Imaging Systems and Technology* 31.2 (2021): 525-539.

15 Apostolopoulos I.D., Mpesiana TA. COVID-19: automatic detection from X-ray images utilizing transfer learning with convolutional neural networks. *Phys Eng Sci Med*. 2020;43(2): 635–640.

16 Hall L.O., Paul R., Goldgof D.B., Goldgof G.M. Finding COVID-19 from chest X-Rays using deep learning on a small dataset. *arXiv preprint arXiv:2004.02060*; 2020.

17 Zhang J., Xie Y., Li Y., Shen C., Xia Y.. COVID-19 screening on chest X-Ray images using deep learning based anomaly detection. *arXiv preprint arXiv:2003.12338*; 2020.

18 Ucar F., Korkmaz D. COVIDiagnosis-net: deep BayesSqueezeNet based diagnostic of the corona virus disease 2019 (COVID-19) from X-ray images. *Med Hypotheses*. 2020;140 (2020):1–12.

19 Khalifa N.E.M., Taha M.H.N., Hassanien A.E., Elghamrawy S.. Detection of corona virus (COVID-19) associated pneumonia based on generative adversarial networks and a fine-tuned deep transfer learning model using chest X-Ray dataset. *arXiv preprint arXiv:2004.01184*; 2020.

20 Salman F.M., Abu-Naser SS, Alajrami E, Abu-Nasser BS, Alashqar BA, COVID-19 Detection Using Artificial Intelligence; United States: The DSpace Institutional Digital Repository System; 2020. <http://dstore.alazhar.edu.ps/xmlui/handle/123456789/587>.

21 Sethy P.K., Behera S.K. Detection of corona virus disease (COVID19) based on deep features. *Preprints*, 2020030300; 2020.

22 Maghdid H.S, Asaad A.T., Ghafoor K.Z., Sadiq A.S., Khan M.K. Diagnosing COVID-19 pneumonia from X-Ray and CT images using deep learning and transfer learning algorithms. *arXiv preprint arXiv:2004.00038*; 2020.

23 Bassi P.R., Attux R. A deep convolutional neural network for COVID-19 detection using chest X-rays. *arXiv preprint arXiv: 2005.01578*; 2020.

24 Ozturk T., Talo M., Yildirim E.A., Baloglu U.B., Yildirim O., Acharya U.R. Automated detection of COVID-19 cases using deep neural networks with X-ray images. *Comput Biol Med*. 2020;121:103792.

25 Mei X., Lee H.C., Diao K.Y., et al. Artificial intelligence-enabled rapid diagnosis of patients with COVID-19. *Nat Med*. 2020;26 (8):1224-1228.

26 Li L., Qin L., Xu Z., et al. Using artificial intelligence to detect COVID-19 and community-acquired pneumonia based on pulmonary CT: evaluation of the diagnostic accuracy. *Radiology*. 2020;296(2):E65.

27 Toraman S., Alakus T.B., Türkoglu I. Convolutional CapsNet: a novel artificial neural network approach to detect COVID-19 disease from X-ray images using capsule networks. *Chaos Solitons Fractals*. 2020;140:110122.

28 Shoeibi A., Khodatars M., Alizadehsani R., et al. Automated detection and forecasting of COVID-19 using deep learning techniques: a review. arXiv preprint arXiv:2007.10785; 2020.

29 I.U. Khan, N. Aslam, A deep-learning-based framework for automated diagnosis of COVID-19 using X-ray images, *Information* 11 (2020) 419.

30 A.S.B. Aman Jaiswal, Analysis of deep learning algorithms on COVID-19 radiography database, *Int. J. Adv. Sci. Technol.* 29 (2020) 1268–1275.

31 M. Nour, Z. Cömert, K. Polat, A novel medical diagnosis model for COVID19 infection detection based on deep features and Bayesian optimization, *Appl. Soft Comput.* (2020) 106580.

32 M.E. Chowdhury, T. Rahman, A. Khandakar, R. Mazhar, M.A. Kadir, Z.B. Mahbub, K.R. Islam, M.S. Khan, A. Iqbal, N. Al-Emadi, Can AI help in screening viral and COVID-19 pneumonia?, 2020, ArXiv preprint arXiv:2003.13145.

