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: Розробка системи підтримки прийняття рішень для прогнозування ступеня важкості вірусних захворювань в умовах пандемії

Виконав: студент VI курсу, групи САм-61
спеціальності 124 Системний аналіз
(шифр і назва спеціальності)

_____ Боднар Р.І.
(підпис) (прізвище та ініціали)

Керівник _____ Пасічник В.В.
(підпис) (прізвище та ініціали)

Нормоконтроль _____ Мацюк О.В.
(підпис) (прізвище та ініціали)

Завідувач кафедри _____ Боднарчук І.О.
(підпис) (прізвище та ініціали)

Рецензент _____ Микитишин А.Г.
(підпис) (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 124 Системний аналіз
(шифр і назва спеціальності)

Студенту Боднар Роману Ігоровичу
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Розробка системи підтримки прийняття рішень для прогнозування ступеня важкості вірусних захворювань 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 № 4/7-910

2. Термін подання студентом завершеної роботи 22 грудня 2021р.

3. Вихідні дані до роботи Наукові публікації про системи підтримки прийняття рішень, прогнозування та пандемію.

4. Зміст роботи (перелік питань, які потрібно розробити)
Вступ. 1 Стан досліджень галузі Систем підтримки прийняття рішень в умовах пандемії. 2 Аналіз методів підтримки прийняття рішень щодо ступеня важкості вірусних захворювань в умовах пандемії. 3 Обчислювальний експеримент. 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 Щоденні нові підтверджені випадки COVID-19. 6 Методи, що використовуються в системах підтримки прийняття рішень в умовах пандемії. 7 Робочий процес прийняття рішень на основі правил переконань. 8 Оптимальний процес навчання BRBES. 9 Узагальнений алгоритм комбінованого підходу. 10 Загальний огляд парних відношень симптомів COVID-19, сформованих на доказах. 11 Оцінювання впливу симптомів захворювання на його тяжкість у комбінованому режимі. 12 Структура FCM та ваги відношень EBP між симптомами тяжкого ступеня. 13 Структура FCM та ваги відношень EBP між симптомами для середнього рівня тяжкості вірусного захворювання. 14. Структура FCM та ваги відношень EBP між симптомами для легкого рівня вірусного захворювання. 15 Висновки. 16 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 системи підтримки	30.09.2020-03.10.2020	*Виконано*
	прийняття рішень, прогнозування ступеня важкості		
	вірусних захворювань та пандемію.		
3.	Переклад та опрацювання наукових джерел про	04.10.2020-10.10.2020	*Виконано*
	системи підтримки прийняття рішень, прогнозування		
	ступеня важкості вірусних захворювань та пандемію.		
4.	Виконання дослідження щодо розробки системи	11.10.2020-17.10.2021	*Виконано*
	підтримки прийняття рішень для прогнозування		
	ступеня важкості вірусних захворювань в умовах		
	пандемії.		
5.	Оформлення розділу «Стан досліджень галузі Систем	18.10.2021-24.10.2021	*Виконано*
	підтримки прийняття рішень в умовах пандемії».		
6.	Оформлення розділу «Аналіз методів підтримки	25.10.2021-31.10.2021	*Виконано*
	прийняття рішень щодо ступеня важкості вірусних		
	захворювань в умовах пандемії».		
7.	Оформлення розділу «Обчислювальний експеримент»	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	12.11.201-14.11.2021	*Виконано*
	надзвичайних ситуаціях».		
10.	Оформлення кваліфікаційної роботи.	15.11.201-24.11.2021	*Виконано*
11.	Нормоконтроль.	25.11.2021-28.11.2021	*Виконано*
12.	Перевірка на плагіат.	01.12.2021	*Виконано*
13.	Попередній захист кваліфікаційної роботи.	07.12.2021	*Виконано*
14.	Захист кваліфікаційної роботи.	22.12.2021	

Студент _____ Боднар Р.І.
(підпис) (прізвище та ініціали)

Керівник роботи _____ Пасічник В.В.
(підпис) (прізвище та ініціали)

АНОТАЦІЯ

Розробка системи підтримки прийняття рішень для прогнозування ступеня важкості вірусних захворювань в умовах пандемії // Кваліфікаційна робота освітнього рівня «Магістр» // Боднар Роман Ігорович // Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії, кафедра комп'ютерних наук, група САм-61 // Тернопіль, 2021 // С. 70, рис. – 9, табл. – 9, кресл. – 16, додат. – 1, бібліогр. – 90.

Ключові слова: COVID-19, експертна система, когнітивна карта, машинне навчання, оптимізація, система підтримки прийняття рішень, рівень тяжкості.

Кваліфікаційна робота присв'ячена розробці системи підтримки прийняття рішень для прогнозування ступеня важкості вірусних захворювань в умовах пандемії. В першому розділі кваліфікаційної роботи проведено наукові розвідки систем підтримки клінічних рішень на основі штучного інтелекту. Проаналізовано опубліковані наукові дослідження щодо оцінювання ступеня важкості COVID-19. В другому розділі кваліфікаційної роботи досліджено метод підтримки прийняття рішень на основі правил переконань. Описано Баєсівські мережі та байєсівський алгоритм пошуку. Розглянуто метод FCM. Проаналізовано комбінований підхід до підтримки процесів прийняття рішень щодо ступеня важкості вірусних захворювань в умовах пандемії. В третьому розділі кваліфікаційної роботи описано процес попередньої обробка даних для кластеризації. Описано формування та оцінювання нечіткої когнітивної карти на основі мережі Байєса для потреб системи підтримки прийняття рішень для прогнозування ступеня важкості вірусних захворювань в умовах пандемії.

ANNOTATION

Development of decision-making system to forecast the severity level of viral diseases in a pandemic // Qualification work of the educational level "Master" // Bodnar Roman // Ternopil National Technical University named after Ivan Pulyuy, Faculty of Computer Information Systems and Software Engineering, Department of Computer Science, SAm-61 group // Ternopil, 2021 // P. 70, fig. - 9, tables - 9, chair. - 16, annexes - 1, references. - 90.

Key words: COVID-19, expert system, cognitive map, machine learning, optimization, decision support system, severity level.

Qualification work is devoted to the development of a decision support system to predict the severity of viral diseases in a pandemic. In the first section of the qualification work, scientific investigations of clinical decision support systems based on artificial intelligence were conducted. Published research on the assessment of the severity of COVID-19 is analyzed. The second section of the qualification work explores the method of decision support based on the rules of belief. Bayesian networks and Bayesian search algorithm are described. The FCM method is considered. A combined approach to support decision-making on the severity of viral diseases in a pandemic is analyzed. The third section of the qualification work describes the process of pre-processing data for clustering. The formation and evaluation of a fuzzy cognitive map based on the Bayesian network for the needs of the decision support system to predict the severity of viral diseases in a pandemic.

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

ANN (англ. Artificial neural network) – Штучна нейронна мережа (укр. ШНМ).

BN (англ. Bayesian Network) – Байєсівська мережа.

BRB (англ. Base of Belief Rules) – База правил переконань.

BRBES (англ. Based on Beliefs Expert System) – Експертна система на основі правил переконань.

CAD (англ. Computer-Aided Diagnosis) – Комп'ютерна діагностика.

CDSS (англ. Clinical Decision Support System) – Система підтримки клінічних рішень.

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

DNN (англ. Deep Neural Network) – Глибока нейронна мережа.

DSS (англ. Decision Support System) – Система підтримки прийняття рішень.

DL (англ. Deep Learning) – Глибинне навчання.

EBP (англ. Evidence-Based Attitude) – Відношення на основі доказів.

ER (англ. Evidence-based Reasoning) – Виведення на основі доказових міркувань.

FCM (англ. Fuzzy Cognitive Map) – Нечітка когнітивна карта.

MERS (англ. Middle East Respiratory Syndrome) – Близькосхідний респіраторний синдром.

ML (англ. Machine Learning) – Машинне навчання.

SARS (англ. Severe Acute Respiratory Syndrome) – Тяжкий гострий респіраторний синдром.

SVM (англ. Support Vector Machines) – Підтримка векторних машин.

КТ – Комп’ютерна томографія.

ШІ – Штучний інтелект.

ЗМІСТ

ВСТУП 7
1 СТАН ДОСЛІДЖЕНЬ ГАЛУЗІ СИСТЕМ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ В УМОВАХ ПАНДЕМІЇ 9
1.1 Світ в умовах пандемії 9
1.2 Системи підтримки клінічних рішень на основі ШІ 13
1.3 Опубліковані дослідження щодо оцінювання ступеня важкості COVID-19 18
1.4 Висновок до першого розділу 21
2 АНАЛІЗ МЕТОДІВ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ЩОДО СТУПЕНЯ ВАЖКОСТІ ВІРУСНИХ ЗАХВОРЮВАНЬ В УМОВАХ ПАНДЕМІЇ 22
2.1 Метод підтримки прийняття рішень на основі правил переконань 22
2.2 Баєсівські мережі та байєсівський алгоритм пошуку 32
2.3 Метод FCM 35
2.4 Комбінований підхід 37
2.5 Висновок до другого розділу 39
3 ОБЧИСЛЮВАЛЬНИЙ ЕКСПЕРИМЕНТ 40
3.1 Попередня обробка даних для кластеризації 40
3.2 Оцінка сценаріїв 42
3.3 Формування та оцінювання FCM на основі BN 46
3.4 Висновок до третього розділу 53
4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ 54
4.1 Умови праці працівників ІТ-галузі 54
4.2 Здоровий спосіб життя людини та його вплив на професійну діяльність 57
ВИСНОВКИ 59
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ 60
ДОДАТКИ

ВСТУП

Актуальність теми. На даний час активно розвиваються інструментальні засоби аналізу COVID-19. Проте вони все ще мають обширний перелік суттєвих недоліків. Щоб покращити поточну ситуацію, усі засоби та інструменти в цій сфері мають бути застосовані для боротьби з епідемією. Точна та швидка ідентифікація ступеня тяжкості інфікованих COVID-19 пацієнтів необхідна для зниження ризику перевантаження лікарень, ефективного використання лікарняних ресурсів та мінімізації рівня смертності під час пандемії. У таких ситуаціях необхідно швидко визначити пріоритетність важких пацієнтів, щоб забезпечити ефективне та оптимальне використання лікарняних ресурсів та медичного персоналу. Це допоможе уникнути незворотних наслідків та знизить рівень смертності інфікованих громадян. Тому розроблення систем підтримки прийняття рішень для розрізнення ступеня тяжкості COVID-19 пацієнтів є актуальним напрямком досліджень.

Мета і задачі дослідження. Метою даної кваліфікаційної роботи освітнього рівня «Магістр» є підвищення рівня повноти подання інформації щодо інфікованих інфекційними захворюваннями громадян. Для досягнення поставленої мети було потрібно виконати наступні завдання:

– Проаналізувати стан досліджень в галузі системи підтримки клінічних рішень на основі штучного інтелекту.

– Дослідити існуючі на даний методи підтримки прийняття рішень в умовах пандемії.

– Провести попередню обробку даних для кластеризації.

– Сформувати та оцінити нечітку когнітивну карту на основі мережі Байєса для реалізації системи підтримки прийняття рішень для прогнозування ступеня важкості вірусних захворювань в умовах пандемії.

Об’єкт дослідження процеси прийняття рішень під час збирання та опрацювання біометричних даних в умовах пандемії.

Предмет дослідження методи підтримки прийняття рішень в умовах пандемії.

Наукова новизна одержаних результатів кваліфікаційної роботи полягає у тому, що отримав подальший розвиток метод організації нечітких когнітивних карт на основі мережі Байєса.

Практичне значення одержаних результатів. Сформовано комбінований підхід на оснві мережі Байєса та нечіткої когнітивної карти. Проведено оцінювання сформованої множини сценаріїв.

Апробація результатів магістерської роботи. Основні результати проведених досліджень обговорювались на IX науково-технічної конференції «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).

Структура й обсяг кваліфікаційної роботи. Кваліфікаційна робота складається зі вступу, чотирьох розділів, висновків, списку літератури з 90 найменувань та одного додатка. Загальний обсяг кваліфікаційної роботи складає 70 сторінок, з них 45 сторінки основного тексту, який містить 9 рисунків та 7 таблиць.

1 СТАН ДОСЛІДЖЕНЬ ГАЛУЗІ СИСТЕМ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ В УМОВАХ ПАНДЕМІЇ

1.1 Світ в умовах пандемії

З грудня 2019 року в місті Ухань, столиці провінції Хубей у Китаї, повідомили про випадки «невідомих вірусних пневмоній», які виникли на місцевому оптовому ринку морепродуктів [1]. Коронавірусна хвороба 2019 (COVID-19) є сімейством смертоносних коронавірусів важкого гострого респіраторного синдрому (SARS) та близькосхідного респіраторного синдрому (MERS) [2]. Всього за 2 місяці вірус поширився з Уханя на весь Китай і 33 країни [1]. Всесвітня організація охорони здоров'я (ВООЗ) 11 березня 2020 року оголосила COVID2019, викликаний SARS-CoV-2, пандемією та надзвичайною ситуацією внаслідок міжнародного спалаху в галузі охорони здоров'я [3]. На даний час у всьому світі зареєстровано понад двісті п'ятдесят мільйонів підтверджених випадків, серед яких, на жаль, понад п'ять мільйонів померли [4]. На рисунку 1.1 подано діаграму відношення кількості підтверджених випадків на мільйон населення [4].

Рисунок 1.1 – Діаграма відношення кількості випадків COVID-19 на один мільйон населення

На рисунку 1.2 показано щоденні нові підтверджені випадки [5].

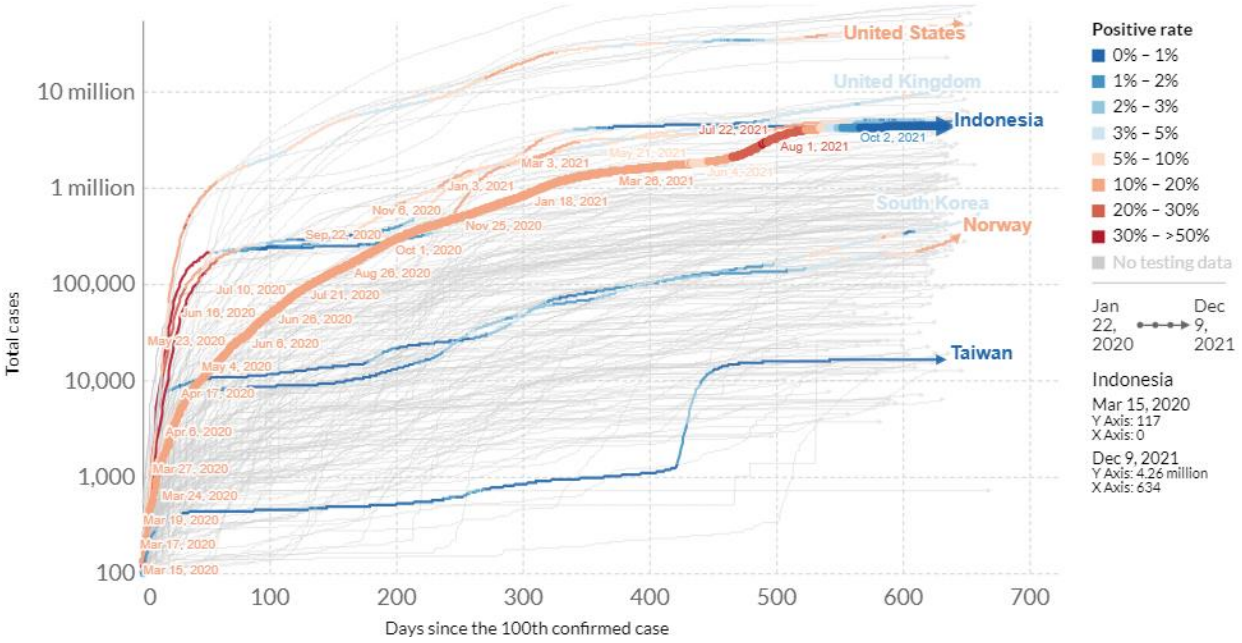

Рисунок 1.2 – Щоденні нові підтверджені випадки

Інфекція COVID-19 викликає у пацієнтів системні та дихальні розлади. Системні розлади включають лихоманку, кашель, втому, виділення мокротиння, головний біль, кровохаркання, гостре ураження серця, гіпоксемію, задишку, лімфопенію та діарею. Розлади дихання включають ринорею, чхання, біль у горлі, пневмонію, помутніння легеневих тканин, РНК-емію та гострий респіраторний дистрес-синдром [6]. Лихоманка, кашель і втома є найпоширенішими симптомами COVID-19 на ранніх стадіях появи інфекції. Пізніші симптоми – це виділення мокротиння, головний біль, кровохаркання, діарея, задишка та лімфопенія [6]. Виявлення захворювання на ранніх стадіях є критичним, оскільки не існує специфічних терапевтичних препаратів для COVID-19. Після виявлення симптомів інфікованого пацієнта необхідно негайно ізолювати від здорових громадян [1]. До цього часу для аналізу COVID-19 у клініках було розроблено метод зворотної транскрипції-полімеразної-ланцюгової реакції (RT-PCR) у режимі реального часу [9]. RT-PCR все ще є еталонним стандартом для встановлення остаточного діагнозу

інфекції COVID-19. Проте високий рівень хибнонегативних результатів та його недоступність на ранній стадії захворювання обмежують можливості швидкої діагностики інфікованих пацієнтів [1].

