

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

на тему Методи та засоби визначення рівня епідеміологічної небезпеки
засобами нейромережевого моделювання

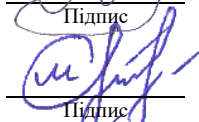
Галузь знань 12 – Інформаційні технології
Шифр і назва галузі знань
Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки
Шифр і назва спеціальності
Освітня програма Комп'ютерні науки
Назва освітньої програми

Виконав: студент 2 курсу, група КНм-21-1
Курс, група виконавця


Підпис

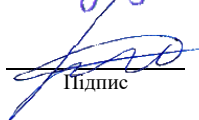
О.М. Овчарук
Ініціали, прізвище

Керівник: к.т.н., доцент кафедри КН
Науковий ступінь, посада


Підпис

О.В. Мазурець
Ініціали, прізвище

Нормоконтроль: к.т.н., доцент кафедри КН
Науковий ступінь, посада


Підпис

Р.О. Багрій
Ініціали, прізвище

До захисту допускаю:

Зав. кафедри КН, д.т.н., професор


Підпис

О.В. Бармак
Ініціали, прізвище

10 грудня 2022 р.

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет інформаційних технологій

Кафедра комп'ютерних наук

Освітній ступінь магістр

Галузь знань 12 – Інформаційні технології

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри комп'ютерних наук


(підпис)
д.т.н., професор О.В. Бармак
« 01 » вересня 2022 року

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ МАГІСТРА**

1. Тема кваліфікаційної роботи магістра: «Методи та засоби визначення рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання»

2. Завдання видано студенту Овчаруку Олександр Миколайовичу
(прізвище, ім'я, по батькові)

3. Керівник роботи доцент кафедри КН Мазурець Олександр Вікторович
(прізвище, ім'я, по батькові)

4. Затверджені наказом університету від « 21 » липня 2022 р. № 83

5. Зміст пояснювальної записки (перелік задач) та вихідні дані:

Мета кваліфікаційної роботи магістра – вирішення задачі визначення рівня епідеміологічної небезпеки, для чого слід розробити метод автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання та метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром, а також необхідні відповідні програмні засоби. При цьому, метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром має бути складовою методу автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання.

Реферат

Кваліфікаційна робота магістра розв'язує науково-технічну задачу автоматизації визначення рівня епідеміологічної небезпеки, для чого розроблено метод автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання та метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром, а також необхідні відповідні програмні засоби.

Актуальність теми. Нові інфекційні захворювання становлять дедалі більшу загрозу для населення. Швидка глобалізація суспільства спричинила підвищення мобільності населення та активізацію світової торгівлі. В таких умовах сплески інфекційних захворювань, що виникають в самих віддалених частинах світу, можуть швидко поширюватися на міста та регіони, наражаючи на ризик зараження великі групи населення. Прогнозування дозволяє визначити ймовірність виникнення захворювання, його масштаби та наслідки. Метою застосування епідеміологічного прогнозування є запобігання виникненню інфекційних захворювань, зниження загальної кількості хворих та мінімізація соціально-економічних наслідків, спричинених епідеміями.

Отже, на сьогодні існує значна потреба в розробці систем раннього оповіщення в області епідеміологічної ситуації, зокрема для автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки. Тому розробка методів та засобів для вирішення задачі автоматизації визначення рівня епідеміологічної небезпеки є актуальною та перспективною на сучасному етапі.

Мета і задачі роботи. *Мета кваліфікаційної роботи магістра* – вирішення задачі визначення рівня епідеміологічної небезпеки, для чого слід розробити метод автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання та метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною

нейронною мережею із згортковим шаром, а також необхідні відповідні програмні засоби.

При цьому, метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром є складовою методу автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання. Вхідними даними при вирішенні задачі визначення рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання є вибірки актуальних параметрів протягом досліджуваного періоду, а вихідними даними мають бути відомості у вигляді результуючого експертного висновку, який містить прогнозовані варіанти рівня епідеміологічної небезпеки й числові оцінки для кожного із них

За результатом виконання роботи були поставлені й *вирішені наступні завдання:*

1. Проведено аналіз предметної області, математичних моделей, існуючого програмного забезпечення та нейромережевих моделей, що застосовуються для прогнозування епідеміологічної ситуації.

2. Вдосконалено метод автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання.

3. Вдосконалено метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром.

4. Розроблено прикладну інформаційну систему автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання.

5. Проведено прикладне дослідження ефективності методу автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання та методу прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром.

Об'єкт дослідження – процес визначення рівня епідеміологічної небезпеки.

Предмет дослідження – методи, алгоритми, інформаційні технології, моделі та засоби для визначення рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання.

Методи дослідження, застосовані для вирішення поставлених завдань: для розв'язання поставлених задач використовуються основні положення методів теорії множин й аналізу даних, а для реалізації інформаційної системи – методології проектування інформаційних систем й об'єктно-орієнтований підхід.

Наукова новизна одержаних результатів. В результаті виконання роботи були отримані такі *інновації й положення наукової новизни*:

1. Вдосконалено метод автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання, який дозволяє за вхідними даними вибірок актуальних параметрів протягом досліджуваного періоду одержувати вихідні дані у вигляді результуючого експертного висновку який містить прогнозовані варіанти рівня епідеміологічної небезпеки й оцінки кожного із них, й відрізняється від існуючих методів тим, що дає можливість використовувати змінну кількість актуальних параметрів та досліджуваних періодів спостережень й застосовує метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром для формування додаткових вхідних даних у вигляді додаткової вибірки із прогнозованими значеннями параметрів для підвищення точності визначення рівня епідеміологічної небезпеки.

2. Вдосконалено метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром, який дозволяє за вхідними даними у вигляді вибірки залежних від часу значень визначеного параметру протягом досліджуваного періоду одержувати вихідні дані у вигляді вибірки із прогнозованими значеннями параметру для подальшого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого

моделювання, й відрізняється від існуючих методів тим, що використовує для прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентну темпоральну нейронну мережу із одним згортковим шаром.

Практичне значення одержаних результатів. Було розроблено інформаційну систему автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки, яка є прикладною реалізацією методу автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання з використанням методу прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром, яка складається з модуля побудови вхідних матриць даних для ініціації визначення рівня епідеміологічної небезпеки, модуля прогнозування значень актуальних параметрів часовою згортковою нейронною мережею, модуля навчання нейронної мережі перцептрон, модуля генерації експертних висновків та бази даних інформаційної системи. Проведені дослідження встановили, що збільшення кількості досліджуваних епох у вигляді вибірок параметрів за максимально можливий попередній діапазон призводить до відповідного підвищення точності прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки. Так, за охоплення аналізом 50 вибірок актуальних параметрів протягом досліджуваного періоду точність прогнозування склала 67.29%, а за охоплення аналізом 700 вибірок актуальних параметрів протягом досліджуваного періоду точність прогнозування збільшилась до 79.22%.