33 Aslan M.F., et al. "CNN-based transfer learning–BiLSTM network: A novel approach for COVID-19 infection detection." *Applied Soft Computing* 98 (2021): 106912.

34 S. Asif, Y. Wenhui, Automatic detection of COVID-19 using X-ray images with deep convolutional neural networks and machine learning, *medRxiv* (2020).

35 M. Toğaçar, B. Ergen, Z. Cömert, COVID-19 detection using deep learning models to exploit social mimic optimization and structured chest X-ray images using fuzzy color and stacking approaches, *Comput. Biol. Med.* (2020) 103805.

36 F. Ucar, D. Korkmaz, COVIDiagnosis-Net: Deep Bayes-SqueezeNet based diagnostic of the coronavirus disease 2019 (COVID-19) from X-ray images, *Med. Hypotheses* (2020) 109761.

37 T. Ozturk, M. Talo, E.A. Yildirim, U.B. Baloglu, O. Yildirim, U.R. Acharya, Automated detection of COVID-19 cases using deep neural networks with X-ray images, *Comput. Biol. Med.* (2020) 103792.

38 A.I. Khan, J.L. Shah, M.M. Bhat, Coronet: A deep neural network for detection and diagnosis of COVID-19 from chest x-ray images, *Comput. Methods Programs Biomed.* (2020) 105581.

39 A. Sharma, S. Rani, D. Gupta, Artificial intelligence-based classification of chest X-ray images into COVID-19 and other infectious diseases, *Int. J. Biomed. Imaging* 2020 (2020).

40 A. Narin, C. Kaya, Z. Pamuk, Automatic detection of coronavirus disease (covid-19) using x-ray images and deep convolutional neural networks, 2020, *ArXiv preprint arXiv:2003.10849*.

41 M. Singh, S. Bansal, S. Ahuja, R.K. Dubey, B.K. Panigrahi, N. Dey, Transfer Learning Based Ensemble Support Vector Machine Model for Automated COVID-19 Detection using Lung Computerized Tomography Scan Data, 2020.

42 G. Liu, J. Guo, Bidirectional LSTM with attention mechanism and convolutional layer for text classification, *Neurocomputing* 337 (2019) 325–338.

43 L. Wang, A. Wong, COVID-Net: A tailored deep convolutional neural network design for detection of COVID-19 cases from chest X-ray images, 2020, *ArXiv preprint arXiv:2003.09871*.

44 A. Gupta, Anjum, S. Gupta, R. Katarya, InstaCovNet-19: A Deep learning classification model for the detection of COVID-19 patients using chest X-ray, *Appl. Soft Comput.* (2020) 106859.

45 X. Xu, X. Jiang, C. Ma, P. Du, X. Li, S. Lv, L. Yu, Q. Ni, Y. Chen, J. Su, A deep learning system to screen novel coronavirus disease 2019 pneumonia, *Engineering* (2020).

46 P.K. Sethy, S.K. Behera, Detection of coronavirus disease (covid-19) based on deep features, *Preprints* 2020030300 (2020) 2020.

47 E.E.-D. Hemdan, M.A. Shouman, M.E. Karar, Covidx-net: A framework of deep learning classifiers to diagnose covid-19 in X-ray images, 2020, ArXiv preprint arXiv:2003.11055.

48 M. Rahimzadeh, A. Attar, A new modified deep convolutional neural network for detecting COVID-19 from X-ray images, 2020, ArXiv preprint arXiv:2004.08052.

49 P. Afshar, S. Heidarian, F. Naderkhani, A. Oikonomou, K.N. Plataniotis, A. Mohammadi, Covid-caps: A capsule network-based framework for identification of covid-19 cases from x-ray images, 2020, ArXiv preprint arXiv:2004.02696.

50 I.D. Apostolopoulos, T.A. Mpesiana, Covid-19: automatic detection from xray images utilizing transfer learning with convolutional neural networks, *Phys. Eng. Sci. Med.* (2020) 1.