Шрініваса Рао та Васкес [7] запропонували використання алгоритмів машинного навчання (ML) для ідентифікації особи, яку досліджують щодо зараження COVID-19, за допомогою веб-опитування з використанням мобільного телефону для виявлення випадків ризику інфікування COVID-19 та раннього поміщення їх на карантин з метою зменшення шансів поширення інфекції серед здорових громадян [8]. Комп'ютерна томографія грудної клітини (КТ) може розпізнати ранню фазу легеневої інфекції та сприяти розширенню систем спостереження та оперативного реагування в галузі громадського здоров'я [1]. Лі [9] побудував згорткову нейронну мережу (CNN) для виявлення пневмонії на КТ грудної клітки та змогли успішно відрізнити випадки COVID-19 від пневмонії та інших непневмонічних захворювань легенів. Команди екстреного та інфекційного контролю радіологічного відділення «Західнокитайської лікарні» сформулювали різні заходи для боротьби з COVID-19, які захистили весь персонал від ризику COVID-19. Зокрема, реконфігурація радіологічного відділення, особистий захист та навчання персоналу, процедури обстеження. для пацієнтів з підозрою або підтвердженим захворюванням на COVID-19, сканування осіб з підозрою чи підтвердженою інфекцією COVID-19 у визначеному апараті КТ з лихоманкою [10]. Крім звичайної терапії, Ху [11] призначав своїм пацієнтам тоцилізумаб і ретроспективні аналізи зміни клінічних проявів, зображення КТ та лабораторні дослідження. Опубліковані результати стверджують, що лихоманка нормалізувалася протягом декількох днів, а всі інші симптоми значно покращилися, а також спостерігалися будь-які явні побічні реакції. Тан [12] змоделював та навчав випадковий ліс для оцінки ступеня тяжкості інфікованих COVID-19 пацієнтів на основі кількісних характеристик КТ грудної клітки. Фарід [13] об'єднав звичайну статистику та

ML для вилучення ознак із зображень КТ, а потім класифікував вилучені ознаки за допомогою гібридної системи класифікатора на основі класифікатора Наївного Баєса.

Реакція Тайваню на COVID-19 феноменальна. Його реагування на COVID-19 включає три етапи:

1. Аналіз великих даних шляхом збору національної бази даних медичного страхування та інтеграції з базою даних імміграції та митниці

2. Впровадження нової технології з використанням сканування QR-коду та онлайн-звітування для класифікації інфекційних ризиків мандрівників на основі походження рейсу та історії подорожей за останні 14 днів.

3. Проактивне тестування: для посилення виявлення випадків COVID-19 [14].

Карар [15] за допомогою рентгенівського сканування запропоновано систему комп’ютерної діагностики (CAD) на основі каскадних класифікаторів глибокого навчання (DL) для COVID-19. Подібне дослідження на основі аналізу рентгенівських зображень грудної клітки проведено Шанкаром і Перумалом [16] для діагностики та класифікації COVID-19 з використанням нової ручної роботи з моделлю злиття на основі функцій DL. Елазіз та ін. [17] на основі ознак COVID-19, видобутих з рентгенівських зображень грудної клітки з використанням нових фракційних багатоканальних моментів експоненти «FrMEM». Було використано модифіковану оптимізацію пошуку джерела манта-променів на основі диференційної еволюції для вибору найбільш значущих ознак. Групою авторів на чолі з Лагуарта [18] розроблено структуру обробки мови на основі CNN-архітектури для аудіозаписів кашлю пацієнтів з COVID-19, щоб точно їх розрізняти. Ванг [19] використано лінійний дискримінантний аналіз «LDA» для дослідження характеристик і правил гематологічних змін в інфікованих COVID-19 пацієнтів.

1.2 Системи підтримки клінічних рішень на основі ШІ

Системи підтримки клінічних рішень на основі штучного інтелекту успішно використовуються в галузі охорони здоров’я для виконання різних завдань. Зокрема прогнозування ризику серцевої недостатності [20], смертності від пневмонії [21], ризику смертності в реанімації [22]. Ці експертні системи допомагають медичному персоналу краще розуміти та оцінювати клінічні результати. Тому вони можуть вибрати оптимальне рішення в критичній ситуації. В дослідженні [23] запропоновано базовану на знаннях експертну систему яка використовує базу правил переконань, щоб передбачити клінічний прогноз тяжкості COVID-19. На даний час в науковій літературі опубліковано дуже мало подібних досліджень щодо прогнозування клінічної тяжкості COVID-19.

Автори роботи [24] використовували методи машинного навчання для прогнозування клінічної тяжкості коронавірусу. Для відбору найважливіших клінічних ознак використовано три методи вибору ознак – приріст інформації, індекс гіні та квадратичну статистику x^i. Застосовано шість різних алгоритмів машинного навчання – логістична регресія, k-найближчих сусідів (KNN), дерева рішень, випадкові ліси та машини опорних векторів (SVM). Ефективність класифікаторів оцінювалася лише з точними значеннями. Найкраща точність 80% була отримана за допомогою класифікатора SVM. Цей метод не інтегрує знання експертів у процес прогнозування. Для решти методыв точність не достатньо висока для застосовувати в медичних закладах.

В дослідженні [25] автори застосували класифікатори машинного навчання для прогнозування діагнозу COVID-19. У дослідженні проаналізовано вісімнадцять клінічних результатів, а класифікатори оцінювали за AUC, чутливістю, специфічністю, F1-баллом, балом за Брайєром, позитивною прогностичною цінністю та негативною

прогностичною цінністю. Застосовано п’ять різних класифікаторів, включаючи SVM, випадкові ліси, нейронні мережі, логістичну регресію та дерева з посиленням градієнта. Найкраща оцінка AUC отримана за допомогою класифікаторів SVM і випадкових лісів рівна нуль цілих вісімсот сорок сім тисячних.

У роботі [26] запропоновано клінічну прогностичну модель COVID-19. Автори застосували різні програми машинного навчання, зокрема випадкові ліси, нейронні мережі, логістичну регресію, підтримку векторних машин (SVM), екстремальне посилення градієнта (XGB). На основі розрахунку чутливості було визначено продуктивність класифікаторів, специфічність та показники AUC. Найкраща продуктивність шістдесят шість відсотків була отримана з використанням XGB та AUC. В дослідженні використано дуже малий за розміром набір даних. Як наслыдок досягнуто дуже низьку точність прогнозу.

Автори роботи [27] порівняли продуктивність шести моделей глибокого навчання, зокрема глибоку нейронну мережу (DNN), згорткову нейронну мережу (CNN), довгу коротко-термінову пам’ять (LSTM), повторювані нейронні мережі (RNN), CNNLSTM та CNNRNN для прогнозування результатів перебігу інфекції COVID-19. Набір даних містить лабораторні результатів лише шестисот пацієнтів. Серед досліджуваних зразків понад п’ятсот пацієнтів були нормальними, а понад вісімдесят пацієнтів мали позитивні тести на COVID. Ефективність кожної з прогнозних моделей оцінювалася на основі точності, показника F1, точності, запам’ятовування та площі кривої ROC (AUC) з використанням як десятикратної перехресної перевірки та підходів із розподілом тестування. Згідно з дослідженнями [25] для розробки прогнозних моделей були враховані вісімнадцять найбільш важливих клінічних ознак COVID-19. Найкраща продуктивність досягнута за допомогою LSTM з точністю понад вісімдесят шість відсотків, F1-оцінкою понад дев’яносто один відсоток,

відгуком понад дев’яносто дев’ять відсотків та AUC понад шістдесят два відсотки. В зазначеному дослідженні використано дуже малий набір даних та при прийнятті рішення не враховуються знання експертів.

Продуктивність і надійність радіомічної моделі на основі машинного навчання для різних рівнів прогнозування тяжкості COVID-19 досліджуються в [28]. Використано набір даних КТ грудної клітки понад тисясу сто пацієнтів з COVID-19. Тяжкість кожного інфікованого COVID-19 пацієнта класифікували на легку, помірну та важку. Для застосування алгоритму машинного навчання з кожного КТ витягується понад сто сім радіомічних характеристик. Досліджуваний набір даних випадковим чином поділено на навчальний набір та набір для перевірки. Навчальний набір містить шістдесіт відсотків зразків а перевірочний набір містить сорок відсотків зразків. Після вибору найбільш значущих ознак за допомогою статистичного методу застосовується логістична регресійна модель, яка передбачає відділення важких випадків від легких та середніх. Якість прогностичних моделей вимірювалась на основі площі під кривою (AUC) та кривої робочої характеристики приймача (ROC). Прогностична модель може розрізняти легкий ступінь COVID-19 від важкого з показником AUC нуль цілих вісімдесят п’ять сотих, а середній ступінь COVID-19 від тяжкого з показником AUC нуль цілих шістдесят п’ять сотих. Запропоновані в дослідженні радімічні моделі на основі машинного навчання, були помірно чутливими до класифікацій і тому можуть використовуватися з певною обґрунтованою обережністю.

Автори роботи [29] запропонували інтерпретований метод машинного навчання з використанням алгоритму випадкового лісу для класифікації важких і неважких клінічних типів COVID-19. Було використано двадцять шість ознак симптомів та двадцять шість біохімічних ознак зібраних з понад двохсот десяти пацієнтів з неважкою формою COVID-19 та майже стоп’ятдесяти важкохворих пацієнтів для навчання та перевірки моделі

машинного навчання. Запропонований метод досяг дев'яносто відсотків точності прогнозу, коли симптоми та біохімічні характеристики використовуються як вхідні дані незалежно. Застосовуючи метод вибору ознак «домішки Джіні» автори виділили п'ять найбільш значущих ознак з кожної модальності. Комбінуючи ці десять найкращих характеристик обох модальностей, запропонований метод досяг точності прогнозування дев'яносто дев'ять відсотків. Однак збір біохімічних характеристик має високу вартість. Тому його не можна використовувати як початковий інструмент скринінгу для сортування.

В таблиці 1.1 подано виявлені в наукових джерелах методи, що використовуються в системах підтримки прийняття рішень. В окремих колонках подано відповідні недоліки.

Таблиця 1.1 – Методи, що використовуються в системах підтримки прийняття рішень

Джерело	**Методи**														**Недоліки**						
	AI	**CNN**	**DT**	**DNN**	**GA**	**GGT**	**KNN**	**LR**	**LTSTM**	**ML**	**RF**	**RNN**	**SMNN**	**SVM**	**DD**	**HC**	**LA**	**LD**	**NE**	**SC**	**UR**
[24]			+				+	+			+			+	+		+	+	+		
[25]						+		+					+		+		+	+	+		
[26]						+		+			+		+		+		+	+	+		
[27]		+		+					+			+			+			+	+		
[28]								+		+										+	+
[29]					+						+					+					
[30]	+						+	+			+			+		+	+				

В таблиці подано позначення методів:

– AI – Адаптивне підвищення.

– CNN – Згортка нейронна мережа.

– DT – Дерево рішень.

– DNN – Глибока нейронна мережа.

– GA – Домішка Джині для вибору ознак.

– GGT – Дерево посилення градієнта.

– KNN – K-найближчих сусідів.

– LR – Логістична регресія.

– LTSTM – Довготривала короткочасна пам’ять.

– ML – Машинне навчання.

– RF – Випадковий ліс.

– RNN – Повторювана нейронна мережа

– SMNN – Нейронна мережа опорних машин.

– SVM – Машина опорних векторів.

В таблиці подано позначення недоліків:

– DD – Дисбаланс даних.

– HC – Висока вартість процесів збирання вхідних даних.

– LA – Низька точність.

– LD – Невеликий набір даних.

– NE – Неможливо інтегрувати знання експертів у процес прогнозування.

– SC – Чутливість до класифікацій між спостерігачами.

– UR – Обмеження використання.

У роботі [30] автори використали декілька алгоритмів машинного навчання для побудови моделі виявлення тяжкості COVID-19 на основі аналізів сечі та крові. Дані були зібрані в майже ста сорока пацієнтів з клінічно підтвердженими випадками COVID-19. Сімдесят п’ять пацієнтів були важкими, понад шістесят мали легку або середню форму інфекції. В дослідженні використано клінічно отримані значення, зокрема вік, стать, температуру тіла, частоту серцевих скорочень, частоту дихання, кров’яний

тиск та дані аналізів крові і сечі. Було сформовано п’ять моделей машинного навчання із застосуванням алгоритмів логістичної регресії (LR), опорної векторної машини (SVM), випадкового лісу (RF), K-найближчих сусідів (KNN) та «AdaBoost». При цьому опорна векторна машина (SVM) показала чудову продуктивність із загальною точністю понад нуль цілих сімдесят дев’ять сотих. Використовуючи t-критерій Стьюдента, було відібрано тридцять дві найважливіші ознаки, значення p яких було менше п’яти сотих. Чотири функції були додатково видобуті через резервування між функціями. Остаточна модель SVM була навчена з використанням двадцяти восьми функцій і досягла загальної точності понад вісідесят одну соту. Однак в дослідженні використано невеликий за розміром та не збалансований набір даних. Як наслідок досягнуто не задовільну точність прогнозу для використання в якості інструмента скринінгу в лікарнях.

1.3 Опубліковані дослідження щодо оцінювання ступеня важкості COVID-19

В досліджені [31] запропоновано інтелектуальну систему підтримки прийняття рішень «DSS», сформовану на основы комбінації байєсівської мережі (BN) і нечіткої когнітивної карти (FCM). Ключові симптоми використано для розрізнення ступеня тяжкосты захворювання між підтвердженими випадками. BN мають ряд переваг, зокрема, здатність комбінувати різні джерела знань, здатність обробляти невеликі й дефектні набори даних, а також наявність широкого спектру методів перевірки, крім методів перевірки на основі даних [32]. Це дуже потужний метод для впровадження у сфері охорони здоров’я. Цей метод застосовувався при діагностиці раку молочної залози [33], хвороби Альцгеймера [34] та еритематозно-сквамозних захворювань [35]. На другому етапі, при потрійній тяжкості, FCM використовується для визначення значущості симптомів на

основі визначених BN відношень EBP. FCM – це підхід до моделювання з двома основними перевагами. Він легко зрозумілий експертам окремої предметної області та надає значення причинно-наслідковим картам на основі якісних суджень [36]. Пов’язані з логічними виведеннями невизначеність і нечіткість, притаманні медичним даним завдяки значним індивідуальним відмінностая та помилкам вимірювань. Ефективність FCM для боротьби з мінливістю даних переконала дослідників широко застосовувати зазначену методику. FCM були застосовані для створення DSS в умовах, де помилки мали б небезпечні наслідки [37], зокрема для управління діагностикою щитовидної залози [38], диференціальної діагностики легенів [39], оцінювання рівня результатів лікарень [40], DSS для оцінювання гострої лейкемії [41]. Після визначення значущості симптомів для кожного рівня тяжкості, ключові симптоми для розрізнення рівнів тяжкості підтверджених випадків COVID-19 використовуються для застосування в клінічних випробуваннях пацієнтів.

Тому лікарям та дослідникам необхідно оцінити тяжкість COVID-19 у пацієнтів одразу після відвідування лікарні на клінічних даних та результатів лабораторних досліджень. Однак дуже складно приймати такі важкі рішення без попереднього специфічного досвіду [24]. Через упередження, пов’язані з людськими факторами, зокрема, втомою, стресом, занепокоєнням та факторами навколишнього середовища, передбачений лікарями ступінь важкості захворювання може бути неточним [42]. Важко відрізнити COVID-19 від пневмонії та грипу через схожість симптомів. Будь-який помилковий діагноз або прогноз може завдати пацієнтам великих втрат та руйнівних наслідків у контролі над пандемією [43]. Комп’ютерні системи підтримки клінічних рішень (CDSS) імітують процеси прийняття рішень експертами у предметній області, можуть допомогти лікарям подолати вище перелічені обмеження. CDSS може зменшити невизначеність і час опрацювання та

отримати нові знання з накопичених клінічних даних. Видобуті знання можуть бути використані лікарями при прийнятті складних рішень [44].

Для покращення якості послуг у сфері охорони здоров'я розроблені численні CDSS на основі методів штучного інтелекту, зокрема машин опорних векторів [45], нейронних мереж [46] та логістичної регресії [47].

Перелічені методи мають ряд обмежень, зокрема, не вирішують невизначеність даних та представляють повністю керований даними підхід. Вони не враховують знання експертів для встановлення нелінійного співвідношення між входом і виходом. Їх продуктивність та ефективність значно залежать від набору даних для навчання та тестування, хоча існує інтегрований зв'язок між даними та знаннями в медичній сфері [44].Підходи SVM і ANN сформовані на основі чорного ящика. Їхні внутрішні структури не піддаються інтерпретації користувачам. Невизначеність є важливою характеристикою клінічних знань та клінічних даних. Вони переважають майже у всьому процесі прийняття клінічних рішень. Майже на весь процес прийняття клінічних рішень впливає невизначеність [48]. Знання експертної сфери відіграють вирішальну роль у прийнятті клінічного рішення. Таким чином, система, сформована на знаннях інтегрує знання експертів у клінічній області для моделювання нелінійного випадкового зв'язку між попередніми факторами та залежним результатом за різних типів невизначеності, є більш придатною для CDSS.

Експертна система на основі правил переконань (BRBES) [23] реалізує інтелектуальний CDSS для прогнозування ступеня тяжкості COVID-19 у пацієнтів, оскільки він відповідає вищезгаданим вимогам для CDSS. Має здатність боротися з невизначеністю у представленні знань та в логічних висновках. Інтегрує переваги підходу, орієнтованого на дані та знання, в єдину структуру з можливістю навчання для апроксимації нелінійних функцій і працює як універсальний оцінювач [44]. У BRBES гібридна схема представлення знань подана як база правил переконань (BRB),

використовується для зберігання нечітких, випадкових, нечітких, неповних і неточних знань експертів у формі правил переконань, щоб встановити нелінійний випадковий зв’язок між медичними даними та висновками. Процес формування висновків для визначення результатів прогнозу щодо тяжкості захворювання COVID-19 у пацієнтів реалізується з використанням невизначеної інформації про попередні. Механізм логічного виведення BRBES реалізується з використанням доказового обґрунтування, яке поєднує активовані правила в BRB, щоб зробити логічний висновок на основі спостережуваних невизначених клінічних даних для конкретного пацієнта. Він володіє здатністю раціонально резервувати невизначеності в BRB і відображати їх вплив на остаточне рішення [49]. Початковий BRB складається з пропозицій лікарів, які надали параметри кожного правила, включаючи референтні значення попередніх атрибутів, ваги попередніх атрибутів, ваги правил та ступені переконання. Однак лікарі можуть бути не в змозі точно визначити зазначені параметри через обмеженість людських знань [50].