Апробація результатів кваліфікаційної роботи магістра та публікації. Основні наукові й практичні результати кваліфікаційної роботи магістра доповідались у доповідях на XI Всеукраїнській науково-практичній конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2019», XIII Всеукраїнській науково-практичній конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2021», XXV International Scientific and Practical Conference «Innovative trends of science and practice, tasks and ways to solve them» (Athens, Greece, 2022), XI International Scientific and Practical Conference «Actual problems of learning and teaching methods» (Vienna, Austria, 2022), XIV Всеукраїнській науково-

практичній конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2022». За темою роботи автором виконано 5 наукових публікації:

1. Овчарук О. М., Мазурець О. В. Математична модель фасеткового дорозпізнавального перетворення зображень. Збірник наукових праць за матеріалами XI всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2019» – Хмельницький, 2019, Т.1. – С.151-152.

2. Овчарук О. М., Мазурець О. В. Метод фасеткового дорозпізнавального перетворення зображень для нейромережевого розпізнавання. Збірник наукових праць за матеріалами XII Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2020» – Хмельницький, 2020. – С.203-208.

3. Молчанова М.О., Собко О.В., Блажук В. Д., Овчарук О. М., Мазурець О. В. Інформаційна технологія визначення рівня епідеміологічної небезпеки з урахуванням попередньої динаміки. Proceedings of the XXV International Scientific and Practical Conference «Innovative trends of science and practice, tasks and ways to solve them». Athens, Greece. 2022. Pp. 497-500. URL: <https://isg-konf.com/innovative-trends-of-science-and-practice-tasks-and-ways-to-solve-them-two/>. DOI: 10.46299/ISG.2022.1.25

4. Овчарук О.М., Мазурець О.В., Молчанова А.Л., Собко О.В., Молчанова М.О. Експертна система визначення рівня епідеміологічної небезпеки за часовими показниками з використанням нейромережевих технологій. Proceedings of the XI International Scientific and Practical Conference «Actual problems of learning and teaching methods». Vienna, Austria. 2022. Pp. 504-510. URL: <https://isg-konf.com/actual-problems-of-learning-and-teaching-methods/>. DOI: 10.46299/ISG.2022.2.11

5. Овчарук О.М., Мазурець О.В., Молчанова М.О., Собко О.В., Віт Р.В. Експертна система нейромережевого визначення рівня епідеміологічної небезпеки за часовими показниками. Збірник наукових праць за матеріалами XIV Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми

комп'ютерних наук АПКН-2022». Хмельницький, 2022. с. 217-222.
https://kn.khmnmu.edu.ua/wp-content/uploads/sites/18/apkn2022_corpuspaper.pdf

Структура та обсяг роботи. Кваліфікаційна робота магістра складається з реферату, завдання, змісту, переліку скорочень, вступу, 4 розділів, висновків, переліку посилань із 53 найменувань та 4 додатків. Загальний обсяг кваліфікаційної роботи магістра становить 106 сторінки, з них 86 сторінок основного тексту та 18 сторінок додатків. У роботі наведено 27 рисунків та 15 таблиць.

Ключові слова: прогнозування, рівень епідеміологічної небезпеки, нейромережа, навчання нейронної мережі, нейронна мережа, перцептрон, епідеміологічна небезпека, інформаційна система, нейромережеве моделювання, сортові нейронні мережі, рекурентні нейронні мережі.

Зміст

Перелік скорочень	4
Вступ.....	5
Розділ 1	
Сучасний стан визначення показників рівня епідеміологічної небезпеки методами штучного інтелекту	11
1.1 Аналіз сфери прогнозування епідеміологічної ситуації	11
1.2 Аналіз моделей прогнозування епідеміологічної ситуації	15
1.3 Аналіз існуючого програмного забезпечення для прогнозування епідеміологічної ситуації	18
1.4 Аналіз нейромережових моделей прогнозування епідеміологічної ситуації.....	26
1.5 Постановка задачі.....	31
Висновки до розділу 1	33
Розділ 2	
Методи для визначення рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання.....	35
2.1 Підхід до збільшення розмірності вхідних даних показників епідеміологічної небезпеки у часі	35
2.2 Метод автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання.....	38
2.3 Метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром	42
2.4 Засоби для прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром	46
Висновки до розділу 2	49
Розділ 3	
Інформаційна система автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання	51

3.1 Модулі інформаційної системи автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки	51
3.2 Компоненти модулів інформаційної системи автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки	54
3.3 Проектування програмних засобів для прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами	56
Висновки до розділу 3	58
Розділ 4	
Дослідження ефективності методу автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання.....	60
4.1 Розробка прикладних компонентів інформаційної системи автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки	60
4.2 Прикладна реалізація модуля прогнозування значень актуальних параметрів темпоральною згортковою нейронною мережею	63
4.3 Прикладне тестування інформаційної системи автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки	66
4.4 Функціональне дослідження інформаційної системи автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки	71
4.5 Дослідження ефективності методу прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром	76
Висновки до розділу 4	78
Загальні висновки.....	80
Перелік посилань.....	83
Додатки	

Перелік скорочень

Скорочення, термін, позначення	Пояснення
НМ	Нейронна мережа
TCN	Temporal Convolutional Networks
FCN	Fully Convolutional Network
CNN	Convolutional neural network
RNN	Recurrent Neural Networks
СРО	Системи раннього оповіщення
ВООЗ	Всесвітньої організації охорони здоров'я
ГРЗ	Гострі респіраторні захворювання
ШНМ	Штучна нейронна мережа
ШІ	Штучний інтелект

Вступ

Кваліфікаційна робота магістра розв'язує науково-технічну задачу автоматизації визначення рівня епідеміологічної небезпеки, для чого розроблено метод автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання та метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром, а також необхідні відповідні програмні засоби.

Актуальність теми. Нові інфекційні захворювання становлять дедалі більшу загрозу для населення. Швидка глобалізація суспільства спричинила підвищення мобільності населення та активізацію світової торгівлі [1]. В таких умовах сплески інфекційних захворювань, що виникають в самих віддалених частинах світу, можуть швидко поширюватися на міста та регіони, наражаючи на ризик зараження великі групи населення. Прогнозування дозволяє визначити ймовірність виникнення захворювання, його масштаби та наслідки. Метою застосування епідеміологічного прогнозування є запобігання виникненню інфекційних захворювань, зниження загальної кількості хворих та мінімізація соціально-економічних наслідків, спричинених епідеміями [2, 3].

Отож на сьогодні існує значна потреба в розробці систем раннього оповіщення в області епідеміологічної ситуації, зокрема для автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки. Тому розробка методів та засобів для вирішення задачі автоматизації визначення рівня епідеміологічної небезпеки є актуальною та перспективною на сучасному етапі.

Мета і задачі роботи. *Мета кваліфікаційної роботи магістра* – вирішення задачі визначення рівня епідеміологічної небезпеки, для чого слід розробити метод автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання та метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною

нейронною мережею із згортковим шаром, а також необхідні відповідні програмні засоби.

При цьому, метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром є складовою методу автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання. Вхідними даними при вирішенні задачі визначення рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання є вибірки актуальних параметрів протягом досліджуваного періоду, а вихідними даними мають бути відомості у вигляді результуючого експертного висновку, який містить прогнозовані варіанти рівня епідеміологічної небезпеки й числові оцінки для кожного із них

За результатом виконання роботи були поставлені й *вирішені наступні завдання:*

1. Проведено аналіз предметної області, математичних моделей, існуючого програмного забезпечення та нейромережевих моделей, що застосовуються для прогнозування епідеміологічної ситуації.