51 M. Farooq, A. Hafeez, Covid-resnet: A deep learning framework for screening of covid19 from radiographs, 2020, ArXiv preprint arXiv:2003.14395.

52 A.M. Dawud, K. Yurtkan, H. Oztoprak, Application of deep learning in neuroradiology: Brain haemorrhage classification using transfer learning, *Comput. Intell. Neurosci.* 2019 (2019).

53 D.P. Kingma, J. Ba, Adam: A method for stochastic optimization, 2014, ArXiv preprint arXiv:1412.6980.

54 Tiwari S. A blur classification approach using deep convolution neural network. *Int J Inf Syst Model Des.* 2020;11(1):93-111.

55 Hinton G.E., Krizhevsky A., Wang S.D. Transforming autoencoders. *International Conference on Artificial Neural Networks.* Berlin, Heidelberg: Springer; 2011:44-51.

56 Sabour S., Frosst N., Hinton G.E. Dynamic routing between capsules. *Adv Neural Inf Proces Syst.* 2017;10(3):3856-3866.

57 Hinton G.E., Sabour S., Frosst N. Matrix Capsules with EM Routing; 2018:1–15. <https://openreview.net/forum?id=HJWlfGWRb¬eId=rk5MadsMf¬eId=rk5MadsMf>.

58 Tiwari S. Dermatoscopy using multi-layer perceptron, convolution neural network, and capsule network to differentiate malignant melanoma from benign nevus. *Int J Healthc Inf Syst Inform.* 2021;16(3):58-73.

59 Dadario A.M.V. COVID-19 X rays. Kaggle. <https://doi.org/10.34740/KAGGLE/DSV/1019469>.

60 Juba B., Le H.S. Precision-recall versus accuracy and the role of large data sets. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence.* Vol 33; 2019:4039-4048.

61 Дії роботодавця, якщо у працівника виявлено коронавірус. <https://oppb.com.ua/news/diyi-robotodavcya-yakshcho-u-pracivnyka-vuyavleno-koronavirus>.

62 Постанови Кабінету міністрів України від 22.07.2020 р. № 641. <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/641-2020-%D0%BF#Text>.

63 Законом України Про загальнообов'язкове державне соціальне страхування від 23.09.1999 р. № 1105-XIV. <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/1105-14#Text>.

64 Левченко, Олег Григорович, et al. "Безпека життєдіяльності та цивільний захист." (2019).

65 Січко, Віктор Михайлович, and Анатолій Миколайович Тубальцев. "Безпека життєдіяльності." (2019).

ДОДАТКИ

Тези конференції

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ТЕРНОПІЛЬСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ІВАНА ПУЛЮЯ**