Дослідження [51], [24], [43], [52] продемонстрували, що лактодегідрогеназа, лімфоцити та високочутливий креативний білок є трьома найефективнішими індикаторами тяжкості захворювання для всіх варіантів COVID-19. Тому зазначены ознаки доцільно використовувати для прогнозування тяжкості COVID-19 у пацієнтів.

1.4 Висновок до першого розділу

В першому розділі кваліфікаційної роботи освітнього рівня «Магістр» описано світ в умовах пандемії. Проведено наукові розвідки систем підтримки клінічних рішень на основі штучного інтелекту. Проаналізовано опубліковані наукові дослідження щодо оцінювання ступеня важкості COVID-19.

2 АНАЛІЗ МЕТОДІВ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ЩОДО СТУПЕНЯ ВАЖКОСТІ ВІРУСНИХ ЗАХВОРЮВАНЬ В УМОВАХ ПАНДЕМІЇ

2.1 Метод підтримки прийняття рішень на основі правил переконань

Експертна система на основі правил переконань (BRBES) складається з двох ключових компонентів:

– бази правил переконань (BRB), яка вважається базою знань для зберігання набору невизначених правил;

– механізму виведення на основі доказових міркувань (ER) для отримання нових результатів на основі асоціація тестового входу та BRB.

У BRBES знання експертів у предметній області моделюються за допомогою правила віри, яке є розширеною версією традиційного правила «якщо-то» [23]. Правило переконання складається з двох частин: перша частина є антецедентом або передумовами, яка включає всі антецедентні атрибути або вхідні дані, інша частина є консеквентом або висновком, що містить наступний атрибут. Кожному правилу довіри надається вага, щоб показати його відносну важливість. Більша вага свідчить про більшу важливість правила.

Висновок з BRB за допомогою ER-підходу в основному включає етапи:

– перетворення вхідних даних;

– обчислення індивідуального ступеня відповідності;

– обчислення ваг активації;

– оновлення переконань;

– агрегацію правил

Процес виведення з BRB за допомогою ER-підходу подано на рисунку 2.1.

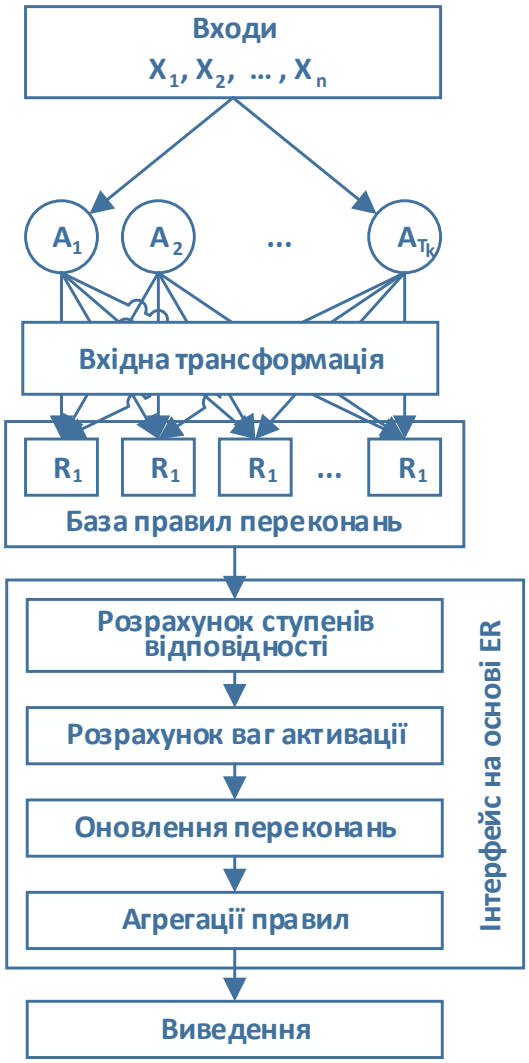

Рисунок 2.1 – Робочий процес прийняття рішень на основі правил переконань

Вхідне перетворення та індивідуальний розрахунок ступеня відповідності формуються на основі числових значень або суб'єктивних суджень, які використовуються як вхідні дані для попередніх змінних, перетворюються на розподіл переконань щодо відповідного, пов'язаного з кожним атрибутом, посилального терміну. Це перетворення можна зробити за допомогою методів перетворення еквівалентності на основі правил або критеріїв корисності [53]. Наприклад, числове вхідне значення x_i i-го антецедентного атрибута перетворюється:

$$\alpha_{i,j} = \frac{u(A_{i,j+1}) - x_i}{u(A_{i,j+1}) - u(A_{A_{i,j}})} \text{ and } \alpha_{i,j+1} = 1 - \alpha_{i,j}, \text{ if } u(A_{i,j}) \leq x_i \leq u(A_{i,j+1}) \quad (2.1)$$

$$\alpha_{i,k} = 0,\ for\ k = 1, \ldots, J_i\ and\ k \neq j, j+1. \quad (2.2)$$

де $A_{i,j}$ - j-ий референтний термін і-го антецедентного атрибута,

$u(A_{i,j})$ представляє значення корисності $A_{i,j}$,

$\alpha_{i,j}$ – ступінь, до якої вхід x_i належить довідковому терміну $A_{i,j}$ з $\alpha_{i,j} \geq 0$ та $\sum_{j=1}^{J_i} \alpha_{i,j} \leq 1$.

Розподіл переконань щодо референтних термінів:

$$S(x_i) = \{(A_{i,j}, \alpha_{i,j});\ i = 1, \ldots, M;\ j = 1, \ldots, J_i\}. \quad (2.3)$$

де M – номер антецедентної змінної в BRB, а J_i – кількість референтних термінів для і-ї антецедентної змінної.

Завдяки цьому розподілу кожне референтне значення попередніх змінних у BRB отримає ступінь переконання – індивідуальний ступінь відповідності, який кількісно визначає кількість відповідності вхідного значення з пов'язаними довідковими значеннями. Коли окремі ступені відповідності призначаються довідковим значенням k-го правила, то попередню частину правила можна визначити:

$$(A_1^k, \alpha_1^k) \wedge (A_2^k, \alpha_2^k) \wedge \cdots \wedge (A_M^k, \alpha_M^k). \quad (2.4)$$

де $A_i^k \in \{A_{i,j}; j = 1, .., J_i\}$ та $\alpha_i^k \in \{\alpha_{i,j}; j = 1, \ldots, J_i\}$.

Розрахунок ваги активації кожного правила віри проводиться для кількісної оцінки загального впливу кожного правила переконань у процесі виведення. Вага активації кожного правила переконання розраховується на основі ваги, пов'язаної з кожним правилом, та окремих ступенів

відповідності довідкових термінів, створених у результаті перетворення вхідних даних (2.1).

Правило правило переконання може складатися з більш ніж одного з попередніх атрибутів, пов’язаних логічними сполучниками «І» або «АБО» відповідно до кон’юнктивного та диз’юнктивного припущення. Тому необхідно з’ясувати комбінований ступінь відповідності правила з врахуванням всіх попередніх атрибутів правила.

Комбінований ступінь відповідності правила переконання вимірює ступінь, до якого вхідний вектор відповідає попередній частині цього правила. Він обчислюється, інтегруючи всі пов’язані з правилом окремі ступені відповідності. Для цього окремі ступені відповідності всіх попередніх атрибутів у *k*-му правилі необхідно інтегрувати за допомогою функції агрегації. До вибору функції агрегації слід приділяти належну увагу. Для формування правила використовується сполучник «І», комбінований ступінь відповідності α_k для *k*-го правила можна обчислити за допомогою простої зваженої мультиплікативної функції агрегації:

$$\alpha_k = \prod_{i=1}^{M} (\alpha_i^k)^{\bar{\delta}_i} . \qquad (2.5)$$

Якщо для всіх антецедентів у правилі використовується зв’язок «АБО», то об’єднана ступінь відповідності α_k для *k*-го правила обчислюється за допомогою функції агрегації зваженої суми:

$$\alpha_k = \sum_{i=1}^{M} (\alpha_i^k)^{\bar{\delta}_i} . \qquad (2.6)$$

де $\bar{\delta}_i = \frac{\delta_i}{\max\limits_{i=1,\dots,M}\{\delta_i\}}$ – нормована вага *i*-го антецедентного атрибута з $0 \le \bar{\delta}_i \le 1$.

Внесок антецедентного атрибута в α_k позитивно пов'язаний з вагою атрибута. Важливий атрибут відіграє більшу роль у визначенні α_k [54]. Вага активації ω_k k-го правила ґенерується на основі зважування та нормалізації комбінованого ступеня відповідності α_k, заданого рівнянням:

$$\omega_k = \frac{\theta_k \alpha_k}{\sum_{l=1}^{L} \theta_l \alpha_l} . \tag{2.7}$$

де θ_k представляє відносну вагу k-го правила.

Зауважимо, що $0 \leq \omega_k \leq 1 \ (k = 1, \ldots, L)$ і $\sum_{l=1}^{L} \omega_l = 1$. Коли вага активації правила стає нульовою, то правило не активується і не впливає на процес виведення [55].

Після розрахунку ваги активації правила для всіх правил у базі правил переконань знання в правилі переконань можна сформувати матрицю виразу правила переконання, подану в таблиці 2.1. Вона підсумовує інформацію про базу правил переконань з L правилами переконань і N послідовними референтними значеннями.

Таблиця 2.1 – Матриця виразів правил переконань

Вага активації	**Ступінь переконання**			
	D_1	D_2	...	D_N
ω_1	$\beta_{1,1}$	$\beta_{2,1}$	...	$\beta_{N,1}$
ω_2	$\beta_{1,2}$	$\beta_{2,2}$	...	$\beta_{N,2}$
...	...	...	...	...
w_k	$\beta_{1,k}$	$\beta_{2,k}$	...	$\beta_{N,k}$
...	...	...	...	...
(w_L)	$\beta_{1,L}$	$\beta_{2,9}$	...	$\beta_{N,L}$

На наступному етапі реалізується процедура виведення, щоб поєднати всі правила для ґенерування остаточних ступенів переконання для D_1, ... , D_N на основі матриці виразу правила [54].

На наступному етапі відбувається інтеграція активованого правила віри за допомогою алгоритму ER. На основі матриці виведення правил переконань, поданої в таблиці 2.1, правила, вага активації яких не дорівнює нулю, повинні бути агреговані для створення остаточного розподілу переконань щодо всіх можливих наслідків або результатів. Об'єднану ступінь віри β_i, пов'язану з відповідним наступним D_i, можна розрахувати за допомогою аналітичного ER- підходу:

$$\beta_n = \frac{\prod_{k=1}^{L}(\omega_k \beta_n^k + 1 - \omega_k \sum_{i=1}^{N} \beta_i^k) - \prod_{k=1}^{L}(1 - \omega_k \sum_{i=1}^{N} \beta_i^k)}{\sum_{i=1}^{N} \prod_{k=1}^{L}(\omega_k \beta_i^k + 1 - \omega_k \sum_{i=1}^{N} \beta_i^k) - (N-1) \prod_{k=1}^{L}(1 - \omega_k \sum_{i=1}^{N} \beta_i^k) - \prod_{k=1}^{L}(1 - \omega_k)}, \quad n = 1, \ldots, N. \tag{2.8}$$

Остаточний розподіл переконань, створений ER, поданий $\{(D_1, \beta_1), (D_2, \beta_2), \ldots, (D_j, \beta_j), \ldots, (D_N, \beta_N)\})$, де $\beta_j (j \in \{1, \ldots, N\}$ – остаточний ступінь віри, що прикріплюється до *j*-го наступного D_j після об'єднання всіх активованих правил у BRB [49]. Після цього клас з найбільшим ступенем віри вибирається як кінцевий отриманий результат для тестового входу x :

$$f(x) = D_j, \; j = arg \max_{i=1,\ldots,N} \{\beta_i\}. \tag{2.9}$$

На наступному етапі відбудеться навчання BRB з історичними даними. Метою процесу оптимізації є пошук набору параметрів, які знижують частоту помилок класифікації. Це досягається завдяки мінімізації дисперсії або відхилення $\zeta(P)$ між результатом BRBES, змодельованим виходом (zm),

і результатом реальної системи, відомим як спостережуваний вихід $(\bar{z}_m)$ (див. рисунок 2.2).

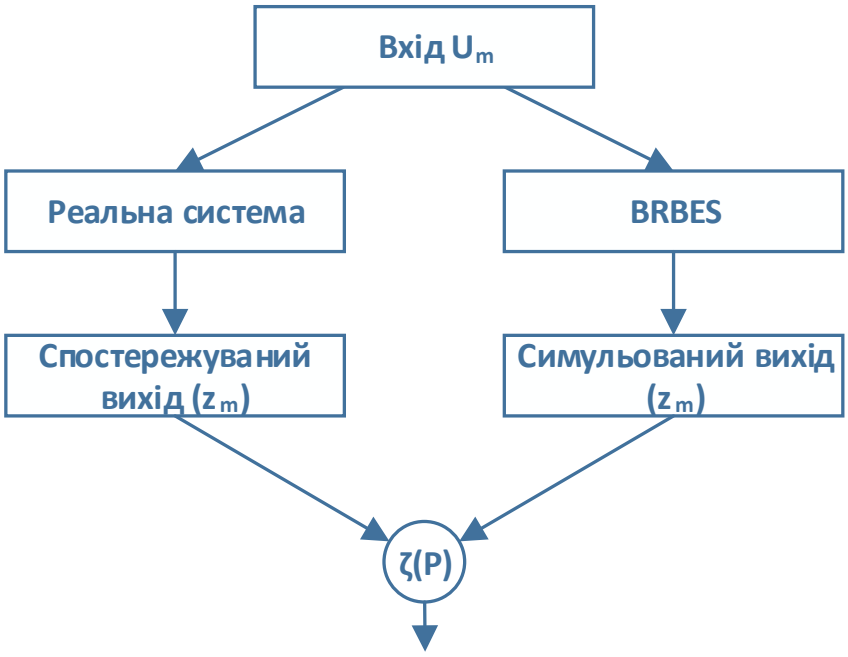

Рисунок 2.2 – Оптимальний процес навчання BRBES

Набір реальних даних використовується в якості навчального в процесі оптимізації. Результат сформований BRBES порівнюється з фактичним результатом для кожної навчальної вибірки. Припустимо, що для навчання BRBES використовується кількість навчальних вибірок T, а BRBES забезпечує неточне прогнозування вибірок C за допомогою вектора параметрів P. Тоді рівень помилок класифікації BRBES можна позначити:

$$\zeta(P) = \frac{C}{T}. \tag{2.10}$$

Вектор параметрів P складається з L вагових правил $\{\theta_l, l = 1, \ldots, L\}$, M ваг атрибутів $\{\delta_m, m = 1, \ldots, M\}$ і N ступенів віри $\{\bar{\beta}_{l,n}, n = 1, \ldots, N\}$ для кожного правила віри $R_l (l = 1, \ldots, L)$. Отже, модель оптимізації вектора параметрів BRBES можна описати виразами, де цільова функція

$$Minimize\ \{\zeta(P)\} \tag{2.11}$$

використовується для мінімізації помилки класифікації. При цьому

$$Subject\ to\ \sum_{n=1}^{N} \beta_{l,n} = 1,\ l = 1,\ldots,L, \tag{2.12}$$

$$0 \le \beta_{l,n} \le 1,\ n = 1,\ldots,N;\ l = 1,\ldots,L \tag{2.13}$$

є обмеженням на ступінь віри в BRBES. А рівняння

$$0 \le \theta_l \le 1,\ l = 1,\ldots,L \tag{2.14}$$

$$0 \le \delta_m \le 1,\ m = 1,\ldots,M \tag{2.15}$$

наведені відповідно до вагових значень попередніх атрибутів і правил.

Рівняння:

$$u(A_{i,j}) - u(A_{i,j+1}) \le V_i,\ m = 1,\ldots,M;\ j = 1,\ldots,J_m - 1 \tag{2.16}$$

є обмеженням на значення корисності довідкових значень попередніх атрибутів у BRB. V_i – позначає невелике значення для розрізнення двох сусідніх опорних значень для *i*-го антецедентного атрибута в BRBES.

$$u(A_{m,1}) = ub_m;\ m = 1,\ldots,M \tag{2.17}$$

$$u(A_{m,I}) = lb_m;\ m = 1,\ldots,M\ . \tag{2.18}$$

В свою чергу lb_m та ub_m – це нижня і верхня межі m-го антецедентного атрибута в BRB відповідно. Для вирішення задачі оптимізації з обмеженнями слід використовувати алгоритм оптимізації.

Для оптимізації BRB використовується алгоритм оптимізації на основі модифікованого диференціального оцінювання (DE). Оригінальний алгоритм DE є сучасним еволюційним алгоритмом для нелінійних або неопуклих задач безперервної оптимізації без обмежень. Однак задача оптимізації BRB має обмежений характер. Тому вихідний алгоритм DE модифікується так, щоб оптимальні параметри відповідали обмеженням [23]. Модифікований алгоритм DE складається з двох етапів.

Мутація: для будь-якого вектора параметрів $p_c, \{c = 1, 2, \ldots, NP\}$ в популяції на генерації t, яка в основному є базою правил переконань, складається з ваг атрибутів подання знань, ваги правила та відповідного ступеня переконання, закодованих як вектор рішення, поданого на рис. 2.1, три вектори параметрів, p_w, p_y та p_z, які відрізняються один від одного, а також від p_c, випадковим чином вибираються з векторів параметрів NP для генерування вектора донора:

$$v_c = p_w + F * (p_y - p_z). \tag{2.19}$$

де F – константа, відома як оператор мутації. Зазвичай $F \in (0, 2]$ і $F = 0.5$ є більш стабільним і ефективним [56].