2. Вдосконалено метод автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання.

3. Вдосконалено метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром.

4. Розроблено прикладну інформаційну систему автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання.

5. Проведено прикладне дослідження ефективності методу автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання та методу прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром.

Об'єкт дослідження – процес визначення рівня епідеміологічної небезпеки.

Предмет дослідження – методи, алгоритми, інформаційні технології, моделі та засоби для визначення рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання.

Методи дослідження, застосовані для вирішення поставлених завдань: для розв'язання поставлених задач використовуються основні положення методів теорії множин й аналізу даних, а для реалізації інформаційної системи – методології проектування інформаційних систем й об'єктно-орієнтований підхід.

Наукова новизна одержаних результатів. В результаті виконання роботи були отримані такі *інновації й положення наукової новизни*:

1. Вдосконалено метод автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання, який дозволяє за вхідними даними вибірок актуальних параметрів протягом досліджуваного періоду одержувати вихідні дані у вигляді результуючого експертного висновку який містить прогнозовані варіанти рівня епідеміологічної небезпеки й оцінки кожного із них, й відрізняється від існуючих методів тим, що дає можливість використовувати змінну кількість актуальних параметрів та досліджуваних періодів спостережень й застосовує метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром для формування додаткових вхідних даних у вигляді додаткової вибірки із прогнозованими значеннями параметрів для підвищення точності визначення рівня епідеміологічної небезпеки.

2. Вдосконалено метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром, який дозволяє за вхідними даними у вигляді вибірки залежних від часу значень визначеного параметру протягом досліджуваного періоду одержувати вихідні дані у вигляді вибірки із прогнозованими значеннями параметру для подальшого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого

моделювання, й відрізняється від існуючих методів тим, що використовує для прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентну темпоральну нейронну мережу із одним згортковим шаром.

Практичне значення одержаних результатів. Було розроблено інформаційну систему автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки, яка є прикладною реалізацією методу автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання з використанням методу прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром, яка складається з модуля побудови вхідних матриць даних для ініціації визначення рівня епідеміологічної небезпеки, модуля прогнозування значень актуальних параметрів часовою згортковою нейронною мережею, модуля навчання нейронної мережі перцептрон, модуля генерації експертних висновків та бази даних інформаційної системи. Проведені дослідження встановили, що збільшення кількості досліджуваних епох у вигляді вибірок параметрів за максимально можливий попередній діапазон призводить до відповідного підвищення точності прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки. Так, за охоплення аналізом 50 вибірок актуальних параметрів протягом досліджуваного періоду точність прогнозування склала 67.29%, а за охоплення аналізом 700 вибірок актуальних параметрів протягом досліджуваного періоду точність прогнозування збільшилась до 79.22%.

Апробація результатів кваліфікаційної роботи магістра та публікації. Основні наукові й практичні результати кваліфікаційної роботи магістра доповідались у доповідях на XI Всеукраїнській науково-практичній конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2019», XIII Всеукраїнській науково-практичній конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2021», XXV International Scientific and Practical Conference «Innovative trends of science and practice, tasks and ways to solve them» (Athens, Greece, 2022), XI International Scientific and Practical Conference «Actual problems of learning and teaching methods» (Vienna, Austria, 2022), XIV Всеукраїнській науково-

практичній конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2022». За темою роботи автором виконано 5 наукових публікацій [49 - 53] :

1. Овчарук О. М., Мазурець О. В. Математична модель фасеткового дорозпізнавального перетворення зображень. Збірник наукових праць за матеріалами XI всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2019» – Хмельницький, 2019, Т.1. – С.151-152.

2. Овчарук О. М., Мазурець О. В. Метод фасеткового дорозпізнавального перетворення зображень для нейромережевого розпізнавання. Збірник наукових праць за матеріалами XII Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2020» – Хмельницький, 2020. – С.203-208.

3. Молчанова М.О., Собко О.В., Блажук В. Д., Овчарук О. М., Мазурець О. В. Інформаційна технологія визначення рівня епідеміологічної небезпеки з урахуванням попередньої динаміки. Proceedings of the XXV International Scientific and Practical Conference «Innovative trends of science and practice, tasks and ways to solve them». Athens, Greece. 2022. Pp. 497-500. URL: <https://isg-konf.com/innovative-trends-of-science-and-practice-tasks-and-ways-to-solve-them-two/>. DOI: 10.46299/ISG.2022.1.25

4. Овчарук О.М., Мазурець О.В., Молчанова А.Л., Собко О.В., Молчанова М.О. Експертна система визначення рівня епідеміологічної небезпеки за часовими показниками з використанням нейромережевих технологій. Proceedings of the XI International Scientific and Practical Conference «Actual problems of learning and teaching methods». Vienna, Austria. 2022. Pp. 504-510. URL: <https://isg-konf.com/actual-problems-of-learning-and-teaching-methods/>. DOI: 10.46299/ISG.2022.2.11

5. Овчарук О.М., Мазурець О.В., Молчанова М.О., Собко О.В., Віт Р.В. Експертна система нейромережевого визначення рівня епідеміологічної небезпеки за часовими показниками. Збірник наукових праць за матеріалами XIV Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми

комп'ютерних наук АПКН-2022». Хмельницький, 2022. с. 217-222.
https://kn.khmnu.edu.ua/wp-content/uploads/sites/18/apkn2022_corpuspaper.pdf

Структура та обсяг роботи. Кваліфікаційна робота магістра складається з реферату, завдання, змісту, переліку скорочень, вступу, 4 розділів, висновків, переліку посилань із 53 найменувань та 4 додатків. Загальний обсяг кваліфікаційної роботи магістра становить 106 сторінки, з них 86 сторінок основного тексту та 18 сторінок додатків. У роботі наведено 27 рисунків та 15 таблиць.

Розділ 1

Сучасний стан визначення показників рівня епідеміологічної небезпеки методами штучного інтелекту

1.1 Аналіз сфери прогнозування епідеміологічної ситуації

Нові інфекційні захворювання становлять дедалі більшу загрозу для населення. Швидка глобалізація суспільства спричинила підвищення мобільності населення та активізацію світової торгівлі [1]. В таких умовах сплески інфекційних захворювань, що виникають в самих віддалених частинах світу, можуть швидко поширюватися на міста та регіони, наражаючи на ризик зараження великі групи населення. У тандемі зі змінами клімату та розширенням сфери господарської діяльності людини, підвищуються ризики поширення збудників захворювань у суміжні регіони [2]. В таких умовах важливе значення має моніторинг та прогнозування епідемій у режимі реального часу, що надає можливість передбачити географічне поширення хвороби та кількість нових випадків, а також дозволяє превентивно вводити відповідні заходи для подолання епідемій.

Прогнозування дозволяє визначити ймовірність виникнення захворювання, його масштаби та наслідки. Метою застосування епідеміологічного прогнозування є запобігання виникненню інфекційних захворювань, зниження загальної кількості хворих та мінімізація соціально-економічних наслідків, спричинених епідеміями [3]. Для прогнозування потрібно враховувати значну кількість показників, а саме:

- кількість випадків, включаючи підтверджені, ймовірні та передбачувані випадки;
- переміщення окремих осіб та груп населення;
- дані про імунізацію дітей та дорослих;
- дані про вакцинацію населення;
- кліматичні дані;

- погодні дані та сезоністі;
- кількість лікарень, медичного персоналу, кількість вільних місць;
- кількість населення та його густину [4].