МАТЕРІАЛИ

ІХ НАУКОВО-ТЕХНІЧНОЇ КОНФЕРЕНЦІЇ

**«ІНФОРМАЦІЙНІ МОДЕЛІ,
СИСТЕМИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ»**



8–9 грудня 2021 року

**ТЕРНОПІЛЬ
2021**

Р.І. Боднар, І.М. Кормило, О.Ю. Задолінний, Т.О. Масевський СИСТЕМИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ОПРАЦЮВАННЯ ДАНИХ В УМОВАХ ПАНДЕМІЇ	
R.I. Bodnar, I.M. Kormylo, O.Yu. Zadolynnyi, T.O. Maievskiy ARTIFICIAL INTELLIGENCE SYSTEMS FOR DATA PROCESSING IN A PANDEMIC CONDITION	29
Р.І. Боднар, І.М. Кормило, О.Ю. Задолінний, Т.О. Масевський ЗГОРТКОВІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ ДЛЯ ОПРАЦЮВАННЯ ДАНИХ В УМОВАХ ПАНДЕМІЇ	
R.I. Bodnar, I.M. Kormylo, O.Yu. Zadolynnyi, T.O. Maievskiy CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS FOR DATA PROCESSING IN A PANDEMIC CONDITION	31
А.І. Войтович ДОСЛІДЖЕННЯ АКТУАЛЬНОСТІ УПРАВЛІННЯ ПРОЕКТАМИ У СФЕРІ ОБСЛУГОВУВАННЯ	33
Р.І. Волошчак РОЗРОБКА ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ДЛЯ ЗБОРУ ТА АНАЛІЗУ ПОКАЗНИКІВ ЛІЧИЛЬНИКА ЕЛЕКТРОЕНЕРГІЇ З ВИКОРИСТАННЯМ ARDUINO	
R.I. Voloshchak DEVELOPMENT OF INFORMATION SYSTEM FOR COLLECTION AND ANALYSIS OF ELECTRICITY METER INDICATORS USING ARDUINO	34
О.В. Воляник, Інамєне Крістофер Чізоба, С.А. Лупенко ПРОТОТИП ІНФОРМАЦІЙНОЇ ОНТООРІЄНТОВАНОЇ ДОВІДКОВОЇ СИСТЕМИ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ «МОДЕЛЮВАННЯ ТА ОПРАЦЮВАННЯ ЦИКЛІЧНИХ СИГНАЛІВ»	
O.V. Volyanyk, Nnamene Christopher Chizoba, S.A. PROTOTYPE OF ONTO-ORIENTED INFORMATION HELP SYSTEM IN SUBJECT AREA «MODELING AND PROCESSING CYCLIC SIGNALS»	35
А.О. Воронка МОДЕЛЬ ПАМ'ЯТІ ТЕХНОЛОГІЇ CUDA	
A.O. Voronka CUDA TECHNOLOGY MEMORY MODEL	36
А.В. Гайдар, В.А. Готович РОЗРОБКА ПЛАТФОРМИ ДЛЯ ПЕРЕВІРКИ ЗНАНЬ ШЛЯХОМ ТЕСТУВАННЯ	
A.V. Haidar, V.A. Hotovych DEVELOPMENT OF PLATFORMS FOR VERIFICATION OF KNOWLEDGE THROUGH TESTING	37
Ю. Горбуляк ОГЛЯД МЕТОДІВ МАЙНІНГУ WEB-КОНТЕНТУ	
Yu. Horbuliak SURVEY OF THE METHODS OF WEB-CONTENT MINING	38
С. Гоцко, Г.В. Козбур ВИКОРИСТАННЯ ВЕЛИКИХ ДАНИХ В РОЗУМНОМУ МІСТІ	
E. HotskoH. Kozbur USING BIG DATA IN A SMART CITY	39

УДК 004.8

Р.І. Боднар, І.М. Кормило, О.Ю. Задолінний, Т.О. Масєвський

(Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Україна)

(Технічний коледж ТНТУ імені Івана Пулюя, Україна)

СИСТЕМИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ОПРАЦЮВАННЯ ДАНИХ В УМОВАХ ПАНДЕМІЇ

UDC 004.8

R.I. Bodnar, I.M. Kormylo, O.Yu. Zadolynnyi, T.O. Maievskyi

ARTIFICIAL INTELLIGENCE SYSTEMS FOR DATA PROCESSING IN A PANDEMIC CONDITION

Ключові слова: ДАНІ, ОПРАЦЮВАННЯ, СИСТЕМА, ПАНДЕМІЯ, ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ.

Key words: DATA, PROCESSING, SYSTEM, PANDEMIC, ARTIFICIAL INTELLIGENCE.

Впродовж останнього періоду часу пандемія COVID-19 спричинила значне навантаження в роботі медичних працівників [1]. На даний час за даними «Національного центру біотехнологічної інформації» (NCBI), існує 219 видів вірусів, що можуть інфікувати людей [2]. Коронавіруси – це група вірусів, які здебільшого спричиняють незначні проблеми, що супроводжуються симптомами кашлю та застуди. Більшість коронавірусів є нешкідливими для людей. Можливість виявлення коронавірусу на ранніх стадіях допоможе зупинити поширення пандемії. Тому формування медичних діагностичних та лікувальних систем на основі штучного інтелекту в умовах пандемії є актуальним напрямком досліджень. При кожному контакті COVID-19 з людським організмом формується дуже міцний контакт з мембраною людської клітини завдяки білковим шипам. Інкубаційний період коронавірусу проходить впродовж приблизно п'яти днів [3].