Кросовер. Операція кросовера виконується між двома векторами параметрів v_c і P_c за допомогою рівняння:

$$v_{c,i} = \begin{cases} p_{c,i}, \ if \ random(0,1) > CR \\ v_{c,i}, \ otherwise \end{cases}, \ i = 1, 2, \ldots, N. \tag{2.20}$$

де $p_{c,i}$ – i-й параметр у c-му векторі параметрів,

N – загальна кількість параметрів у векторі.

$CR \in [0,1]$ – це ймовірність кросовера, яка контролює змінене значення. Зазвичай $CR = 0.9$ є відповідним вибором [56].

Корекція: значення параметра в щойно згенерованому векторі параметрів vc може не задовольняти обмеженням, поданим у рівняннях 2.12–2.16, оскільки операція його мутації сформована на основі диференційної інформації між векторами параметрів. Тому необхідно коригувати значення параметрів. Корекція поданих у рівняннях 2.13–2.15 обмежень виконується за формулою:

$$v_{c,i} = \begin{cases} v_{c,i}; & if\ lb_i \le v_{c,i} \le ub_i \\ \frac{v_{c,i} + F*(up_i) + lb_i}{2F+1}; & otherwise \end{cases} ;\ i = 1, \dots, N. \qquad (2.21)$$

Щоб ґарантувати, що *l*-е правило переконання є повним, тобто підсумовування ступенів переконань, пов'язаних з усіма наслідками в *l*-му правилі, є одиницями, відповідно до поданого в рівнянні 2.12. Потім виконується корекція:

$$\bar{\beta}_{l,n} = \frac{\beta_{l,n}}{\sum_{i=1}^{N} \beta_{l,n}};\ l = 1, \dots, L;\ n = 1, \dots, N. \qquad (2.22)$$

де $\{\beta_{l,n}; l = 1, \dots L;\ n = 1, \dots, N\} \in v_c$. $\bar{\beta}_{i,n}$ – це виправлений ступінь переконання, пов’язаний з *i*-им наслідком у *l*-му правилі переконання. Донорний вектор v_c оновлюється за допомогою $\bar{\beta}_{l,n}$.

Вибір: зґенерований вектор параметрів v_c є в основному базою правил переконань, яка складається з ваг атрибутів параметрів подання знань, вагових значень правил та відповідного ступеня переконання, які задовольняють всі подані в рівняннях 2.12–2.16 обмеження. Вони можуть бути використані для ґенерації виведення для будь-якого входу. Отже,

цільову функцію подану в рівнянні 2.11 можна оцінити за допомогою вектора параметрів v_c, щоб знайти її відповідність $\zeta(v_c)$. Аналогічно оцінюється відповідність $\zeta(p_c)$ вектора параметрів p_c. Потім порівнюються два значення придатності, щоб вибрати, який вектор параметрів увійде в наступне покоління:

$$P_c(t+1) = \begin{cases} v_c & if\ \zeta(v_c) \le \zeta(p_c), \\ p_c & otherwise \end{cases}. \qquad (2.23)$$

Вираз 2.23 гарантує, що для наступного покоління буде обрано вектор параметра з мінімальним цільовим значенням.

2.2 Баєсівські мережі та байєсівський алгоритм пошуку

Теорема Байєса визначає умовні або граничні ймовірності для двох змінних α та β наступним чином [35]:

$$P(\alpha/\beta) = \frac{P(\beta/\alpha)P(\alpha)}{P(\beta)}. \qquad (2.24)$$

Людські знання щодо багатофакторних задач можна вважати спільним розподілом ймовірностей (JPD) цих змінних. Вивчати знання з даних означає вивчати цю спільну ймовірність. Спільна ймовірність має 2^n параметри для задачі бінарного вибору з n змінними. Отримання спільної ймовірності є непрактичним коли складність задачі зростає в геометричній прогресії із збільшенням кількості змінних. BN, що розкладає спільну ймовірність на добуток деяких простих умовних ймовірностей, може зменшити складність [57]. BN є членом сімейства ймовірнісних графічних моделей, які складаються з вузлів і стрілок напрямку. Зазвичай вузли в BN зображуються

у вигляді кіл або овалів і вказують на змінні, а спрямовані ребра (стрілки) між парами вузлів демонструють зв’язки між змінними. У BN ті вузли, які сприяють вищим вузлам, вирівнюються у відносинах «дочірній» до «батьків», де батьківські вузли переважають дочірні вузли [58]. BN має дві складові: графічну модель (G) і набір параметрів (Θ) $(\beta = (G, \Theta\}))$. G можна скласти з випадкових величин $X_1, X_2, X_3, ..., X_n$ і Θ містить стани кожної випадкової величини, заданої батьківським набором π_i в G. У G нехай випадкові величини $V = \{X_1, X_2, X_3, ..., X_n\}$ з JPD з їх значеннями або станами $x_1, x_2, x_3, ..., x_n$ відV. Ймовірності цих змінних можна подати у виді

$$P(X_1 = x_1,\ X_2 = x_2,\ X_3 = x_3,\ \dots,\ X_n = x_n) = P(x_1, x_2, x_3, ...x_n). \qquad (2.25)$$

А BN відповідає графічній моделі G, яка є прямим ациклічним графом (DAG). Структура DAG описується як вершини та спрямовані ребра. Вершини v демонструються як множина вузлів у V, а ребра позначають зв'язок між вершинами. Нарешті, кожна вершина в графічній структурі проти V має свій специфічний розподіл умовної ймовірності (CPD), який можна визначити як $P(x_i|\pi_i)$. Отже, JPD BN є продуктом CPD [59]. Для більшого спрощення припустимо, що BN складається з n випадкових величин $x_1, x_2, x_3, ..., x_n$. Повний JPD можна записати [60]:

$$P(x_1, x_2, x_3, ..., x_n) = P(x_1|x_2, x_3, ..., x_n)P(x_2|x_3, x_4, ..., x_n)... \\ P(x_{n-1}|x_n)P(x_n). \qquad (2.26)$$

Вираз можна спростити:

$$P(x_1, x_2, x_3, ..., x_n) = \prod_{i=1}^{n} P(x_i|x_{i+1}, ..., x_n) \qquad (2.27)$$

Після цього припустимо, що π_i вказує на множину батьківських вузлів вузла x_i. Тепер, використовуючи наявні знання про те, що є батьками кожного вузла, рівняння 2.27 можна переформулювати:

$$P(x_1, x_2, x_3, ..., x_n) = \prod_{i=1}^{n} P(x_i|\pi_i) \tag{2.28}$$

Крім того, BN припускає припущення незалежності вузлів від усього набору своїх попередників, окремо від безпосереднього батьківського [59].

Спосіб створення ефективної BN був довгостроковим питанням дослідження. Побудова байєсівської мережі для набору даних D є пошуком найбільш підходящої мережі і зазвичай поділяється на дві підзадачі навчання: вивчення структури та вивчення параметрів. Навчання структури спрямоване на визначення топології мережі. Навпаки, навчання параметрів зосереджується на визначенні кожного умовного розподілу $P(x_i|\pi_i)$ для заданої структури мережі. Вивчення структури BN вимагає вищої точності, ніж вивчення параметрів [61]. Алгоритм навчання байєсівської структури пошуку є одним з найбільш ранніх і найпопулярніших алгоритмів для BN. Його ввели Купер і Герсковіц [62], а потім розвинула група авторів на чолі з Гекерманом [63]. По суті, він слідує за процедурою підйому на гору та керується евристичною оцінкою із випадковими перезапусками. Алгоритм створює ациклічний орієнтований граф, який дає максимальний бал. Оцінка пропорційна ймовірності даних на основі структури, яка передбачає, що така сама попередня ймовірність була призначена будь-якій структурі. Це пропорційно ймовірності структури з урахуванням даних. Алгоритм створює текстове поле на екрані, яке складається з налаштувань усіх параметрів алгоритмів BS. Основою байєсівської теорії пошуку є оновлення ймовірності цілі розташованої в *i*-му полі на основі попередніх невдач у виявленні. Після пошуку *i*-го ящика і неможливості його знайти, відповідна ймовірність

зменшиться, а ймовірність знаходження в іншому полі збільшиться. У цій моделі лише умовні ймовірності невдачі виявлення відіграють роль в оновленні ймовірностей нового розташування. Отже, за допомогою алгоритму пошуку досліджується лише поле з найвищою ймовірністю. Саме воно містити ціль та пошуки. У разі неможливості знайти, оновлюються всі ймовірності розташування та повторюється пошук поки ціль не буде виявлена або не буде досягнуто встановленукількість проблисків [64]. Алгоритм включає параметри, зокрема максимальну кількість батьків, ітерації алгоритму, розмір вибірки для представлення інерції поточних параметрів при введенні нових даних, початкове випадкове число, ймовірність зв’язку – параметр, який використовується при ґенеруванні випадкового запуску мережі на початку кожної з ітерацій, ймовірність попереднього зв'язку, максимальний час і функцію оцінювання [65].

2.3 Метод FCM

Косько [66] вперше ввів концепцію FCM, використовуючи інструменти нечіткої логіки та штучних нейронних мереж (ANN) для зображення когнітивної карти або формування причинно-наслідкових графічних моделей отриманих причинно-наслідкових зв’язків для чисел у діапазоні [0, 1] або [−1, 1] [67]. FCM може бути створений на основі тимчасових рядів, досвіду та знань експертів у окремій предметній області [68]. У FCM C_i демонструє вузли або поняття, які з’єднані за допомогою зважених дуг. Кожен зв’язок між двома поняттями C_i та C_j має вагу, рівну W_{ij}, що вказує на ступінь причинно-наслідкового зв’язку та тип зв’язку між поняттями [69]. Таким чином, $W_{ij} > 0$ представляє позитивний причинно-наслідковий зв'язок, $W_{ij} < 0$ представляє негативний причинний зв'язок, а $W_{ij} = 0$ представляє відсутність будь-якого зв'язку між двома поняттями. Після зображення карти її необхідно змоделювати за математичними формулами на першому кроці

для аналізу моделі. Досягнувши значень вузла, значення інших вузлів, пов'язаних з цим вузлом, можна отримати за допомогою рівняння:

$$A_i^{(k+1)} = f\left(A_i^{(k)} + \sum_{\substack{i=1 \\ j \neq i}}^{n} W_{ij}^{(k)} A_j^{(k)}\right). \quad (2.29)$$

У рівнянні 2.29, $A_i^{(k+1)}$ вказує значення C_i в $(k+1)$ повтореннях, $A_i^{(k)}$ вказує значення C_i в k повторів, а $f(x)$ представляє функцію нормалізації.

У FCM для підвищення їх точності, структури карти та зменшення опори на судження експертів необхідне точне оцінювання ваг карт за допомогою алгоритмів навчання [70]. Алгоритми навчання FCM поділяються на чотири категорії:

– алгоритми на основі Hebbian;
– популяційні алгоритми;
– гібридні алгоритми;
– інші алгоритми.

Кожна категорія має відповідні характеристики та містить декілька алгоритмів [71]. У першій категорії розроблено алгоритми навчання, сформовані на основі правил Хеба. Логіка зазначених правил походить від штучних нейронних мереж, зокрема, диференціального Хеббіана [72], нелінійного Хеббіана [73] та активного Хеббіана [74]. У популяційному навчанні згруповані алгоритми навчання, зокрема, мультилокальні та збалансовані меметичні алгоритми [75], оптимізація астатевого відтворення та його модифікована версія [76] тощо. Третя категорія алгоритмів сформована на основі алгоритмів, на основі алгоритмів Хеббі та на популяційних алгоритмах, які можуть використовувати людські знання з історичними даними для налаштування вагової матриці. В останній категорії згруповано алгоритми, що не входять до основних трьох груп і були розроблені для вирішення проблем попередніх алгоритмів, зокрема, алгоритм дельта-правила [77].

2.4 Комбінований підхід

У роботі [31] запропоновано DSS для оцінювання ключових симптомів COVID-19 для визначення тяжкості епідемії на основі «Протоколу діагностики та лікування нової коронавірусної пневмонії, опублікованого Національною комісією охорони здоров'я (NHC) США» [78]. Цей метод є гібридним підходом, сформованим на основі BN і FCM.

Спочатку збирається набір даних для підтверджених випадків COVID-19. Після групування даних їх розподіляють на три рівні, які демонструють ступінь тяжкості інфекційного захворювання. На першому етапі цього підходу BN реалізується для двох основних цілей:

– видобування зв'язків EBP між атрибутами та ймовірності їх впливу в незалежному та комбінованому режимах;

– видобування зв'язків EBP між атрибутами всередині рівнів серйозності для формування FCM.

Байєсівський алгоритм пошуку використано для навчання BN. Цей алгоритм використовує базові знання в предметній області, які можуть використати судження експертів у мережі. На етапі навчання BN відношення між атрибутами визначаються на основі умовної ймовірності та алгоритму. Байєсівський алгоритм пошуку ґенерує ациклічний орієнтований графік, який визначає максимальний бал. Оцінювання пропорційне до ймовірності даних із заданою структурою [31]. Він вважає, що для будь-якої структури була зазначена однакова попередня ймовірність, пропорційна ймовірності структури з урахуванням даних. Слід зазначити, що нелогічні зв'язки між атрибутами видаляються. Наприклад, лихоманка не може вплинути на вік пацієнта, і, отже, цей зв'язок слід усунути.

На другому етапі FCM будується на основі видобутих відношень EBP BN. Симптоми захворювання вважаються основними поняттями FCM, а тяжкість кожного рівня є цільовим вузлом FCM. Формування FCM базується

на визначальному сценарії для кожного симптому та досягненні впливу кожного симптому на вузол цілі. Для цього кожен симптом активується, а решта симптомів деактивується, і FCM тренується. Після навчання FCM для кожного симптому та рівня тяжкості вибирається показник цільового вузла. Узагальнений алгоритм комбінованого підходу подано на рисунку 2.3.

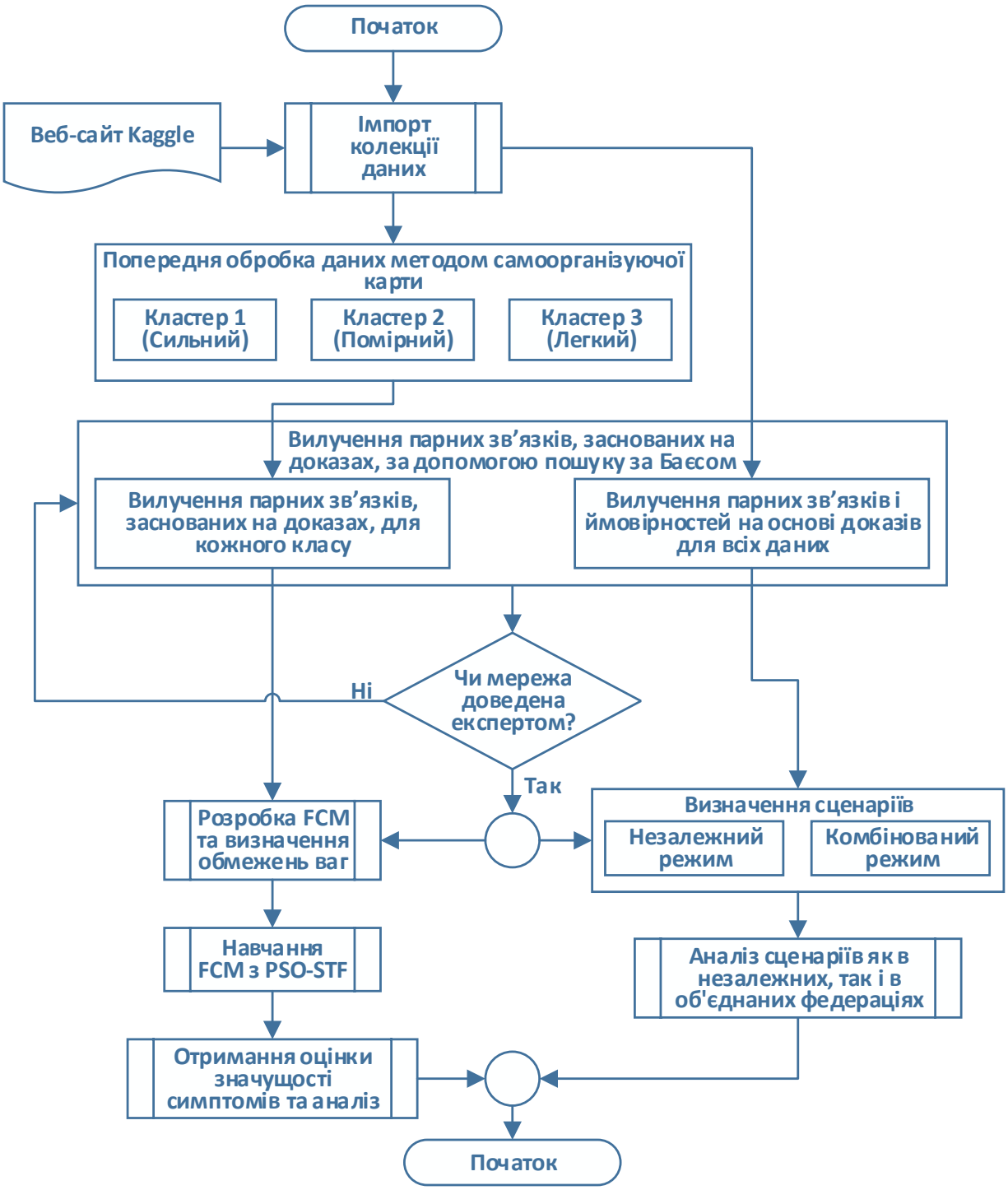

Рисунок 2.3 – Узагальнений алгоритм комбінованого підходу

Через високу важливість вилучення ваги зв’язків ЕВР між симптомами, для навчання FCM потрібно використовувати популяційний алгоритм навчання. Використаний алгоритм базується на комбінації оптимізації рою частинок (PSO) та S-подібної передатної функції (PSO-STF). Вперше цей алгоритм був запропонований Абаспуром Онарі [79] для розширення алгоритму PSO через його недолік у розрізненні різних понять. PSO-STF, що реалізує S-подібну передаточну функцію, може покращити роздільність алгоритму та дати точне й яскраве уявлення про проблему для осіб, які приймають рішення. Практично доведено, що пріоритет концепцій має вирішальне значення для керівників, які приймають рішення, і їм потрібен точний і обґрунтований підхід до визначення пріоритетів. Спочатку PSO ґенерує різні рішення для FCM. Завдяки ґенерації рішень з високою точністю та роздільністю до алгоритму доцільно використовувати S-подібну передатну функцію. Відповідні вагові коефіцієнти між співвідношеннями дозволять приймати значення в діапазоні [0, 1], щоб уникнути ґенерування фізично безглуздих вагових матриць та відсутності інформації про вплив симптомів один на одного [31]. Усі досягнуті кількості вузлів цілі на потрійних рівнях виділяються та аналізуються для задання значимості симптомів при розрізненні рівнів тяжкості COVID-19. При цьому симптоми з вищим балом матимуть вищий рейтинг.