Системи що використовуються для прогнозування епідеміологічної ситуації називають системами раннього сповіщення. Такі системи складаються з трьох основних компонентів, а саме: епідеміологічний нагляд за захворюваннями; моделювання ризику виникнення захворювання на основі даних зібраних за весь період існування захворювання; прогнозування майбутнього ризику шляхом використання прогностичних моделей та постійного епідеміологічного спостереження [5].

Епідеміологічний нагляд є інтерактивною системою моніторингу захворюваності, яка включає збір медичних даних на регулярній основі, як правило ці дані надають медичні працівники котрі працюють в певному регіоні [6]. В більшості розвинених країн сповіщення про виявлення інфекційних захворювань є обов'язковим. Швидкий збір даних та оцінка регіональних і національних статистичних даних призводить до раннього виявлення змін у виникненні захворювань.

Прогнозування захворювань включає також моделювання. Моделювання може базуватися на статистичному або біологічному підході [7]. Статистичний підхід потребує вибірки з якомога ширшого діапазону даних. Прогнози, що випливають із цього підходу, припускають, що майбутнє буде таким самим як і минуле, тобто зв'язки між даними вже встановлені і вони зберуться в майбутньому. Біологічний підхід вимагає детальної інформації про всі параметри та змінні, які вважаються важливими для захворювання. Прогнози, що випливають із цього підходу можуть враховувати вплив змін навколишнього середовища, або неочікувану зміну одного з параметрів (мутації). Однак велика частина захворювань виникає через комбінацію внутрішніх та зовнішніх факторів. До внутрішніх факторів відносяться індивідуальна сприйнятливість, інфекція, імунітет тощо, які змінюються в результаті процесів передачі хвороби.

Зовнішні фактори часто пов'язані з кліматом, погодою та екологічною ситуацією [8].

За часом горизонтом прогнози системи раннього оповіщення поділяються на короткострокові та довгострокові [9]. Короткострокові прогнози проводяться на період до одного року. Короткострокові прогнози можуть надавати точну інформацію про час та місце виникнення спалахів, але залишають мало часу для впровадження заходів для їх запобігання. Довгострокові прогнози проводяться на період від п'яти років. Довгострокові прогнози дають не такі точні передбачення, але за рахунок більшого горизонту прогнозування можна прийняти відповідні міри для попередження спалаху або його локалізації. Однак будь-який прогноз повинен містити оцінку його достовірності. Це особливо важливо з точки зору планування охорони здоров'я, оскільки ресурси буде мобілізовано лише після того, як буде перевищено «критичний рівень» достовірності.

Існують різні типи СРО критеріями до вибору тієї чи іншої системи є: інформаційні вимоги медичної спільноти; масштаб аналізу (тобто місцевий, регіональний, національний); та технологічні вимоги до моделювання чи прогнозування. СРО включають один або кілька наступних видів діяльності:

- звітна, що включає збір звітів про спалахи від медичних працівників;
- карти ризику або індикатори, що базуються на сезонності або змінах навколишнього середовища;
- оповіщення про порогові значення, що вказують на зміни в допустимих діапазонах, отримані від діючих систем епіднагляду [10].

Звітні СРО надають лабораторно підтверджені звіти про спалахи нових захворювань. Більшість таких систем є частиною міжнародної системи ВООЗ. Хоча ці системи насамперед належить до категорії систем раннього виявлення, вони також мають потенціал для проведення довгострокового прогнозування, але для такого їх використання потрібні експертні спостереження та лабораторні підтвердження [11]. За допомогою звітних СРО можна проводити прогнозування

епідеміологічної ситуації як для конкретних регіонів та і для цілих країн. Прикладами таких систем є: SentiWeb, ProMed, Pacific Network та інші.

Дані про захворювання, незалежно від того, які вони збираються, можуть бути перетворені на статичні карти ризиків. Карти ризиків були одними із перших СРМ та ефективно використовувалися ще в першій чверті ХХ століття [12]. Карти ризиків можна використовувати для розробки нових статистичних підходів до картування ризиків, перевірки зв'язку погодних аномалій зі спалахами хвороб і перевірки біологічних моделей, які дозволяють прогнозувати ризики [13]. Однак такі системи мають наростаючу складність і, отже, невизначеність, що збільшується з кількістю показників. Кожна з багатьох ланок у причинно-наслідковому ланцюгу має бути чітко описана, перш ніж біологічно обґрунтована модель зможе точно описати ризик виникнення захворювання у просторі та часі. Карти ризиків за об'єктом дослідження поділяються на: статистичні та біологічні [14].

Дані статистичних карт ризиків можуть бути пов'язані з допоміжними даними, такими як: інформація з супутникових датчиків, даними про типи ґрунтів, активністю сільськогосподарської діяльності та іншими. Також для підвищення ефективності даної системи можуть використовуватися різні методи регресій, а також метод максимальної правдоподібності. Співвідношення встановлені між прогностичними даними (наприклад, супутником) і прогнозованими даними (наприклад, хворобою), можна використовувати для прогнозування ризику в раніше недосліджених районах.

Біологічні карти ризиків використовують дані про те, що відомо про біологічні відносини між організмами в період, що передує спалаху захворювання. В багатьох випадках конкретна подія або ланцюжок подій викликає можливий спалах хвороби [15].

Для ефективної роботи будь якого типу СРО потрібно вчасно отримувати та оброблювати актуальні дані про захворювання. Частота оновлення даних залежить від контексту захворювання. Природна історія хвороби є важливим чинником для визначення ідеальної частоти оновлень даних. Для захворювання

зі швидким прогресуванням (наприклад, грип) потрібно щоденно оновлювати дані у той час як при захворюваннях із повільнішим прогресуванням (наприклад, ВІЛ) може бути достатньо щомісячних оновлень [16].

Таким чином, для аналізу сучасного стану визначення показників рівня епідеміологічної небезпеки методами штучного інтелекту було проведено огляд сфери прогнозування епідеміологічної ситуації, який виявив, що на сьогодні існує значна потреба в розробці систем раннього оповіщення в області епідеміологічної ситуації, зокрема для автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки.

1.2 Аналіз моделей прогнозування епідеміологічної ситуації

Аналіз та математичне моделювання спалахів захворювань відіграють важливу роль у плануванні заходів охорони здоров'я, що мають бути застосовані у разі спалахів інфекційних захворювань. Математичні моделі включають рівняння або системи рівнянь, параметри яких представляють об'єктивні кількісні співвідношення основних параметрів епідемічних процесів. Основною метою такого моделювання є визначення характеристик, динаміки та впливу пандемій, а також оцінки ефективності протиепідеміологічних заходів [17].

Для прогнозування епідеміологічної ситуації необхідно провести моніторинг показників здоров'я пацієнтів. Результатами моніторингу епідеміологічної ситуації є сукупністю вимірених значень показників, одержані в хронологічній послідовності, тобто ці значення можна представити у вигляді часових рядів. Такі часові ряди зазвичай містять параметричну невизначеність, є нестационарними і мають значні шуми [18].