Новий коронавірус COVID-19 є доволі агресивним. Він доволі часто спричиняє смерть пацієнтів. Коронавіруси є одноланцюговими РНК-вірусами. Вони сильніше мутують у порівнянні з вірусами на ДНК-основі. COVID-19 поширюється швидше, ніж інші вірусні ГРВІ. Через поширення COVID-19 у різних країнах починаючи з квітня 2020 року раптово відбулося збільшення кількості рентенограм та комп'ютерних томограм грудної клітки [4]. Розвиток захворювання супроводжується посиленням симптомів, призводить до виникнення великого матового помутніння навколо вузлів на рентенограмах. Формуються множинні ущільнення в обох легенях. На важкій стадії в легенях присутньо багато дифузних уражень. Це, в свою чергу, що призводить до утворення легеневого фіброзу. Як наслідок рентенограми легень стають білими [5]. Це спонукає наукову спільноту до розробки систем діагностики COVID-19 з використанням засобів аналітичного опрацювання зображень рентенограм.

Для опрацювання медичних зображень використовуються інформаційні системи сформовані на основі методів аналізу даних, зокрема методів машинного навчання та глибокого навчання. Модель глибокого навчання використовує підходи фільтрації та класифікації, подібно до людського мозку [6]. Глибоке навчання – це підклас машинного навчання, який сформовано на основі декількох рівнів обробки даних. Окремі шари використовуються для аналізу вхідних даних та їх класифікації. Введення даних може відбуватись текстовому, звуковому або графічному вигляді. Тому глибоке навчання може ефективно застосовуватись для задач класифікації медичних зображень [7].

Згортка нейронна мережа (CNN) найкраще підходить для класифікації зображень при глибокому навчанні. Але на даний час існують певні концептуальні обмеження. Зокрема, під час роботи максимального пулу CNN втрачається інформація про позицію об'єкта, яка використовується мережею для розпізнавання. Крім того, CNN не розглядає множинну просторових зв'язків між простішими об'єктами. Щоб подолати ці концептуальні обмеження

CNN, автори роботи [8] використовували згорткову капсульну мережу (CapsNet) для класифікації рентгенограм.

У роботі [9] автори запропонували модель глибокого навчання на основі групової капсульної мережі візуальної геометрії «VGG-CapsNet», поєднання «VGGNet» і «CapsNet» для видобування детальнішої інформації з рентгеновських зображень. Апостолопулос [10] запропонував модель виявлення COVID-19 за допомогою аналізу рентгеновських зображень грудної клітки. Модель розроблена на основі глибокого навчання з CNN, зокрема, передача процедури навчання. Для навчання моделі автором використано рентгенограми грудної клітки здорової людини, інфікованої пневмонією людини та інфікованих COVID-19 пацієнтів. Зазначені зображення загальнодоступні в медичних сховищах даних. Автори розробили та протестували модель за допомогою двох наборів рентгеновських зображень. Кожен з використаних наборів містить рентгенограми понад двохсот двадцяти інфікованих COVID-19 пацієнтів, понад сімсот пацієнтів з пневмонією та понад п'ятсот здорових громадян.

Література.