2.5 Висновок до другого розділу

В другому розділі кваліфікаційної роботи досліджено метод підтримки прийняття рішень на основі правил переконань. Описано Баєсівські мережі та байєсівський алгоритм пошуку. Розглянуто метод FCM. Проаналізовано комбінований підхід до підтримки процесів прийняття рішень щодо ступеня важкості вірусних захворювань в умовах пандемії.

3 ОБЧИСЛЮВАЛЬНИЙ ЕКСПЕРИМЕНТ

3.1 Попередня обробка даних для кластеризації

В кваліфікаційній роботі використовується набір даних з [80] про COVID-19. У цьому наборі даних виявлені симптоми COVID-19 розглядаються як атрибути. Через відсутність справжніх міток для зразків, групування зразків було здійснено за допомогою самоорганізуючої карти – карти Кохонена, котра належить до алгоритмів ML на основі екземплярів. Її можна подати як сітку нейронів (вузлів) конкурентного характеру, де виходи цих типів ШНМ відображають фактичний стан мережі [81]. Це один із видів методів ШНМ без нагляду, простий і практичний інструмент для кластеризації застосунків для аналізу даних. Дані зі схожими ознаками поділяють на подібні групи [82]. Загалом, самоорганізована карта складається з чотирьох основних фаз [83]:

– ініціалізації;
– змагання;
– співпраці;
– коригування.

Щоб почати кластеризацію, кожен вузол ініціалізується випадковою вагою. Відповідно до рівномірного розподілу, це може бути довільний розподіл ймовірностей або навіть випадкова вибірка з вхідного навчального набору. Процес навчання відбувається у виді набору ітерацій та заснований на простому правилі: кожен вузол «змагається» за найкращу відповідність до випадково вибраного вектора з навчального набору.

Найкраща одиниця відповідності (BMU) винагороджується таким чином, що стає більш схожою на вхідний вектор. Вузли поблизу BMU можна змінювати в тому ж напрямку, однак у меншій мірі, ніж BMU. Після множини вибірок вузли можуть навчитися ставати більш схожими на

навчальний набір [84]. Оскільки всі вибірки були розбиті на три кластери на основі самоорганізованої карти з розміром градки рівним [1, 3]. Тобто, відстань між центральною точкою кожного кластера та початком системи координат вважається критерієм для присвоєння реальної мітки кожному кластеру. Ці позначки є клінічними ступенями тяжкості, визначеними медичними протоколами NHC та NATCM:

1) тяжка;

2) середньої тяжкості;

3) легка ступінь.

Таким чином, тридцять сім з половиною відсотків досліджуваних зразків були поміщені в перший кластер, що відповідає «тяжкому ступеню» захворювання. Оскыльки, найбільша евклідова відстань від початку координат системи. У цьому кластері сформований випадок повинен відповідати одному або декільком серед визначених критеріїв, включаючи «дихальний дистрес», «насичення киснем менше дев’яносто трьох відсотків у стані спокою», «артеріальний парціальний тиск кисню» та «зображення грудної клітки, яке показало очевидні ураження протягом однієї-двох діб більш ніж на половину». Крім того, дочірній елемент першого кластера може відчувати специфічні стани, включно з «незалежно від температури та потіння», «насичення киснем менше дев’яносто два відсотки на пальцевому пульсоксиметрі, зняте в стані спокою», «утруднене дихання, ціаноз та періодичне апное», «млявість та судоми», а також «утруднення харчування та ознаки зневоднення» [78].

Самоорганізуюча карта класифікувала понад вісімнадцять відсотків серед зразків у другому кластері «помірна тяжкість» та майже сорок чотири відсотки в третьому кластері «легкий ступінь тяжкості» [78]. Тобто, якщо котройсь з пацієнтів має лихоманку та респіраторні симптоми з рентгенологічними ознаками пневмонії, вони будуть класифіковані як «помірний рівень тяжкості». Мітка легкого ступеня тяжкості призначена для

випадків, в яких спостерігаються легкі клінічні симптоми та відсутність ознак пневмонії на ренгенівському зображенні. Після цього етапу кластери розглядаються з одинаковим рівнем серйозності і використовуються як вхідні дані для BN та FCM.

3.2 Оцінка сценаріїв

Зібраний набір даних складається з підтверджених випадків захворювання COVID-19. Дані складаються з дев'яти симптомів, поділених на два підрівні:

1) симптоми включають лихоманку, втому, сухий кашель, задишку та біль у горлі;

2) симптоми включають біль, закладеність носа, ринорею та діарею.

Обидва рівні мають окремий стан, який вказує, що жоден із перелічених симптомів не спостерігався – «жодних симптомів». Пацієнти поділяються між 5 віковими інтервалами: [0, 9], [10, 19], [20, 24], [25, 59] та старше 60 років. Однак, оскільки вік не класифікується як симптом пандемії та не впливає на процес прийняття рішень, то це не вивчено в сценаріях.

Для застосування BN було використано байєсівське дослідження та метод «QGeNIe Modeler» [85]. На рисунку 3.1 подано відношення EBP симптомів COVID-19, отриманих BN на основі даних. На цій фазі симптоми аналізувалися у двох режимах:

1) незалежних;

2) у поєднанні з різними сценаріями.

В таблиці 3.1 подано відомості щодо режиму незалежного оцінювання симптомів на основі BN. При цьому ймовірності були виділені для потрійної класифікації рівнів серйозності [31]. Для ілюстрації, у категорії симптомів, пацієнт, у якого була лихоманка, з імовірністю 0,4243 може бути віднесений до категорії тяжкого ступеня тяжкості.

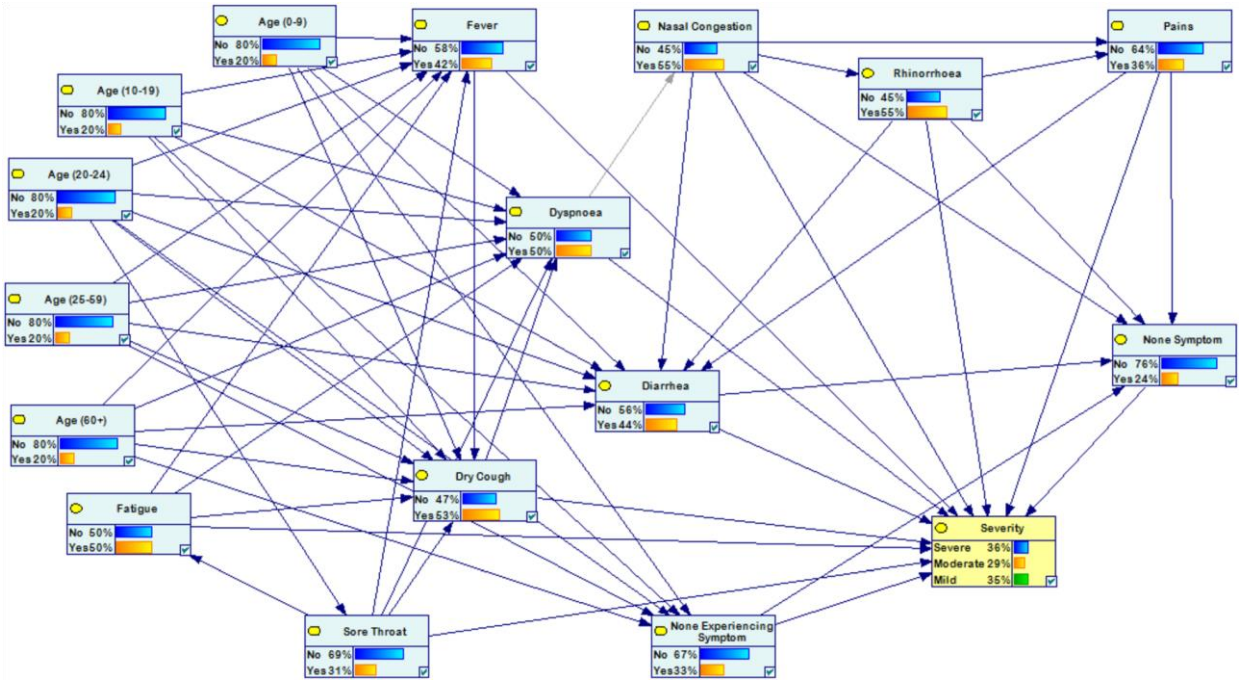

Рисунок 3.1 – Загальний огляд парних відношень симптомів COVID-19, сформованих на доказах [85]

Оскільки лихоманка має суттєву різницю ймовірності порівняно з іншими симптомами, то вона відіграє ключову роль у визначенні ступеня тяжкості COVID-19.

Таблиця 3.1 – Оцінювання впливу симптомів захворювання на його тяжкість в незалежному режимі [31]

№ з/п	Симптоми	Тяжкість захворювання, ймовірність		
		Важка	Середня	Легка
1	Лихоманка	0.4243	0.2257	0.3500
2	Втома	0.4558	0.2416	0.3026
3	Сухий кашель	0.4839	0.3416	0.1745
4	Задишка	0.4589	0.2521	0.2890
5	Біль у горлі	0.4316	0.2043	0.3641
6	Немає симптомів	0.3300	0.3300	0.3400

Пацієнта без будь-яких симптомів неможливо легко класифікувати за рівнями тяжкості, оскільки всі ймовірності мають близький діапазон (0,33, 0,33, 0,34). Тому слід розглянути додаткові клінічні випробування, щоб пацієнт продемонстрував серйозність перебігу захворювання. В таблиці 3.2 подано відомості щодо режиму незалежного оцінювання відчуттів симптомів на основі BN [31].

Таблиця 3.2 – Оцінювання впливу відчуттів симптомів захворювання на його тяжкість в незалежному режимі

№ з/п	Відчуття симптомів	Тяжкість захворювання, ймовірність		
		Важка	Середня	Легка
1	Болі	0.3615	0.2838	0.3547
2	Закладеність носа	0.3618	0.2825	0.3557
3	Ринорея	0.3625	0.2799	0.3576
4	Діарея	0.3572	0.2897	0.3531
5	Немає симптомів	0.3351	0.3282	0.3367

Тому окремий симптом не може бути ефективним для визначення ступеня тяжкості вірусного захворювання. Хоча за офіційними протоколами це один із основних симптомів захворювання, його не можна використовувати для диференціації рівнів тяжкості вірусного захворювання. Цей аргумент вірний у категорії відчуття симптомів, коли аналізується роль ринореї. Для цього симптому ймовірності становлять (0,3625, 0,2799, 0,3576), роль цього симптому в розмежуванні важкого і легкого ступеня тяжкості є спірною. Аналогічно можна проаналізувати роль інших симптомів.

У таблиці 3.3 подані різні сценарії оцінювання симптомів на основі BN [31]. Для аналізу потенційної тяжкості підтверджених випадків сформовано вісімнадцять сценаріїв.

Таблиця 3.3 – Оцінювання впливу симптомів захворювання на його тяжкість у комбінованому режимі

№ з/п	Симптоми	Тяжкість захворювання, ймовірність		
		Важка	Середня	Легка
1	Немає симптомів+болі	0.3300	0.3300	0.3400
2	Немає симптомів+закладеність носа	0.3297	0.3297	0.3406
3	Жодних симптомів+ринорея	0.3291	0.3291	0.3418
4	Жодних симптомів+діарея	0.3306	0.3306	0.3388
5	Жодного симптому+всі симптоми	0.3291	0.3291	0.3418
6	Немає симптомів+лихоманка	0.3419	0.3214	0.3367
7	Немає симптомів+втома	0.3461	0.3229	0.3310
8	Немає жодних симптомів+сухий кашель	0.3497	0.3360	0.3143
9	Немає симптомів+задишка	0.3458	0.3250	0.3292
10	Жодного з симптомів+біль у горлі	0.3407	0.3222	0.3371
11	Жодного з симптомів+всі симптоми	0.3888	0.3056	0.3056
12	Лихоманка+втома (CS)	0.5168	0.1806	0.3026
13	Лихоманка+сухий кашель (CS)	0.5830	0.2085	0.2085
14	Втома+сухий кашель (CS)	0.6045	0.2484	0.1471
15	Лихоманка+втома+сухий кашель (CS)	0.7058	0.1471	0.1471
16	Лихоманка+втома+сухий кашель+діарея (CS&LS)	0.6824	0.1588	0.1588
17	Лихоманка + втома + сухий кашель + біль у горлі (CS&LS)	0.6834	0.1583	0.1583
18	Лихоманка + втома + сухий кашель + діарея + біль у горлі (CS&LS)	0.6658	0.1671	0.1671

При цьому, наприклад, якщо симптом діареї для пацієнта проявляється без будь-яких попередніх симптомів, точно визначити ступінь тяжкості його захворювання дуже складно, через відносну близькість ймовірностей: (0,3306, 0,3306 і 0,3388) [31].

Однак ймовірність для легкої ступені тяжкості більша, ніж інші. Інший сценарій з болем у горлі і відсутністю симптомів свідчить, що знову визначити тяжкість захворювання важко через його діапазон: (0,3407, 0,322, 0,3371). Ймовірність віднести зазначеного пацієнта до тяжкого ступеня більша за інших.

Діагностувати ступінь тяжкості без будь-яких попередніх симптомів захворювання дуже важко, оскільки COVID-19 має подібні симптоми з іншими інфекційними захворюваннями. Як було відзначено вище, COVID-19 має загальні симптоми позначені «CS» у таблиці 3.3. Вони проявляються на перших стадіях захворювання. Деякі пізніші симптоми позначено «LS» в таблиці 3.3. Вони проявляються на наступних стадіях захворювання. Поєднання цих симптомів може відігравати ключову роль у розпізнаванні вірусного захворювання [31].

Якщо у пацієнта спостерігається лихоманка, втома, сухий кашель, то він може страждати від тяжкого ступеня захворювання з імовірністю 0,7058. Якщо у цьому випадку спостерігається додатковий симптом, наприклад, діарея, то з імовірністю 0,6824 він може відчувати серйозний ступінь вірусного захворювання. Важливим моментом, для врахування, є те, що при незалежному режимі може бути складно відрізнити тяжкість захворювання з діареєю через його близьку ймовірність, зокрема, 0,3572 – для важкої форми і 0,3531 – для легкої. Тому він не може мати вагомого впливу на визначення ступеня тяжкості захворювання. Решта сценаріїв потрібно аналізувати незалежними сценаріями.

3.3 Формування та оцінювання FCM на основі BN

Згідно з кластеризованими під час попередньої обробки даними, зв’язки ЕВР між симптомами потрійного ступеня важкості отримані за допомогою BN та алгоритму пошуку Байєса. На рисунку 3.2

подано структуру FCM та ваги відношень EBP між симптомами тяжкого ступеня [31].