При вирішенні задачі прогнозування часового ряду потрібно структурувати математичну модель контролю стану, яка є функціональною залежністю, що відображає зв'язок між наступними та попередніми значеннями часового ряду. Після того, як виконана структуризація математичної моделі

контролю стану, потрібно обчислити прогнозовані значення часового ряду, а також довірчі інтервали.

Задача прогнозування має бути представлена як послідовність вирішення взаємозв'язаних проблем:

- моніторинг стану (вибір та вимірювання контрольованих параметрів стану через певні проміжки часу);
- визначення інформативності контрольованих змінних станів, що відображають властивості елементів;
- приведення даних моніторингу до виду, придатного для аналізування;
- структуризація математичної моделі контролю стану;
- обчислення прогнозованих значення часового ряду із застосуванням математичної моделі;
- обчислення відповідних довірчих інтервалів [19].

В основі сучасного математичного моделювання епідемій закладено принцип експоненційного зростання кількості хворих. Це означає, що зростання кількості хворих з часом поступово збільшується пропорційно до певного коефіцієнта, який є константою і розраховується для кожної хвороби окремо. Однією з найпоширеніших моделей є модель SIR та її модифікації (SI, SIS, SEI, SIRS, SEIS, SEIR, SEIRS, MSIR, MSEIR, MSEIRS, LISEIR) [20]. За допомогою SIR моделі розраховується теоретична кількість людей, інфікованих інфекційним захворюванням, у закритій популяції протягом певного часового відрізка. В даній моделі все населення ділиться на декілька груп, а саме:

- сприятливі;
- інфіковані;
- одужалі.

Модель SIR передбачає, що поширення інфекційного захворювання відбувається через контакт сприйнятливих людей з інфікованими, а одужалі перестають поширювати хворобу. Однак в умовах пандемії COVID-19 класична модель не охоплює всіх можливих варіантів інфікування населення, тому для прогнозування даної хвороби краще використовувати її дочірню модель, а саме

SEIRD. В моделі SEIRD передбачається, що захворювання має латентний період, тобто перші ознаки захворювання з'являються у зараженого через певний проміжок часу [21]. Враховуючи даний фактор групи населення поділяються на наступні категорії (рисунок 1.1):

- сприйнятливі (S);
- латентні (E);
- інфіковані (I);
- несприйнятливі (R);
- померлі (D).

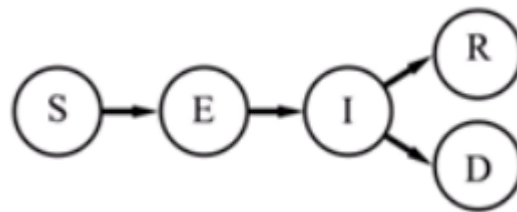


Рисунок 1.1 – Схема поширення захворювання між групами в SEIRD-моделі

Беручи до уваги наведену раніше схему (рисунок 1.1) виходить, що зараження та перехід у латентну фазу відбувається в результаті контакту сприйнятливих та інфікованих людей. Не зважаючи на більшу кількість категорій на які розділяється населення в моделі SEIRD, вона все таки не враховує всіх особливостей COVID-19, а саме в ній відсутні категорії, що відповідатимуть кількості видужалого населення, а також в даній моделі не врахований випадок коли інфікований може не мати явних ознак захворювання [22].

Таким чином, моделювання дозволяє визначити характеристики, динаміку та вплив пандемій, а також оцінки ефективності протиепідеміологічних заходів, що може бути використане при розробці методів та засобів визначення рівня епідеміологічної небезпеки.

1.3 Аналіз існуючого програмного забезпечення для прогнозування епідеміологічної ситуації

Останніми роками дослідження в сфері інфекційних захворювань стали особливо актуальними це зумовлено пандемією коронавірусної хвороби яка вирує в світі з 2019 року [23]. Значна частина зусиль науковців спрямована на прогнозування темпів поширення інфекційних захворювань. Дослідження в даній сфері особливо важливі, оскільки за допомогою них можна передбачити виникнення епідемій та вжити превентивні засоби для боротьби з ними.

Ідея передбачення темпів поширення інфекційних захворювань не є новою, аналог першої такої системи було розроблено на початку 1920-х років в Індії. Дана система базувалася на даних про метеорологічні умови та згадках тропічних захворювань зібраних в провінції Пенджаб за 30 років [24]. З її допомогою будувалися карти ризиків, що дозволяли передбачити сплески прокази, пневмонії, малярії та віспи за 2-3 місяці до початку захворювання [25].

З розвитком інформаційних технологій вдалося покращити результати прогнозування поширення захворювань та пришвидшити обробку та аналіз даних. У 1989 році Дональдом А. Хендерсоном була вперше запропонована ідея створення глобальної моніторингової системи спрямованої на відстеження стану епідеміологічної ситуації в світі [26], а вже в 1994 році було розроблено програму ProMED-mail.

Програма ProMED-mail представляє собою інструмент спостереження за інфекційними захворюваннями та призначений для швидкого поширення інформації про глобальні спалахи хвороб. Звіти в ProMED-mail формуються щоденно та аналізуються глобальною групою модераторів котрі є експертами у різних галузях, включаючи вірусологію, паразитологію, епідеміологію [27]. Із допомогою системи ProMED-mail вдалося виявити та сповістити про численні спалахи захворювань та біологічних загроз, включаючи сибірку, атипову пневмонію, раннє поширення лихоманки Ебола, COVID-19 та багато інших [28].

Система ProMED-mail була розроблена як відкрита система звітності та обговорення. Принцип роботи системи полягає в отриманні електронних листів від спеціалістів, що зареєстровані в системі. Кожного дня в систему з усього світу надходить близько сотні листів з інформацією про спалах або перебіг захворювань. На основі даних листів спеціалісти проводять аналіз та формують відповідні звіти про епідеміологічну ситуацію в регіонах. Далі ці звіти публікуються у системі ProMED-mail (рисунок 1.2).

Важливою особливістю даної системи є надання користувачеві можливості відправлення інформації стосовно епідеміологічної ситуації в його регіоні. Ця функція дозволяє швидко реагувати нові спалахи захворювань, але разом з тим накладає додаткові обмеження, що зв'язані з перевіркою компетентності користувача та наданої ним інформації.

The screenshot displays the ProMED-mail web interface. At the top, there are navigation links for various regions: ProMED-mail, Português, Español, Русский, Mekong Basin, Afrique Francophone, Anglophone Africa, South Asia, Middle East/North Africa, and Antimicrobial Resistance. Below this is a section titled 'Latest on COVID-19' with sub-sections for 'Latest', 'Plants', 'Hot Topics', and 'Errata'. A 'Latest Posts By Topic' section lists several updates, including 'Monkeypox update (75)', 'Ebola update (18): Uganda, Ebola Sudan strain, book review W. African outbreak', 'Ebola update (17): Uganda, DRC (NK, IT)', 'Yellow fever - Americas (05): Brazil (PR)', 'Ebola update (16): Uganda, more cases', 'Monkeypox update (74)', 'Ebola update (15): Uganda, Ebola Sudan strain, WHO', 'Monkeypox update (73)', and 'Monkeypox update (72)'. The main content area shows a detailed view of a report with the following information:

- [View printable version](#) Share this post: [f](#) [t](#) [e](#)
- Published Date: 2022-04-23 17:57:23 EEST
- Subject: PRO/ERR> Foodborne illness - Peru: (HM) fatal, insecticide suspected, corr.
- Archive Number: 20220423.8702790
- FOODBORNE ILLNESS - PERU: (HUAMANGA) FATAL, INSECTICIDE SUSPECTED, CORRECTION
- A ProMED-mail post
<http://www.promedmail.org>
 ProMED-mail is a program of the
 International Society for Infectious Diseases
<http://www.isid.org>
- Date: Fri 22 Apr 2022
 From: ProMED
- re: ProMED Foodborne illness - Peru: (HM) fatal, insecticide suspected, RFI 20220422.8702763
- The report refers to an event that occurred in Ayacucho in 2018.