1. Duda, O., Pasichnyk, V., Kunanets, N., Antonii, R., Matsiuk, O. Multidimensional Representation of COVID-19 Data Using OLAP Information Technology. *International Scientific and Technical Conference on Computer Sciences and Information Technologies*, 2020, 2, pp. 277–280, 9321889.
2. Woolhouse M., Scott F., Hudson Z., Howey R., Chase-Topping M. Human viruses: discovery and emergence. *Philos Trans R Soc B Biol Sci*. 2012;367(1604):2864–2871.
3. Cascella M., Rajnik M., Cuomo A., Dulebohn S.C., di Napoli R. Features, evaluation and treatment corona virus (COVID-19). *Statpearls* [internet]. Treasure Island (FL): StatPearls Publishing; 2020.
4. Singhal T. A review of corona virus disease-2019 (COVID-19). *Indian J Pediatr*. 2020;87(4):281–286.
5. Kong W., Agarwal P.P. Chest imaging appearance of COVID-19 infection. *Radiol Cardiothorac Imaging*. 2020;2(1):e200028.
6. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep learning. *Nature*. 2015;521 (7553):436–444.
7. Jain A, Tiwari S, Sapra V. *Hands on Deep Learning with Python Programming*. Germany: Lambert Academic Publishing House; 2018 978-613-9-91551-4.
8. Iesmantas T., Alzbutas R. Convolutional capsule network for classification of breast cancer histology images. *International Conference Image Analysis and Recognition*. Cham, Switzerland: Springer; 2018:853–860.
9. Tiwari S., Shamik, Anurag J. "Convolutional capsule network for COVID-19 detection using radiography images." *International Journal of Imaging Systems and Technology* 31.2 (2021): 525–539.
10. Apostolopoulos I.D., Mpesiana TA. COVID-19: automatic detection from X-ray images utilizing transfer learning with convolutional neural networks. *Phys Eng Sci Med*. 2020;43(2): 635–640.

УДК 004.8

Р.І. Боднар, І.М. Кормило, О.Ю. Задолінний, Т.О. Масвський

(Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Україна)
(Технічний коледж ТНТУ імені Івана Пулюя, Україна)

ЗГОРТКОВІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ ДЛЯ ОПРАЦЮВАННЯ ДАНИХ В УМОВАХ ПАНДЕМІЇ

UDC 004.8

R.I. Bodnar, I.M. Kormylo, O.Yu. Zadolynnyi, T.O. Maievskyi

CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS FOR DATA PROCESSING IN A PANDEMIC CONDITION

Ключові слова: ДАНІ, ОПРАЦЮВАННЯ, НЕЙРОННА МЕРЕЖА, ПАНДЕМІЯ.

Key words: DATA, PROCESSING, NEURAL NETWORK, PANDEMIC.

На даний час світ знаходиться в умовах пандемії спричиненої поширенням різних штамів коронавірусних інфекцій. Вірус COVID-19 утворює багато слизу в органах дихання і викликає набряк дихальних шляхів. Якщо слиз не очищається, це призводить до масованого враження легенів та летального результату [1]. Станом на осінь 2021 року понад п'ять мільйонів людей померло внаслідок COVID-19 [2]. На даний час сформовано два напрямки боротьби з коронавірусом – виявлення та лікування. Виявлення коронавірусу на ранніх стадіях допоможе зупинити поширення пандемії. На основі аналізу рентгенограм грудної клітки інфікованих COVID-19 пацієнтів було встановлено, що на ранніх стадіях захворювання спостерігаються слабкі симптоми, котрі супроводжуються невеликим матовим помутнінням легень та формуванням вузлів. Тому опрацювання медичних зображень для виявлення випадків інфікування в умовах пандемії є актуальним напрямком сучасних досліджень.

Холл в [3] обговорює важливість аналітичного опрацювання рентгенограм грудної клітки для процесів раннього діагностування та виявлення COVID-19. Автором запропоновано модель глибокого навчання, котру сформовано на основі комбінації попередньо підготованих мереж «VGG16», «Resnet50» та CNN. В процесах навчання та тестування використано загальнодоступні колекції рентгенограм грудної клітки понад стотридцяти інфікованих COVID-19 пацієнтів і понад трьохсот інфікованих звичайними ГРВІ та пневмонією пацієнтів.

Робота Чжан [4] присвячена ефективності опрацювання рентгенограм грудної клітки для виявлення інфікованих COVID-19 пацієнтів. Оскільки цей вірус активно вражає органи дихання та зокрема легені. Автор запропонував сформовану на основі глибокого навчання модель виявлення легеневої аномалії. У дослідженні використано сто доступних на Github зображень рентгенограм грудної клітки. В досліджуваному наборі даних сімдесят зображень рентгенограм грудної клітки отриманих для COVID-19 пацієнтів. Решта тридцять зображень отримано для пацієнтів, що страждають на ГРВІ, пневмонію тощо.