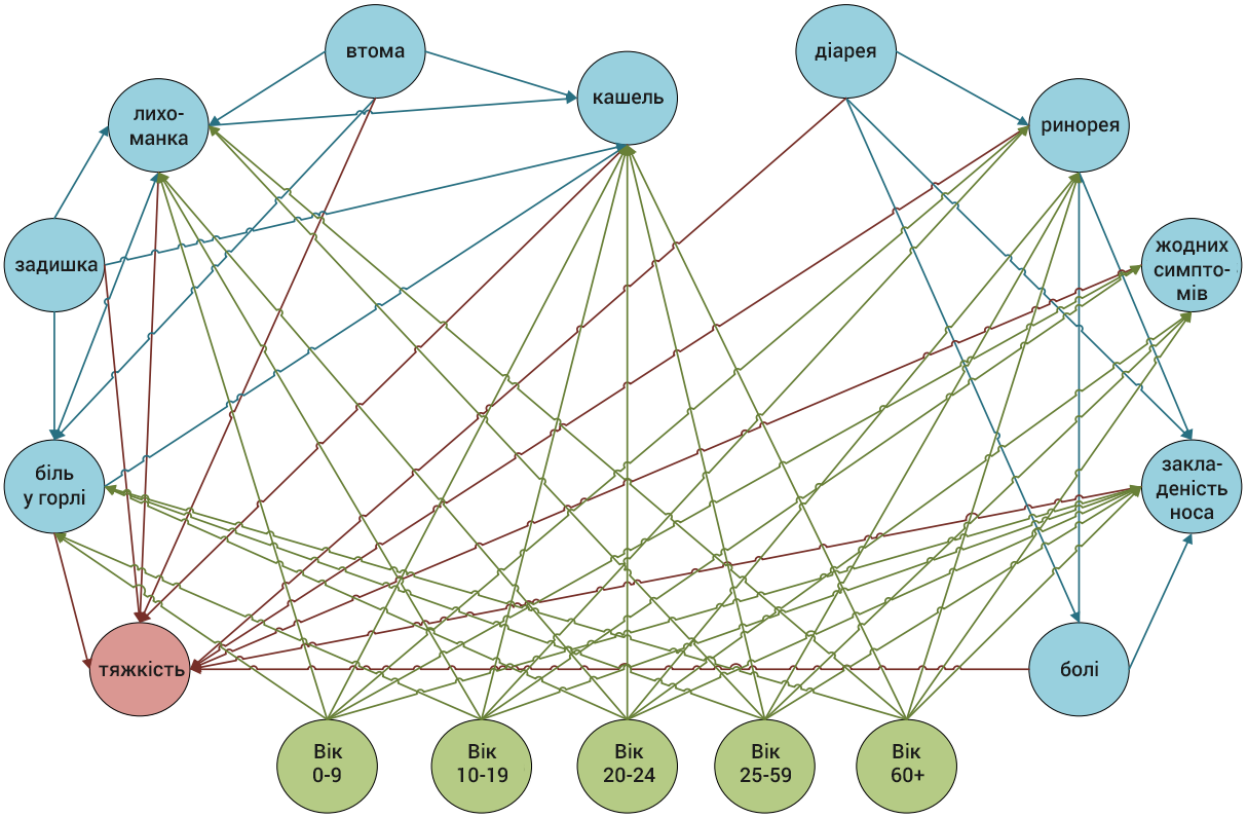

Рисунок 3.2 – Структура FCM та ваги відношень EBP між симптомами тяжкого ступеня

У звичайних FCM причинно-наслідкові зв’язки між сутностями визначаються на основі людських знань. Однак досліджені EBP для навчання FCM автоматично визначаються BN.

Поданий в [31] алгоритм PSO-STF реалізовано для навчання FCM на основі алгоритму PSO та S-подібної передатної функції. Алгоритм формує ваги відношень між симптомами шляхом їх оптимізації. Відповідні вагові коефіцієнти між алгоритмами можна ранжувати між [0, 1]. Максимальна кількість ітерацій – чотириста, а розмір сукупності – п’ятдесят.

На рисунку 3.3 подано структуру FCM та ваги відношень EBP між симптомами для середнього рівня вірусного захворювання [31].

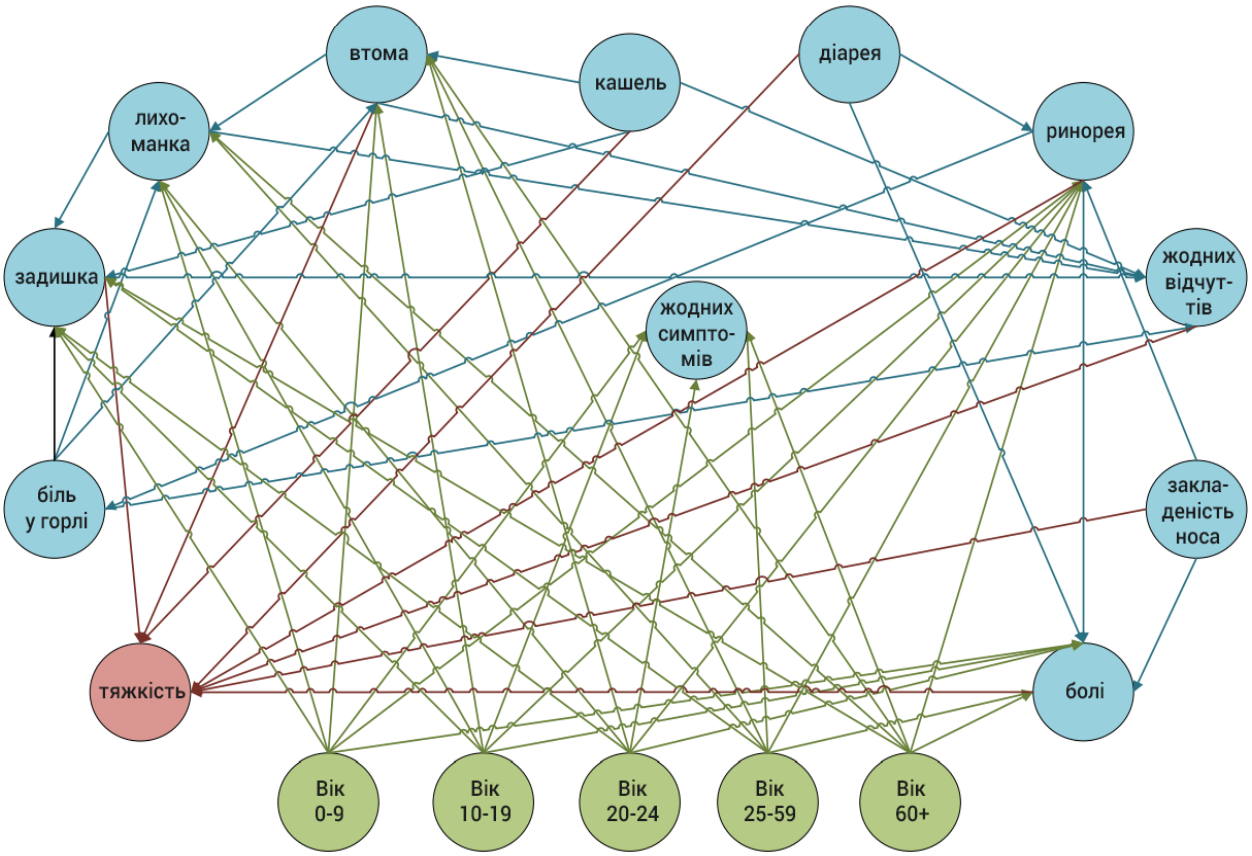

Рисунок 3.3 – Структура FCM та ваги відношень EBP між симптомами для середнього рівня тяжкості вірусного захворювання

Для аналізу зібрано рішення з найменшою функцією пристосованості. Клерк і Кеннеді [86] узагальнили модель алгоритму PSO додавши набір коефіцієнтів для керування тенденціями до збіжності системи. Решта параметрів PSO встановлюються на основі рівняння:

$$\chi = \frac{2}{\Phi - 2 + \sqrt{\Phi^2 - 4\Phi}}. \tag{3.1}$$

Коефіцієнти звуження $\phi_1 = \phi_2 = 2.05$ і $\Phi = \phi_1 + \phi_2$. Значення χ досягається на основі рівняння 3.1 та Φ. Вага інерції ω встановлена на χ. Отримано коефіцієнти прискорення c_1 і c_2:

$$c_1 = \phi_1 \times \chi \text{ та } c_2 = \phi_2 \times \chi \tag{3.2}$$

На рисунку 3.4 подано структуру FCM та ваги відношень EBP між симптомами для легкого рівня вірусного захворювання [31].

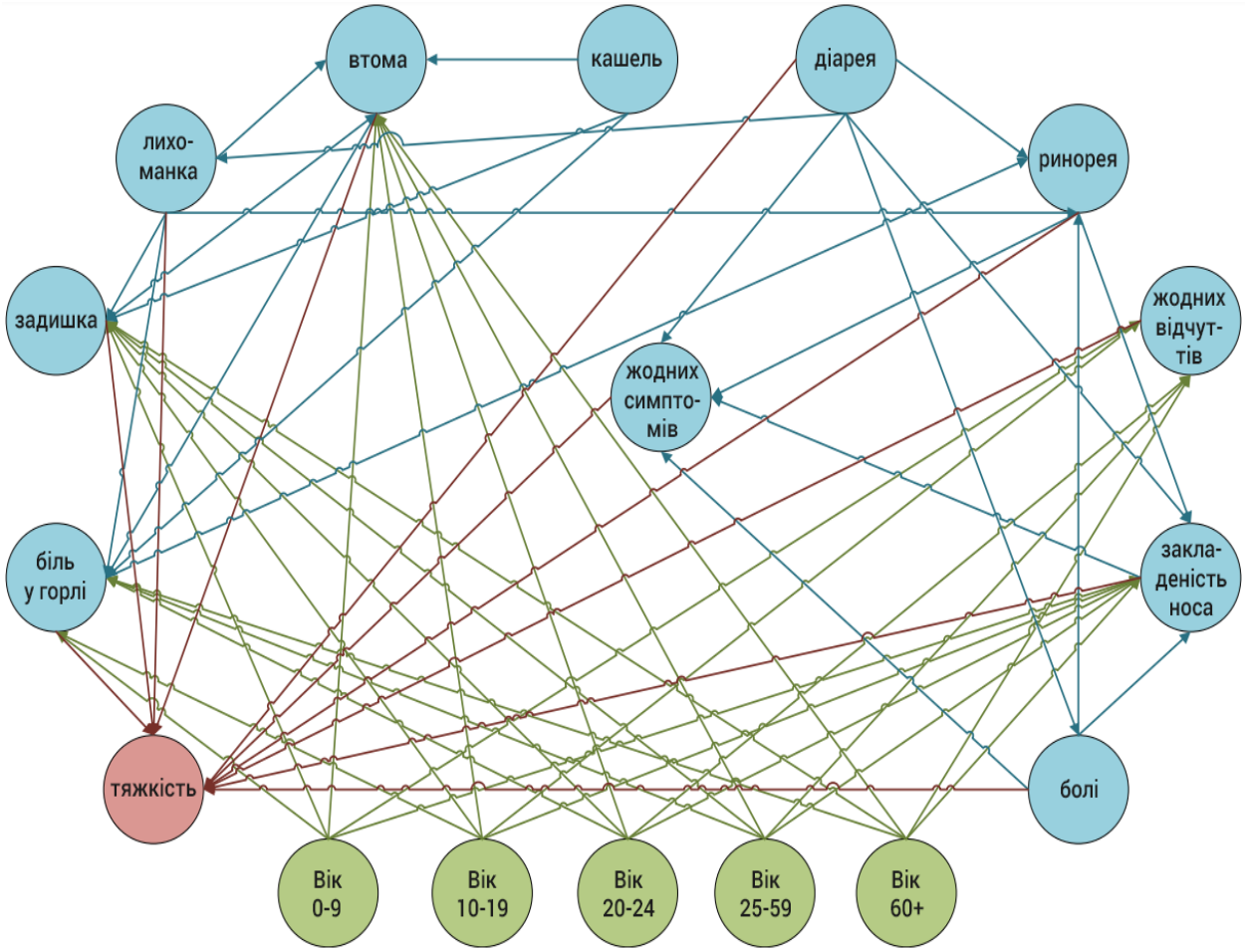

Рисунок 3.4 – Структура FCM та ваги відношень EBP між симптомами для легкого рівня вірусного захворювання

Після тренування FCM і досягнення стійкого стану сформовано значимість симптомів для трьох ступенів тяжкості вірусних захворювань. Значущі бали є основними факторами для кластеризації нових випадків відповідно до рівня важкості інфекції. Водночас вони є дискримінаторами для процесів діагностування ступеня важкості захворювання. У таблиці 3.4 подано ранжування значущості симптомів для трьох рівнів важкості та ранжування на основі їх оцінювання [31].

Таблиця 3.4 – Значущість симптомів для класифікації підтверджених випадків відповідно до ступеня тяжкості вірусних інфекцій

№ з/п	Симптом/ активний вузол	Рівень					
		Важкий		Середній		Легкий	
		Важкість	Рівень	Важкість	Рівень	Важкість	Рівень
1	Лихоманка	0.5562	9	0.4865	10	0.5016	11
2	Втома	0.5292	10	0.5814	2	0.5662	7
3	Сухий кашель	0.5920	7	0.5579	3	0.5717	6
4	Задишка	0.6350	1	0.5353	5	0.5383	8
5	Біль у горлі	0.5712	8	0.4806	11	0.6426	2
6	Жодного симптому	0.6068	6	0.5321	6	0.5109	10

Задишка, біль і ринорея є ключовими факторами для класифікації нових випадків тяжкості вірусних захворювань в умовах пандемії. Якщо пацієнт у новому підтвердженому випаду відчуває задишку, болі та ринорею, то його можна віднести до категорії високого ступеня тяжкості захворювання. Біль у горлі, лихоманка та відсутність симптомів не дозволяють ефективно класифікувати ступінь тяжкості пацієнта [31].

Водночас, біль, втома і сухий кашель можуть мати окрему вагу при класифікації середнього ступеня тяжкості перебігу пандемічного вірусного захворювання. Вони є ключовим елементом для класифікації пацієнтів середнього ступеня тяжкості.

Однак біль у горлі, лихоманка та відсутність симптомів не можуть дозволити розрізняти симптоми середньої тяжкості. На основі аналізу відсутності симптомів, біль у горлі та діарею, які мають найвищий бал при класифікації легкого ступеня тяжкості інфекційних вірусних захворювань, можна класифікувати нові підтверджені випадки легким ступенем перебігу захворювання. У таблиці 3.5 подано ранжування значущості відчуття симптомів для та їх ранжування на основі оцінювання [31].

Таблиця 3.5 – Значущість відчуття симптомів для класифікації підтверджених випадків відповідно до ступеня тяжкості вірусних інфекцій

№ з/п	Відчуття симптомів/ активний вузол	Рівень					
		Важкий		Середній		Легкий	
		Важкість	Рівень	Важкість	Рівень	Важкість	Рівень
1	Болі	0.6330	2	0.6097	1	0.5902	4
2	Закладеність носа	0.6214	4	0.5106	7	0.5350	9
3	ринорея	0.6260	3	0.4994	8	0.5738	5
4	діарея	0.6192	5	0.5368	4	0.5958	3
5	Жодних симптомів	0.5280	11	0.4978	9	0.6667	1

Ці симптоми мають найвищий пріоритет при класифікації підтверджених випадків легкого ступеня тяжкості. А лихоманка, відсутність симптомів і закладеність носа не можна вважати дискримінуючими факторами для класифікації випадків легкого ступеня тяжкості.

В дослідженні [31] проведено пошук ключових симптомів захворювання, за якими можна визначити тяжкість COVID-19. Однак, на основі аналізу результатів, це не обов’язково означає, що найпоширеніші симптоми пандемії мають таку характеристику. DSS для оцінювання ступеня важкості захворювання може виявити відношення EBP, які не можуть бути помічені людьми на основі аналізу звичайних потоків дані. Тому, перефразовуючи висновки можна стверджувати, що без врахування відношень між атрибутами неможливо визначити ключові симптоми.

Згідно зі звітом ВООЗ, COVID-19 є глобальним інфекційним захворюванням, яке загрожує життю всього населення Землі. Тому діагностика COVID-19 на основі основних доступних методів, зокрема RT-PCR, залишається складною для лікарів та дослідників через значні похибки. У зв’язку з швидким поширенням захворювання у всьому світі, використання структури для категоризації підтверджених пацієнтів зможе допомогти

пыдвищити ефективність процесів розподілення та організації пацієнтів у медичних та карантинних закладах. Проведені дослідження були спрямовані на проєктування DSS для оцінювання ступеня перебігу інфекційемх захворювань, щоб допомогти класифікувати нові підтверджені випадки відповідно до потрійної шкали важкості перебігу захворювання.

Для кластеризації даних за рівнями важкості використано відомий метод на основі самоорганізованих карт. На наступному етапі використано BN для виділення відношень EBP між симптомами та ймовірності їх впливу для аналізу сценаріїв та виділення відношень EBP всередині окремих рівнів для формування FCM. Виходячи з поданих вище визначених сценаріїв, на першому етапі дослідження ймовірність симптомів для кожного з трьох рівнів інфекційного захворювання повинна мати розумний інтервал для калькуляції рівня епідемії. Без цього неможлива надійна класифікація ступеня тяжкості захворювання. Визначення сценаріїв на основі комбінації симптомів може ефективно впливати на рівні класифікації [31].

Після розвитку FCM і досягнення стійкого стану значимість симптомів оцінюється на основі відповідності балів поданих в таблицях 3.4 та 3.5 для вивчення їх потенціалу у визначенні ступеня тяжкості захворювання. Симптоми з вищими балами відіграють ключову роль у класифікації пацієнтів відповідно до трьох рівнів тяжкості перебігу захворювання. На основі зазначених балів задишка, біль і ринорея відіграють основну роль у розрізненні тяжкості. Для пацієнтів середнього рівня тяжкості характерними визначними ознаками є болі, втома та сухий кашель і саме ці ознаки можуть відрізняти середню тяжкість перебігу інфекції.

Для легкого ступеня тяжкості відсутність симптомів, біль у горлі та діарея вважаються ключовими симптомами для розрізнення тяжкості COVID-19. Запропонований підхід до формування DSS для оцінювання ступеня тяжкості захворювання може розглянути відношення EBP між симптомами, які неможливо визначити за допомогою медичного персоналу

або експертів. Результати показують, що загальні симптоми не обов’язково є ключовими факторами для розрізнення тяжкості, і зв’язки між симптомами слід враховувати для їх аналізу.

Для майбутніх досліджень доцільно розглянути деякі з нових симптомів захворювання для врахування їх важливості. Крім того, можна використовувати лінгвістичні терміни для повідомлення про тяжкість симптомів і перетворення їх у нечіткі числа для збереження точності інформації. Варто припустити, що запропонований підхід можна в подальшому сформувати у вигляді веб або мобільного застосунку для постійного збагачення новими та вичерпними даними.

3.4 Висновок до третього розділу

В третьому розділі кваліфікаційної роботи описано процес попередньої обробка даних для кластеризації. Проведено формування та оцінювання сценаріїв. Описано формування та оцінювання нечіткої когнітивної карти на основі мережі Байєса для реалізації системи підтримки прийняття рішень для прогнозування ступеня важкості вірусних захворювань в умовах пандемії.