Рисунок 1.2 – Перегляд звітів в системі ProMED-mail [27]

В системі присутнє групування звітів за регіональним принципом, що дозволяє переглянути дані отримані в конкретній місцевості. На даний момент в системі присутні наступні регіони: Східна Азія, Близький Схід та Північна

Африка, а також країни Португалія, Іспанія та інші [29]. Для кожного з регіонів можна переглянути карту на якій є позначки, що відображають дату та тему відправленого звіту, перейшовши за посиланням користувач може переглянути текст звіту (рисунк 1.3).

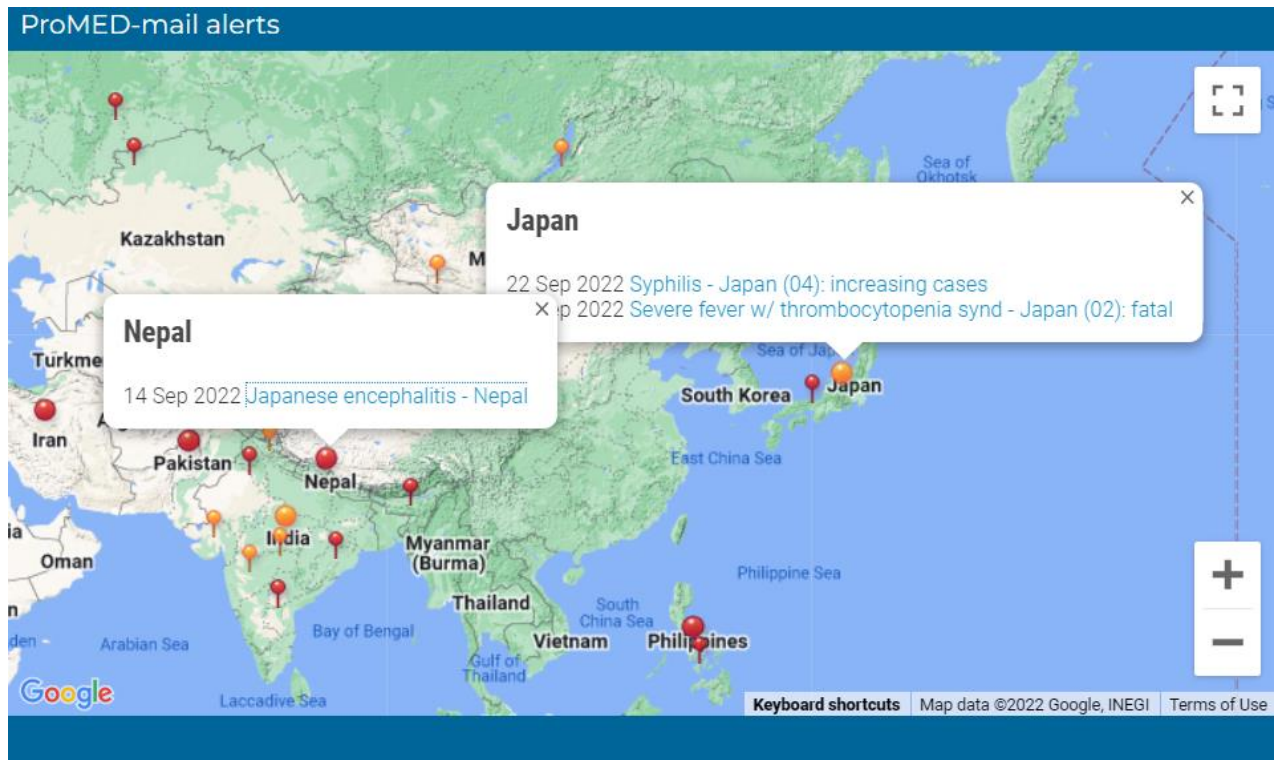


Рисунок 1.3 – Карта з місцями виникнення захворювання в системі ProMED-mail [29]

Перевагами системи ProMED-mail є відкритий доступ, можливість внесення користувачем власної інформації стосовно епідеміологічної ситуації в його регіоні та щоденне оновлення даних і їхня експертна оцінка. До недоліків даної системи можна віднести відсутність групування звітів за хворобами, достатньо довгий час обробки інформації при великій кількості електронних листів, а також відсутність автоматизованої системи прогнозування темпів поширення захворювань.

Ще однією системою електронного моніторингу інфекційних захворювань є французька система Sentinelles. Дана система дозволяє формувати бази даних про інфекційні захворювання та проводити їхній аналіз. Інформацію

для системи Sentinelles надають лікарі-волонтери, штат налічує приблизно 1300 лікарів загальної практики і 100 педіатрів, що складає відповідно 2% і 4% від загальної кількості. Дана система регулюється Інститутом епідеміології та громадського здоров'я імені П'єра Луї у співпраці з міністерством охорони здоров'я Франції [30].

Система Sentinelles аналізує дев'ять інфекційних захворювань, а саме:

- грипоподібні захворювання з 1984 року;
- чоловічий уретрит з 1984 року;
- свинку з 1985 року;
- гостру діарею з 1990 року;
- вітряну віспу з 1990 року;
- оперізуючий герпес з 2004 року;
- хворобу Лайма з 2009 року;
- коклюш з 2017 року;
- гостру респіраторну інфекцію з 2017 року [31].

Щотижня лікарі передають дані консультацій своїх пацієнтів у яких діагностовано відповідні захворювання в систему Sentinelles. На основі отриманих даних формуються відповідні звіти стосовно темпів поширення спостережуваних захворювань на території Франції (рисунок 1.4). Інформація у звітах представлена у вигляді схем, графіків та текстового опису для них.

Система Sentinelles відповідає за проведення моніторингу пандемії COVID-19 на території Франції. Моніторинг проводиться на основі даних по кількості хворих з ГРЗ та кількості позитивних ПЛР тестів отриманих від них. На основі цієї інформації формуються щотижневі звіти про поширення COVID-19 на території Франції [32].