Акар та Кокмаз [5] обговорюють процеси виявлення COVID-19. Автори використали сформовану на основі штучного інтелекту структуру для виявлення COVID-19 на основі аналізу рентгенограм грудної клітки. Було використано «Squeezenet» та байєсівську оптимізацію для формування моделі глибокого навчання. Для підвищення точності використано гіперпараметри та доповнені набори даних. Автори стверджують про досягнення точності 98,3% при виявленні COVID-19, пневмонії та нормальних випадків. Халіфа [6] досліджує процеси виявлення спричиненого COVID-19 запалення легень. Автор описує використання генеративної змагальної мережі (GAN) в комплексі з моделями навчання глибокої передачі «AlexNet», «Resnet18», «Squeezenet» та «GoogleNet». Для навчання та динамічного тестування моделей використано набір даних в якому понад п'ять тисяч вісімсот рентгенограм грудної клітки інфікованих пневмонією або здорових пацієнтів.

Салман [7] опублікував дослідження рентгенівських зображень високої роздільної здатності для зменшення робочого навантаження лікарів-радіологів при виявленні COVID-19. Розроблено моделі глибокого навчання на основі CNN. Використано набір з двохсот шестидесяти доступних на Kaggle та Github зображень, котрий містить рентгенограми грудної клітки сто тридцяти здорових громадян та сто тридцяти інфікованих COVID-19 пацієнтів. Автор стверджує, що завдяки результатам моделювання було досягнуто показники точності, які еквівалентні експерту-радіологу.

Бассі та Аттукс [8] запропонували модель класифікації рентгенограм грудної клітки для виявлення COVID-19. Розроблена модель на основі «DenseNet121 CNN», використовує зображення рентгенограм грудної клітки COVID-19 пацієнтів, хворих на пневмонію та здорових громадян. Описана в роботі модель пройшла два етапи навчання. На першому етапі навчання відбувалося за допомогою набору зображень. Під час другого етапу навчання відбувалося на основі бази даних рентгенограм грудної клітки. На основі результатів симуляційного дослідження автори повідомляють про досягнення точності 97,8% для COVID-19 тестів.

Література.

1. Guo Y.R., Cao Q.D., Hong Z.S., et al. The origin, transmission and clinical therapies on corona virus disease 2019 (COVID-19) outbreak—an update on the status. *Mil Med Res.* 2020;7(1):1-10.
2. Worldometer. COVID-19 CORONAVIRUS PANDEMIC. Coronavirus Cases. <https://www.worldometers.info/coronavirus/>.
3. Hall L.O., Paul R., Goldgof D.B., Goldgof G.M. Finding COVID-19 from chest X-Rays using deep learning on a small dataset. *arXiv preprint arXiv:2004.02060*; 2020.
4. Zhang J., Xie Y., Li Y., Shen C., Xia Y.. COVID-19 screening on chest X-Ray images using deep learning based anomaly detection. *arXiv preprint arXiv:2003.12338*; 2020.
5. Ucar F., Korkmaz D. COVIDiagnosis-net: deep BayesSqueezeNet based diagnostic of the corona virus disease 2019 (COVID-19) from X-ray images. *Med Hypotheses.* 2020;140 (2020):1–12.
6. Khalifa N.E.M., Taha M.H.N., Hassanien A.E., Elghamrawy S.. Detection of corona virus (COVID-19) associated pneumonia based on generative adversarial networks and a fine-tuned deep transfer learning model using chest X-Ray dataset. *arXiv preprint arXiv:2004.01184*; 2020.
7. Salman F.M., Abu-Naser SS, Alajrami E, Abu-Nasser BS, Alashqar BA, COVID-19 Detection Using Artificial Intelligence; United States: The DSpace Institutional Digital Repository System; 2020.
8. Bassi P.R., Attux R. A deep convolutional neural network for COVID-19 detection using chest X-rays. *arXiv preprint arXiv: 2005.01578*; 2020.