4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

4.1 Умови праці працівників ІТ-галузі

Кваліфікаційна робота присв’ячена розробці системи підтримки прийняття рішень для прогнозування ступеня важкості вірусних захворювань в умовах пандемії. Розробка сучасних систем підтримки прийняття рішень не можливе без сучасних інформаційних та комунікаційних технологій. Інформаційні системи та технології давно увійшли в повсякденне життя, а норми роботи з ними вже давно впроваджено в зарубіжних ІТ-компаніях. Але на території України цей процес ще не завершився.

На перший погляд, робота за комп'ютером здається безпечною, проте легковажне відношення до неї може привести до виникнення проблем зі здоров’ям людини. Програмісти та інші фахівці в галузі ІТ-технологій при виконанні професійних обов’язків пов’язані зі значним інтелектуальним навантаженням. Розробники – це здебільшого глибоко зацікавлені люди, які відволікаючись від роботи над ІТ-проєктом, все таки продовжують думати про робочі запитання. Часто вони підміняють повноцінний відпочинок паралельною заміною основного діяльності, наприклад, читання профільної літератури та верстку сайтів заміняють вивченням нових мов програмування. Однак мозок не може безкінечно сприймати тільки корисну інформацію, яку розробники в ІТ-галузі прагнуть скеровувати на користь особистого та фахового росту.

Мозок людини не машина – він практично не може безконечно зберігати та обробляти інформацію без втрати продуктивності [87]. Людський організм поступається ПЕОМ за обширним переліком характеристик та властивостей (див. таблицю 1.1), тому для підтримки робочого стану потребує дотримання певних умов [88].

Таблиця 4.1 – Порівняльна характеристика ПЕОМ та людини

Характеристики ПЕОМ	**Властивості людини**
Можливість задання програм для вибору оптимального рішення, коригування необхідної точності та швидкості розрахунків.	Обмеженість обчислювальних можливостей окремого індивідума, низька швидкість виконання обчислень, низька точність обчислень, без вибору оптимального рішення.
Висока швидкість навчання при обмеженні використовуваних програмних засобів. Характеристики практично не змінюються.	Здатність до вирішення логічних задач визначається досвідом, віком та навчанням. Потрібно періодичне тренування професійних навичок. Знижується з віком.
Байдужість до виконаних результатів роботи.	Зацікавленість в якості результатів роботи, схильність до емоційних впливів, необхідність періодичної зміни умов праці.

В таблиці 4.2 подано порівняльні дані окремих характеристик людини та ПЕОМ [88].

Таблиця 1.2 – Порівняльні дані окремих характеристик людини та ПЕОМ

Показники	**Характеристика**	
	Людина	**ПЕОМ**
Імовірність помилкових дій, відносні одиниці	10-2	10-6
Час виконання операцій	0,4	10-2-10-3
Час звернення до пам’яті	10-2-102	10-8-10-2
Час оперативної пам’яті	3 секунди	Тисячі годин

На даний час значна кількість ІТ-компаній облаштовують в офісах лаунж-зони та кімнати відпочинку для забезпечення психофізіологічного розвантаження працівників, оскільки окремий робочий стіл з ноутбуком або ПК нікого не можливо здивувати. Тому, бажаючи підвищити продуктивність працівників, міжнародні та вітчизняні компанії неформально змагаються, перетворюючи типові та одноманітні офіси в інноваційні креативні локації, які активно спмяють народженню нових ідей. Зокрема робочі місця працівників компанії Google в Цюріху стилізовані під гігантські вулики, а офіс інтернет-провайдера Bahnhof (Швеція) розташовано в бомбосховищі часів холодної війни та нагадує постапокаліптичний підземний притулок. Для того, щоб співробітники не відчували потягу додому, роботодавці створюють та стимулюють можливість релаксації поряд з робочим місцем. Для цього почастки обладнують спортивні зали, басейни чи ігрові кімнати [89].

Адже можна цілий день просидіти перед монітором, а в кінці робочого дня відчути значну втому, подібну до виснаження від важкої фізичної праці. Проте це відчуття є помилковим, тому з ним допоможе боротися помірне спортивне навантаження. Адже активний спосіб відпочнку відмінно бадьорить, стимулює циркуляцію крові та, загалом, додає сил. Значиме коло програмістів відчувають нагальну потребу в активному відпочинку на підсвідомому рівні, вибираючи спорт як хобі для активного вільного часу.

При цьому не слід забувати, що умови праці програмістів здебільшого характеризуються можливістю впливу на організм людинни обширного переліку небезпечних та шкідливих виробничих факторів. Зокрема, шуму, тепла, протягів, іонізуючих і неіонізуючих випромінювань, а саме рентгенівського, інфрачервоного, електромагнітного випромінювання ВЧ і НВЧ діапазону, статичної електрики, недостатнього штучного та природнього освітлення, візуальних факторів, яскравості, контрастності, мерехтіння зображення, відблисків тощо.

4.2 Здоровий спосіб життя людини та його вплив на професійну діяльність

Здоров'я людини базується на основі генотипу, способу життя та екологічних умов. Воно певною мірою залежить від свідомого ставлення людини до свого організму та навколишнього середовища. Здоров’я людини – це стан повного особистого соціально-біологічного комфорту коли функція всіх органів і систем організму врівноважені з природними факторами та соціальним оточенням, відсутні зайві психологічні навантаження, хворобливі стани та фізичні дефекти. Критерій здоров’я визначається комплексом показників. Однак загальною ознакою здоров’я окремого індивідуума можна визначити природний стан організму, який можна охрактеризувати повною зрівноваженістю будь-яких чітко виражених хворобливих змін [90]. Слід пам'ятати, що здоров’я залежить від багатьох факторів які об'єднуються в комплексне інтегральне поняття – здоровий спосібжиття. Його метою є навчання людини свідомо та розумно ставитися до свого власного здоров'я, фізичної та психічної культури, загартовувати організм, вміло організовувати режими праці та відпочинку.

До основних складових здорового способу життя належать:

1. Спосіб життя. Має велике значення для здоров'я людини і складається з чотирьох категорій:

– економічної (рівень життя);

– соціологічної (якість життя);

– соціально-психологічної (стиль життя);

– соціально-економічної (устрій життя).

2. Рівень культури. Слід пам’ятати, що людина – суб'єкт і одночасно – головний результат своєї діяльності. Культура з цієї точки зору – це самосвідоме ставлення до самого себе. Однак люди дуже часто нехтують своїм здоров'ям, ведуть неправильний спосіб життя, не дотримуються

режиму переїдають, курять. Тому для здоров'я потрібні знання, які увійшли б у повсякденну звичку людини.

3. Здоров’я людини в ієрархії особистих потреб. Не завжди в житті людини здоров’я займає перше місце порівняно з речами та іншими матеріальними благами. У результаті це призводить до шкоди не лише своєму здоров'ю, а й здоров'ю майбутніх поколінь. Отже, здоров'я повинно займати перше місце в ієрархії потреб людини.

4. Мотивація. На жаль, ціну здоров’я переважна більшість людей усвідомлює тоді, коли воно суттєво втрачено. Тільки тоді виникає прагнення вилікувати захворювання, стати здоровим.

5. Зворотні зв’язки – нерозумне і довге випробовування стійкості свого організму нездоровим способом життя (алкоголь, нікотин). Тільки через певний час спрацьовують зворотні зв'язки людини, коли вона кидає шкідливі звички, проте це вже часто запізно.

6. Установа на довге здорове життя. У повсякденному житті а вміло мобілізувати резерви свого організму на подолання раздів життєвого характеру, на зменшення ризику захворювань, що сприяє довголіттю

7. Навчання здоровому способу життя. Джерелом навичок з цього питання є передусім приклад батьків, допомагає також і санітарна освіта Важливим фактором, що визначає реакцію людини на екстремальну ситуацію, є її психофізичні якості та загальний стан. Вони проявляються через чутливість людини до виявлення сигналів небезпеки, перед реакцією на ці сигнали. Показники, які зумовлюють можливості людини виявити небезпечну ситуацію та адекватно вщреагувати на неї, залежать від і, індивідуальних особливостей, зокрема від її нервової системи. На поведінку людини у небезпечній ситуації впливає й її психічний та фізичний стан.

8. Психічний стан. Сучасна людина зустрічається з багатьма факторами ризику, що негативно впливають на стан й нервової та серцево-судинної систем, знижує опірність організму.

ВИСНОВКИ

В першому розділі кваліфікаційної роботи освітнього рівня «Магістр»:

– Описані світ в умовах пандемії.

– Проведено наукові розвідки систем підтримки клінічних рішень на основі штучного інтелекту.

– Проаналізовано опубліковані наукові дослідження щодо оцінювання ступеня важкості COVID-19.

В другому розділі кваліфікаційної роботи:

– Досліджено метод підтримки прийняття рішень на основі правил переконань.

– Описано Баєсівські мережі та байєсівський алгоритм пошуку.

– Розглянуто метод FCM.

– Проаналізовано комбінований підхід до підтримки процесів прийняття рішень щодо ступеня важкості вірусних захворювань в умовах пандемії.

В третьому розділі кваліфікаційної роботи:

– Описано процес попередньої обробка даних для кластеризації.

– Проведено формування та оцінювання сценаріїв.

– Описано формування та оцінювання нечіткої когнітивної карти на основі мережі Байєса для реалізації системи підтримки прийняття рішень щодо прогнозування ступеня важкості вірусних захворювань в умовах пандемії.

У розділі «Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях» досліджено умови праці працівників ІТ-галузі. Описано здоровий спосіб життя людини та його вплив на професійну діяльність.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ

1 Ai T, Yang Z, Hou H, Zhan C, Chen C, Lv W, Tao Q, Sun Z, Xia L (2020) Correlation of chest CT and RT-PCR testing in Coronavirus Disease 2019 (COVID-19) in China: a report of 1014 cases. Radiology. https ://doi.org/10.1148/radio l.20202 00642.

2 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.

3 Hani C, Trieu NH, Saab I, Dangeard S, Bennani S, Chassagnon G, Revel MP (2020) COVID-19 pneumonia: a review of typical CT findings and differential diagnosis. Diagn Interv Imaging. https: // doi.org/10.1016/j.diii.

4 Worldometer (2021) Daily reports of statistics about COVID-19. https://www.world omete rs.info/coronavirus/.

5 Our World in Data (2021) Open source charts for COVID-19. https://ourworldindata.org/how-to-embed-charts.

6 Rothan HA, Byrareddy SN (2020) The epidemiology and pathogenesis of coronavirus disease (COVID-19) outbreak. J Autoimmun 109:102433. https://doi.org/10.1016/j.jaut.

7 Srinivasa Rao ASR, Vazquez JA (2020) Identification of COVID19 can be quicker through artificial intelligence framework using a mobile phone-based survey when cities and towns are under quarantine. Infect Control Hosp Epidemiol. https ://doi.org/10.1017/ ice.

8 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.

9 Li L, Qin L, Xu Z, Yin Y, Wang X, Kong B, Bai J, Lu Y, Fang Z, Song Q, Cao K, Liu D, Wang G, Xu Q, Fang X, Zhang S, Xia J, Xia J (2020) Using

artificial intelligence to detect COVID-19 and community-acquired pneumonia based on pulmonary CT: evaluation of the diagnostic accuracy. Radiology 296(2):E65–E71. https://doi.org/10.1148/radio l.20202 00905.

10 Huang Z, Zhao S, Li Z, Chen W, Zhao L, Deng L, Song B (2020) The Battle Against Coronavirus Disease 2019 (COVID-19): Emergency Management and Infection Control in a Radiology Department. J Am Coll Radiol 17(6):710–716. https ://doi. org/10.1016/j.jacr.

11 Xu X, Han M, Li T, Sun W, Wang D, Fu B, Zhou Y, Zheng X, Yang Y, Li X, Zhang X, Pan A, Wei H (2020) Efective treatment of severe COVID-19 patients with tocilizumab. Proc Natl Acad Sci USA 117(20):10970–10975. https ://doi.org/10.1073/ pnas.20056 15117.

12 Tang Z, Zhao W, Xie X, Zhong Z, Shi F, Liu J, Shen D (2020) Severity Assessment of Coronavirus Disease 2019 (COVID-19) using quantitative features from chest CT images. http://arxiv. org/ abs/2003.11988.

13 Farid AA, Selim GI, Awad H, Khater A (2020) A novel approach of CT images feature analysis and prediction to screen for corona virus disease (COVID-19). Int J Sci Eng Res 11(3):1–9. https :// doi.org/10.14299 /ijser.

14 Wang CJ, Ng CY, Brook RH (2020) Response to COVID-19 in Taiwan: big data analytics, new technology, and proactive testing. JAMA. https://doi.org/10.1001/jama.2020.3151.

15 Karar ME, Hemdan EE-D, Shouman MA (2020) Cascaded deep learning classifiers for computer-aided diagnosis of COVID-19 and pneumonia diseases in X-ray scans. Complex Intell Syst. https ://doi.org/10.1007/s4074 7-020-00199 -4.

16 Shankar K, Perumal E (2020) A novel hand-crafted with deep learning features based fusion model for COVID-19 diagnosis and classification using chest X-ray images. Complex Intell Syst. https ://doi.org/10.1007/s4074 7-020-00216-6.

17 Elaziz MA, Hosny KM, Salah A, Darwish MM, Lu S, Sahlol AT (2020) New machine learning method for imagebased diagnosis of COVID-19. PLoS ONE 15(6):e0235187. https: //doi.org/10.1371/ journ al.pone.02351 87.

18 Laguarta J, Hueto F, Subirana B (2020) COVID-19 artificial intelligence diagnosis using only cough recordings. IEEE Open J Eng Med Biol 1:275–281. https ://doi.org/10.1109/ojemb .2020.30269 28.

19 Wang W, Tang J, Wei F (2020) Updated understanding of the outbreak of 2019 novel coronavirus (2019-nCoV) in Wuhan, China. J Med Virol 92(4):441–447. https ://doi.org/10.1002/jmv.25689.

20 Wu, J.; Roy, J.; Stewart, W.F. Prediction modeling using EHR data: Challenges, strategies, and a comparison of machine learning approaches. Med. Care 2010, 48, S106–S113.

21 Wu, C.; Rosenfeld, R.; Clermont, G. Using data-driven rules to predict mortality in severe community acquired pneumonia. PLoS ONE 2014, 9, e89053.

22 Johnson, A.E.; Pollard, T.J.; Mark, R.G. Reproducibility in critical care: A mortality prediction case study. In Proceedings of the Machine Learning for Healthcare Conference, Boston, MA, USA, 18–19 August 2017; pp. 361–376.

23 Ahmed, Faisal, et al. "An evolutionary belief rule-based clinical decision support system to predict Covid-19 severity under uncertainty." Applied Sciences 11.13 (2021): 5810.

24 Jiang, X.; Coffee, M.; Bari, A.; Wang, J.; Jiang, X.; Shi, J.; Dai, J.; Cai, J.; Zhang, T.; Wu, Z.; et al. Towards an artificial intelligence framework for data-driven prediction of coronavirus clinical severity. Comput. Mater. Contin. 2020, 63, 537–551.

25 Batista, A.d.M.; Miraglia, J.; Donato, T.; Chiavegatto Filho, A.; de Moraes Batista, A.F.; Miraglia, J.L.; Donato, T.H.R.; Chiavegatto Filho, A.D.P. COVID-19 diagnosis prediction in emergency care patients: A machine learning approach. In Hospital Israelita Albert Einstein-Big Data Analytics M; Department of Epidemiology SoPH, University of Sao Paulo: São Paulo, Brazil, 2020.

26 Schwab, P.; Schütte, A.D.; Dietz, B.; Bauer, S. predCOVID-19: A Systematic Study of Clinical Predictive Models for Coronavirus Disease 2019. arXiv 2020, arXiv:2005.08302.

27 Alakus, T.B.; Turkoglu, I. Comparison of deep learning approaches to predict COVID-19 infection. Chaos Solitons Fractals 2020, 140, 110120.

28 Yip, S.S.; Klanecek, Z.; Naganawa, S.; Kim, J.; Studen, A.; Rivetti, L.; Jeraj, R. Performance and Robustness of Machine Learning-based Radiomic COVID-19 Severity Prediction. medRxiv 2020.

29 Chen, Y.; Ouyang, L.; Bao, F.S.; Li, Q.; Han, L.; Zhu, B.; Ge, Y.; Robinson, P.; Xu, M.; Liu, J.; et al. An Interpretable Machine Learning Framework for Accurate Severe vs. Non-Severe COVID-19 Clinical Type Classification. 2020. SSRN 3638427.

30 Yao, H.; Zhang, N.; Zhang, R.; Duan, M.; Xie, T.; Pan, J.; Peng, E.; Huang, J.; Zhang, Y.; Xu, X.; et al. Severity detection for the coronavirus disease 2019 (COVID-19) patients using a machine learning model based on the blood and urine tests. Front. Cell Dev. Biol. 2020, 8, 683.

31 Onari, Mohsen Abbaspour, et al. "A medical decision support system for predicting the severity level of COVID-19." Complex & Intelligent Systems (2021): 1-15.

32 Chockalingam S, Pieters W, Teixeira A, van Gelder P (2017) Bayesian network models in cyber security: a systematic review. In: Lecture notes in computer science (including subseries lecture notes in artificial intelligence and lecture notes in bioinformatics), vol 10674, pp 105–122. LNCS, Springer. https ://doi. org/10.1007/978-3-319-70290 -2_7.

33 Kahn CE, Roberts LM, Shaffer KA, Haddawy P (1997) Construction of a Bayesian network for mammographic diagnosis of breast cancer. Comput Biol Med 27(1):19–29. https ://doi.org/10.1016/ S0010 -4825(96)00039-X.

34 Pinheiro PR, De Castro AKA, Pinheiro MCD (2008) A multicriteria model applied in the diagnosis of Alzheimer's disease: A Bayesian network. In: Proceedings—2008 IEEE 11th International Conference on Computational Science and Engineering, CSE 2008. IEEE, pp 15–22. https: //doi.org/10.1109/CSE.2008.44.