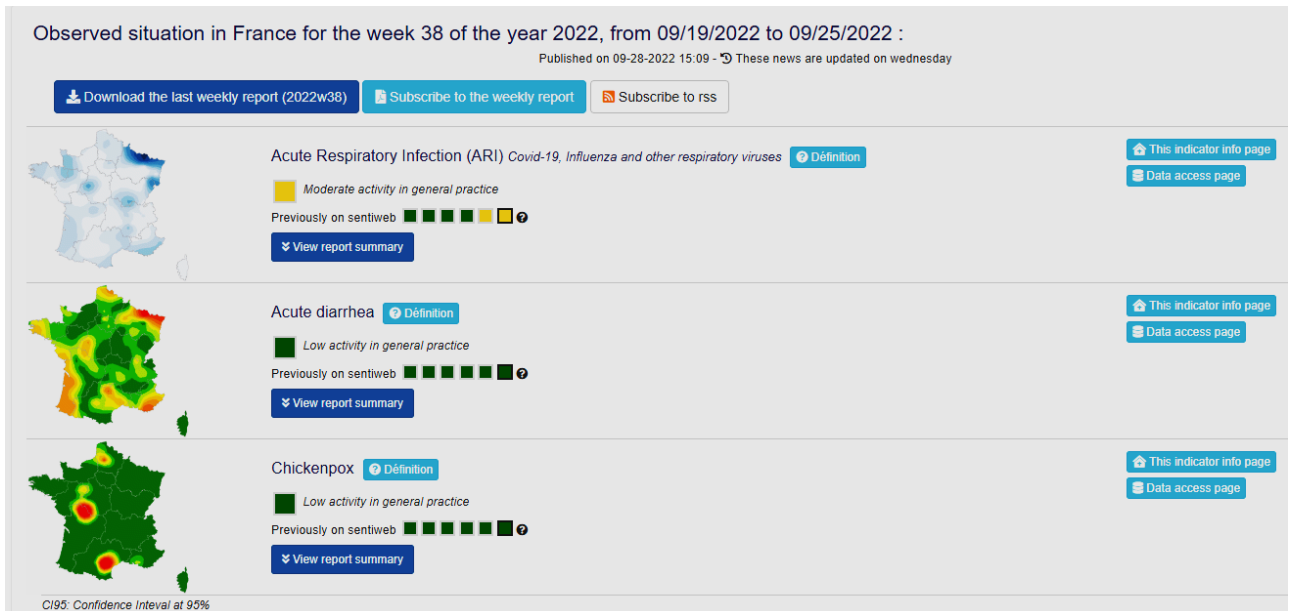


Рисунок 1.4 – Відображення звіту епідеміологічної ситуації в системі Sentinelles [32]

В системі Sentinelles присутня можливість перегляду статистики по спостережуваних захворюваннях починаючи з 1984 року. За допомогою цієї інформації можна відслідкувати спалахи епідемій та регіони їх розповсюдження. Також можна переглянути які вікові категорії найбільш уразливі для вибраної хвороби (рисунок 1.5).

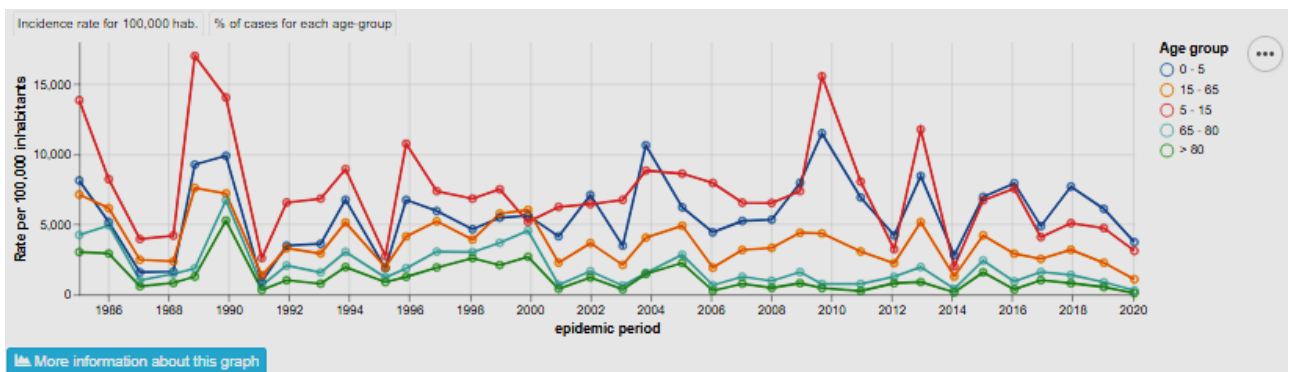


Рисунок 1.5 – Графік захворюваності відповідно до вікової групи в системі Sentinelles [32]

Також в системі Sentinelles присутня можливість використання зібраних нею даних для епідеміологічних досліджень. В систему інтегрований інструмент

«Periodic» який дозволяє провести прогноз темпів поширення захворювань. При прогнозуванні даних інструмент використовує бази даних надані системою Sentinelles [33]. Окрім цього в користувача є можливість використати зібрані дані у власній програмі. Система Sentinelles дозволяє завантажити потрібні дані з бази даних або використати підключення до API [34].

Система Sentinelles представляє потужну інформаційну платформу для наукових досліджень. До переваг даної системи можна віднести щотижневий оновлення даних, моніторинг великої кількості захворювань та інтеграцію з автоматизованою системою передбачень «Periodic». До недоліків системи можна віднести обмеження моніторингу епідемічної ситуації однією країною, та часткову локалізацію контенту (значна частина інформації не переведена на англійську).

На сьогоднішній день найбільшою та наймасштабнішою системою електронного моніторингу захворювань є система Всесвітньої організації охорони здоров'я. Дана система створена для моніторингу захворюваності у всьому світі та об'єднання зусиль науковців для подолання глобальних захворювань. Співробітники ВООЗ розташовані в 194 країнах і їхньою глобальною ціллю є покращення здоров'я людей та боротьба з хворобами. Дана система відповідає за проведення епідеміологічного нагляду у світі, а також координує дії спеціалістів у разі виникнення епідемій [35].

Моніторинг ситуації в галузі охорони здоров'я вимагає збору та аналізу великої кількості даних котрі надходять з різних джерел. Основним компонентом підтримки, що надається ВООЗ країнами-членами якраз і є зміцнення потенціалу в галузі збору, компіляції, управління, аналізу та використання даних про стан здоров'я. Основним джерелом надходження інформації до системи ВООЗ є дані що подають служби охорони здоров'я з країн партнерів. Інформація, яка подається медичними закладами включає в себе клінічний супровід пацієнтів, моніторинг захворювань, управління установами, планування сектору охорони здоров'я та ефективність наданих ним послуг. Після початку пандемії COVID-19 ці дані відіграли значну роль в оцінці стану

підготовленості системи охорони здоров'я до боротьби з пандемією та допомогли правильно розподілити ресурси між медичними закладами [36].

В даній системі зберігаються дані про виникнення та перебіг захворювань, що виникали по всьому світу. Також в системі можна переглянути статистику смертності або інвалідності яку можна групувати по країнах, регіонах, а також віку, статі та причинах їх виникнення. Інформація про тенденції смертності та захворюваності є особливо важливою для проведення реформ у сфері охорони здоров'я, оскільки з її допомогу можна оцінити якість наданих сферою охорони здоров'я послуг [37].

На інформаційній панелі ВООЗ з коронавірусу представлені офіційні щоденні дані про випадки захворювання COVID-19, смерті та використання вакцин. На даній інформаційній панелі дані представлені у вигляді мап, графіків та таблиць (рисунк 1.6). В користувача є можливість вибрати регіон або конкретну країну, щоб переглянути необхідну для нього інформацію.