35 Özçift A, Gülten A (2013) Genetic algorithm wrapped Bayesian network feature selection applied to differential diagnosis of erythemato-squamous diseases. Digit Signal Process Rev J 23(1):230–237. https ://doi.org/10.1016/j.dsp.2012.07.008.

36 Bakhtavar E, Aghayarloo R, Yousefi S, Hewage K, Sadiq R (2019) Renewable energy based mine reclamation strategy: a hybrid fuzzy-based network analysis. J Clean Prod 230:253–263. https://doi.org/10.1016/j.jclep ro.2019.05.073.

37 Giabbanelli PJ, Torsney-Weir T, Mago VK (2012) A fuzzy cognitive map of the psychosocial determinants of obesity. Appl Soft Comput J 12(12):3711–3724. https ://doi.org/10.1016/j. asoc.2012.02.006.

38 Papageorgiou EI, Papandrianos NI, Apostolopoulos DJ, Vassilakos PJ (2008) Fuzzy cognitive map based decision support system for thyroid diagnosis management. In IEEE International Conference on Fuzzy Systems. IEEE, pp1204–1211. https ://doi.org/10.1109/FUZZY .2008.46305 24.

39 Bourgani, E., Stylios, C. D., Manis, G., & Georgopoulos, V. C. (2014). Time dependent fuzzy cognitive maps for medical diagnosis. In: Lecture notes in computer science (including subseries lecture notes in artificial intelligence and lecture notes in bioinformatics), vol 8445, pp 544–554. LNCS, Springer. https ://doi. org/10.1007/978-3-319-07064 -3_47.

40 Rezaee MJ, Yousefi S, Hayati J (2018) A decision system using fuzzy cognitive map and multi-group data envelopment analysis to estimate hospitals' outputs level. Neural Comput Appl 29(3):761–777. https ://doi.org/10.1007/s0052 1-016-2478-2.

41 Rezaee MJ, Sadatpour M, Ghanbari-Ghoushchi N, Fathi E, Alizadeh A (2020) Analysis and decision based on specialist selfassessment for prognosis factors of acute leukemia integrating data-driven Bayesian network and fuzzy cognitive map. Med Biol Eng Comput 58(11):2845–2861. https ://doi.org/10.1007/s1151 7-020-02267-w.

42 Garg, A.X.; Adhikari, N.K.; McDonald, H.; Rosas-Arellano, M.P.; Devereaux, P.J.; Beyene, J.; Sam, J.; Haynes, R.B. Effects of computerized clinical decision support systems on practitioner performance and patient outcomes: A systematic review. JAMA 2005, 293, 1223–1238.

43 Tan, C.; Huang, Y.; Shi, F.; Tan, K.; Ma, Q.; Chen, Y.; Jiang, X.; Li, X. C-reactive protein correlates with CT findings and predicts severe COVID-19 early. J. Med. Virol. 2020, 92, 856–862.

44 Yadollahpour, A.; Nourozi, J.; Mirbagheri, S.A.; Simancas-Acevedo, E.; Trejo-Macotela, F.R. Designing and implementing an ANFIS based medical decision support system to predict chronic kidney disease progression. Front. Physiol. 2018, 9, 1753.

45 Finkelstein, J.; Cheol Jeong, I. Machine learning approaches to personalize early prediction of asthma exacerbations. Ann. N. Y. Acad. Sci. 2017, 1387, 153.

46 Harjai, S.; Khatri, S.K. An intelligent clinical decision support system based on artificial neural network for early diagnosis of cardiovascular diseases in rural areas. In Proceedings of the 2019 Amity International Conference on Artificial Intelligence (AICAI), Dubai, United Arab Emirates, 4–6 February 2019; pp. 729–736.

47 Schrag, A.; Siddiqui, U.F.; Anastasiou, Z.; Weintraub, D.; Schott, J.M. Clinical variables and biomarkers in prediction of cognitive impairment in patients with newly diagnosed Parkinson's disease: A cohort study. Lancet Neurol. 2017, 16, 66–75.

48 Anooj, P. Clinical decision support system: Risk level prediction of heart disease using weighted fuzzy rules. J. King Saud Univ. Comput. Inf. Sci. 2012, 24, 27–40.

49 Kong, G.; Xu, D.L.; Body, R.; Yang, J.B.; Mackway-Jones, K.; Carley, S. A belief rule-based decision support system for clinical risk assessment of cardiac chest pain. Eur. J. Oper. Res. 2012, 219, 564–573.

50 Wang, Y.M.; Yang, L.H.; Fu, Y.G.; Chang, L.L.; Chin, K.S. Dynamic rule adjustment approach for optimizing belief rule-base expert system. Knowl. Based Syst. 2016, 96, 40–60.

51 Velavan, T.P.; Meyer, C.G. Mild versus severe COVID-19: Laboratory markers. Int. J. Infect. Dis. 2020, 95, 304–307.

52 Yan, L.; Zhang, H.T.; Goncalves, J.; Xiao, Y.; Wang, M.; Guo, Y.; Sun, C.; Tang, X.; Jing, L.; Zhang, M.; et al. An interpretable mortality prediction model for COVID-19 patients. Nat. Mach. Intell. 2020, 2, 283–288.

53 Yang, J.B. Rule and utility based evidential reasoning approach for multiattribute decision analysis under uncertainties. Eur. J. Oper. Res. 2001, 131, 31–61.

54 Yang, J.B.; Liu, J.; Wang, J.; Sii, H.S.; Wang, H.W. Belief rule-base inference methodology using the evidential reasoning approach-RIMER. IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Part Syst. Hum. 2006, 36, 266–285.

55 Hossain, M.S.; Rahaman, S.; Kor, A.L.; Andersson, K.; Pattinson, C. A belief rule based expert system for datacenter pue prediction under uncertainty. IEEE Trans. Sustain. Comput. 2017, 2, 140–153.

56 Price, K.; Storn, R.M.; Lampinen, J.A. Differential Evolution: A Practical Approach to Global Optimization; Springer Science & Business Media: Berlin/Heidelberg, Germany, 2006.

57 Zeng L, Ge Z (2020) Improved Population-Based Incremental Learning of Bayesian Networks with partly known structure and parallel computing. Eng Appl Artif Intell 95:103920. https ://doi.org/10.1016/j.engap pai.2020.10392 0.

58 Mittal A, Kassim A (eds) (2007) Bayesian network technologies: applications and graphical models: applications and graphical models. IGI Global.

59 Friedman N, Geiger D, Goldszmidt M (1997) Bayesian network classifiers. Mach Learn 29(2–3):131–163. https ://doi. org/10.1023/A:10074 65528 199.

60 Zhang X, Mahadevan S (2020) Bayesian network modeling of accident investigation reports for aviation safety assessment. Reliab Eng Syst Saf. https ://doi.org/10.1016/j.ress.2020.10737 1.

61 Tan X, Gao X, Wang Z, He C (2020) Bidirectional heuristic search to find the optimal Bayesian network structure. Neurocomputing. https ://doi.org/10.1016/j.neuco m.2020.10.049.

62 Cooper GF, Herskovits E (1992) A Bayesian method for the induction of probabilistic networks from data. Mach Learn 9(4):309– 347. https ://doi.org/10.1007/bf009 94110.

63 Heckerman D, Geiger D, Chickering DM (1995) Learning Bayesian networks: the combination of knowledge and statistical data. Mach Learn 20(3):197–243. https: //doi.org/10.1007/bf009 94016.

64 Kalkwarf B (2017) Search parameter optimization for discrete, Bayesian, and continuous search algorithms. Naval Postgraduate School Monterey United States.

65 GeNIe (2018) The Bayesian search algorithm description by GeNIe software. https ://suppo rt.bayes fusio n.com/docs/GeNIe.

66 Kosko B (1986) Fuzzy cognitive maps. Int J Man Mach Stud 24(1):65–75. https ://doi.org/10.1016/S0020 -7373(86)80040-2.

67 Rezaee MJ, Yousefi S, Babaei M (2017) Multi-stage cognitive map for failures assessment of production processes: an extension in structure and algorithm. Neurocomputing 232:69–82. https :// doi.org/10.1016/j.neuco m.2016.10.069.

68 Rezaee MJ, Yousefi S, Valipour M, Dehdar MM (2018) Risk analysis of sequential processes in food industry integrating multistage fuzzy cognitive map and process failure mode and effects analysis. Comput Ind Eng 123:325–337. https: //doi.org/10.1016/j. cie.2018.07.012.

69 Alizadeh A, Yousefi S (2019) An integrated Taguchi loss function–fuzzy cognitive map–MCGP with utility function approach for supplier selection

problem. Neural Comput Appl 31(11):7595– 7614. https ://doi.org/10.1007/s0052 1-018-3591-1.

70 Abbaspour Onari M, Jahangoshai Rezaee M (2020) A fuzzy cognitive map based on Nash bargaining game for supplier selection problem: a case study on auto parts industry. Oper Res Int J. https ://doi.org/10.1007/s1235 1-020-00606.

71 Bakhtavar E, Valipour M, Yousefi S, Sadiq R, Hewage K (2020) Fuzzy cognitive maps in systems risk analysis: a comprehensive review. Complex Intell Syst. https: //doi.org/10.1007/s40747-020-00228-2.

72 Dickerson JA, Kosko B (1994) Virtual worlds as fuzzy cognitive maps. Presence Teleoperators Virtual Environ 3(2):173–189. https ://doi.org/10.1162/pres.1994.3.2.173.

73 Papageorgiou E, Stylios C, Groumpos P (2003) Fuzzy cognitive map learning based on nonlinear hebbian rule. In: Lecture notes in computer science (including subseries lecture notes in artificial intelligence and lecture notes in bioinformatics), vol 2903. Springer, pp 256–268. https ://doi.org/10.1007/978-3-540-24581-0_22.

74 Papageorgiou EI, Stylios CD, Groumpos PP (2004) Active Hebbian learning algorithm to train fuzzy cognitive maps. Int J Approx Reason 37(3):219–249. https ://doi.org/10.1016/j. ijar.2004.01.001.

75 Salmeron JL, Ruiz-Celma A, Mena A (2017) Learning FCMs with multi-local and balanced memetic algorithms for forecasting industrial drying processes. Neurocomputing 232:52–57. https :// doi.org/10.1016/j.neuco m.2016.10.070.

76 Salmeron JL, Mansouri T, Moghadam MRS, Mardani A (2019) Learning fuzzy cognitive maps with modified asexual reproduction optimisation algorithm. Knowl Based Syst 163:723–735. https ://doi.org/10.1016/j.knosy s.2018.09.034.

77 Yousefi S, Jahangoshai Rezaee M, Moradi A (2020) Causal effect analysis of logistics processes risks in manufacturing industries using sequential

multi-stage fuzzy cognitive map: a case study. Int J Comput Integr Manuf 33(10–11):1055–1075. https ://doi. org/10.1080/09511 92X.2020.17476 41.

78 National Health Commission (2020) Diagnosis and treatment protocol for novel coronavirus pneumonia (Trial Version 7). Chin Med J (Engl) 133(9):1087–1095.

79 Abbaspour Onari M, Yousefi S, Jahangoshai Rezaee M (2020) Risk assessment in discrete production processes considering uncertainty and reliability: Z-number multi-stage fuzzy cognitive map with fuzzy learning algorithm. Artif Intell Rev. https :// doi.org/10.1007/s1046 2-020-09883-w.

80 kaggle. https://www.kaggle.com/.

81 Almi'Ani M, Ghazleh AA, Al-Rahayfeh A, Razaque A (2018) Intelligent intrusion detection system using clustered self organized map. In: 2018 5th International Conference on Software Defined Systems, SDS 2018. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., pp 138–144. https ://doi.org/10.1109/ SDS.2018.83704 35.

82 Rezaee MJ, Eshkevari M, Saberi M, Hussain O (2021) GBKmeans clustering algorithm: An improvement to the K-means algorithm based on the bargaining game. Knowl Based Syst 213:106672. https ://doi.org/10.1016/j.knosy s.2020.10667 2.

83 Dadkhah M, Rezaee MJ, Chavoshi AZ (2018) Short-term power output forecasting of hourly operation in power plant based on climate factors and effects of wind direction and wind speed. Energy 148:775–788.

84 Geach JE (2012) Unsupervised self-organized mapping: a versatile empirical tool for object selection, classification and redshift estimation in large surveys. Mon Not R Astron Soc 419(3):2633–2645. https ://doi.org/10.1111/j.1365-2966.2011.19913.x.

85 QGeNIe Modeler (2020) User Manual (n.d.).

86 Clerc M, Kennedy J (2002) The particle swarm-explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space. IEEE Trans Evol Comput 6(1):58–73. https ://doi. org/10.1109/4235.98569 2.

87 Психология безопасности труда / Укладач Кальянов А.В. // Донецкий областной совет профсоюза, 2008. – 32 с.

88 Вовк, Андрій Іванович. Методика організації роботи розподіленої Agile команди у великих IT-проектах. MS thesis. 2020.

89 Сьогодні UA. https://www.segodnya.ua/lifestyle/fun/pochti-kak-u-google-chemudivlyayut-ofisy-ukrainskih-it-kompaniy--764025.html.

90 Яблуновська, Катерина Олександрівна. "Безпека життєдіяльності. Ч. 1. Безпека життєдіяльності людини у середовищі існування." (2021).

ДОДАТКИ

Додаток А

Тези конференції

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

М А Т Е Р І А Л И

IX НАУКОВО-ТЕХНІЧНОЇ КОНФЕРЕНЦІЇ

«ІНФОРМАЦІЙНІ МОДЕЛІ, СИСТЕМИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ»

8–9 грудня 2021 року

ТЕРНОПІЛЬ
2021

Р.І. Боднар, І.М. Кормило, О.Ю. Задолинний, Т.О. Маєвський
СИСТЕМИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ОПРАЦЮВАННЯ ДАНИХ В УМОВАХ ПАНДЕМІЇ
R.I. Bodnar, I.M. Kormylo, O.Yu. Zadolynnyi, T.O. Maievskyi
ARTIFICIAL INTELLIGENCE SYSTEMS FOR DATA PROCESSING IN A PANDEMIC CONDITION 29

Р.І. Боднар, І.М. Кормило, О.Ю. Задолинний, Т.О. Маєвський
ЗГОРТКОВІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ ДЛЯ ОПРАЦЮВАННЯ ДАНИХ В УМОВАХ ПАНДЕМІЇ
R.I. Bodnar, I.M. Kormylo, O.Yu. Zadolynnyi, T.O. Maievskyi
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS FOR DATA PROCESSING IN A PANDEMIC CONDITION 31

А.І. Войтович
ДОСЛІДЖЕННЯ АКТУАЛЬНОСТІ УПРАВЛІННЯ ПРОЕКТАМИ У СФЕРІ ОБСЛУГОВУВАННЯ 33

Р.І. Волощак
РОЗРОБКА ІНФОМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ДЛЯ ЗБОРУ ТА АНАЛІЗУ ПОКАЗНИКІВ ЛІЧИЛЬНИКА ЕЛЕКРОЕНЕРГІЇ З ВИКОРИСТАННЯМ ARDUINO
R.I. Voloshchak
DEVELOPMENT OF INFORMATION SYSTEM FOR COLLECTION AND ANALYSIS OF ELECTRICITY METER INDICATORS USING ARDUINO 34

О.В. Воляник, Ннамене 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

Є. 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. Задолинний, Т.О. Маєвський
(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 симпотами 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 ренгенограм та комп'ютерних томограм грудної клітки [4]. Розвиток захворювання супроводжується посиленням симптомів, призводить до виникнення великого матового помутніння навколо вузлів на регенограмах. 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 ренгенограми легень стають білими [5]. Це спонукає наукову спільноту до розробки систем діагностики COVID-19 з використанням засобів аналітичного опрацювання зображень ренгенограм.

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 множину просторових зв'язків між простішими об'єктами. Щоб подолати ці концептуальні обмеження

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

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 ренгенівських зображень. Апостолопулос [10] запропонував модель виявлення COVID-19 за допомогою аналізу ренгенівських зображень грудної клітки. Модель розроблена на основі глибокого навчання з CNN, зокрема, передача процедури навчання. Для навчання моделі автором використано ренгенограми 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 ренгенівських зображень. Кожен з використаних наборів містить ренгенограми 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. Задолинний, Т.О. Маєвський
(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 ренгенограм 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 ренгенограм грудної клітки для процесів раннього діагностування та виявлення COVID-19. Автором запропоновано модель глибокого навчання, котру сформовано на основі комбінації попередньо підготовах мереж «VGG16», «Resnet50» та CNN. В процесах навчання та тестування використано загальнодоступні колекції ренгенограм грудної клітки понад стотридцяти інфікованих COVID-19 пацієнтів і понад трьохсот інфікованих звичайними ГРВІ та пневмонією пацієнтів.

Робота Чжан [4] присв'ячена ефективності опрацювання ренгенограм 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 зображень ренгенограм грудної клітки. В досліджуваному наборі даних сімдесят зображень ренгенограм грудної клітки отрманих для COVID-19 пацієнтів. Решта тридцять зображень отримано для пацієнтів, що страждають на ГРВІ, пневмонію тощо.

Акар та Коркмаз [5] обговорюють процеси виявлення COVID-19. Автори використали сформовану на основі штучного інтелекту структуру для виявлення COVID-19 на основі аналізу ренгенограм 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», «Squezenet» та «GoogleNet». Для навчання та динамічного тестування моделей використано набір даних в якому понад п'ять тисяч вісімсот ренгенограм грудної клітки інфікованих пневмонією або здорових пацієнтів.

Салман [7] опублікував дослідження ренгенівських 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 ренгенограми 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 ренгенограм грудної клітки для виявлення COVID-19. Розроблена модель на основі «DenseNet121 CNN», використовує зображення ренгенограм 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 ренгенограм 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. 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.