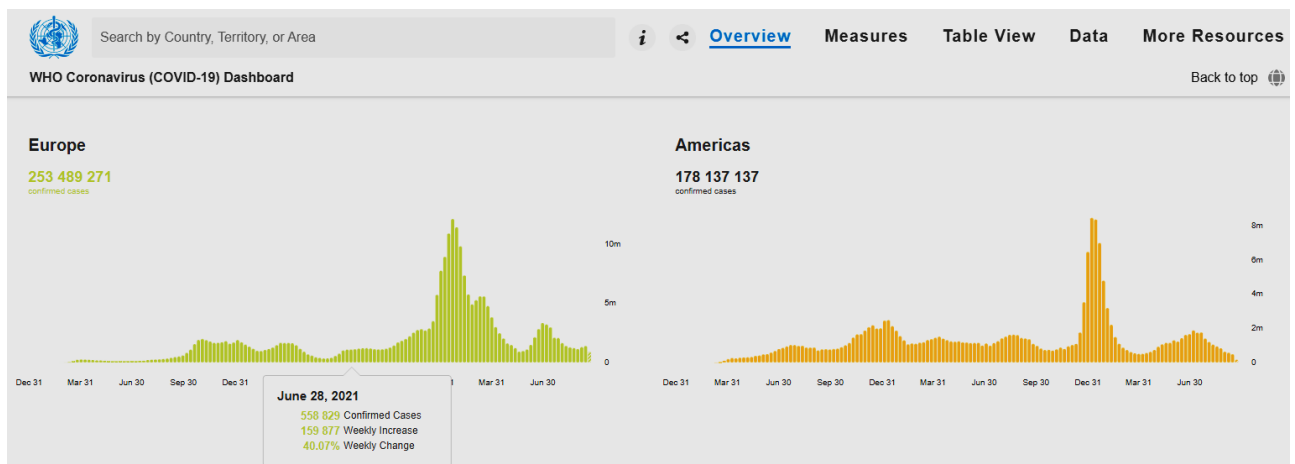


Рисунок 1.6 – Графіки поширення COVID-19 розміщені на інформаційній панелі ВООЗ [37]

Також система ВООЗ проводить моніторинг та аналіз поширення COVID-19. Підчас аналізування враховуються дані про кількість смертей, рівень вакцинації населення, введення карантинних заходів (носіння масок, закриття громадських місць, відміна міжнародних перевезень та інші.), кількість

населення, сезон, регіон та інші [38]. На основі оброблених даних формуються звіти з рекомендаціями для місцевих медичних закладів.

Також на інформаційній панелі ВООЗ з коронавірусу можна знайти інформацію про рівень вакцинації населення та введених карантинних обмеженнях. До карантинних обмежень відносяться: закриття або обмеження роботи громадських місць (шкіл, кінотеатрів, торгових та бізнес центрів), введення маскового режиму, обмеження або заборона проведення масових заходів, обмеження переміщення осіб всередині регіону, а також обмеження виїзду за кордон. Ця інформація надається як для вибраного регіону так і для конкретної країни (рисунок 1.7).

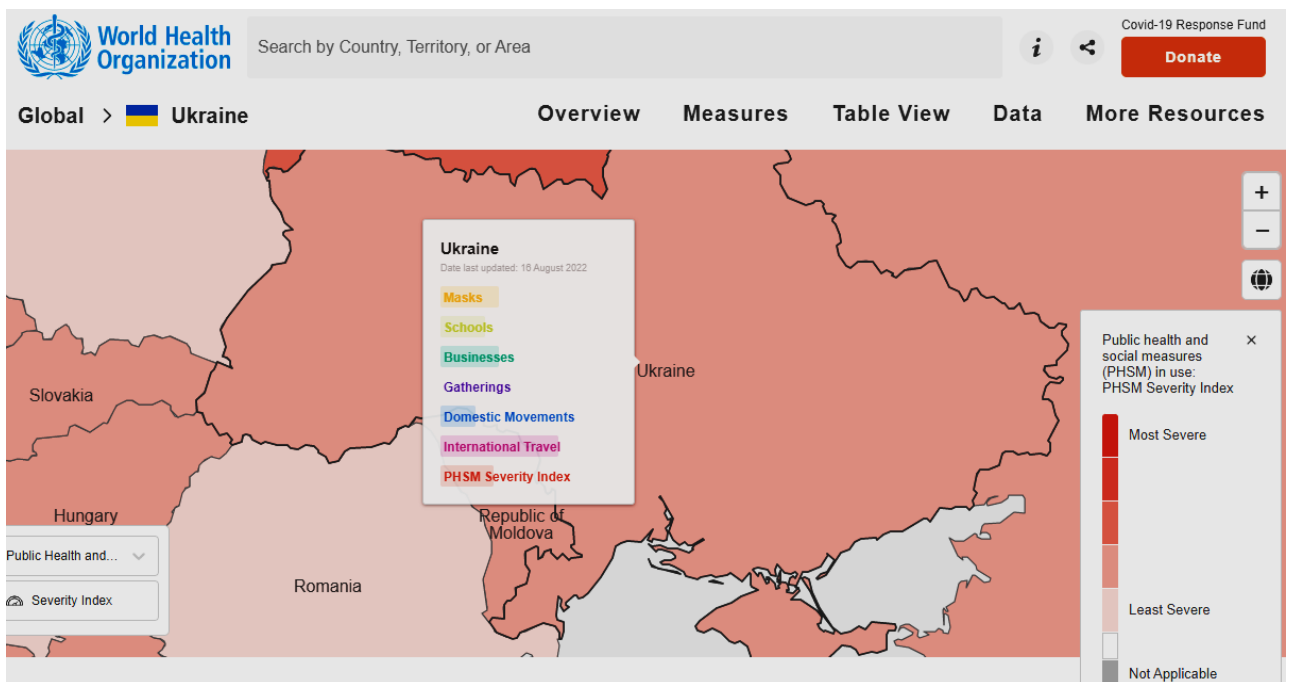


Рисунок 1.7 – Карта карантинних обмежень для України [38]

Також система ВООЗ виступає в якості великої інформаційної платформи на якій щоденно публікуються статті та дослідження зв'язані з сферою охорони здоров'я. В системі можна знайти інформацію про велику кількість захворювань з детальним описом їхніх симптомів та рекомендаціями для захисту та боротьби з ними. Система також надає доступ до власного API, що є значною перевагою беручи до уваги об'єми даних, що в ній зберігаються. В системі реалізована можливість отримання частини необхідних даних, для прикладу можна

отримувати тільки список регіонів або список симптомів. Також наведенні прості приклади правильного використання API. Окрім цього система BOOЗ дозволяє підключення до власних баз даних з допомогою Power BI Desktop. Дана можливість робить досить зручним аналізування отриманих даних.

Переоцінити корисність системи BOOЗ дуже важко, це ресурс на якому зібрана велика кількість інформації про всі види захворювань та способи захисту від них. Щодня системою користуються тисячі спеціалістів із усього світу, що свідчить про високий рівень довіри до даної системи. У системі щоденно проводиться обробка колосальних обсягів інформації, що дозволяє отримати актуальну картину епідеміологічної ситуації в світі. До недоліків даної платформи можна віднести відсутність системи передбачення темпів поширення захворювань, що накладає певні обмеження на область її використання.

Розглянувши існуючі системи електронного моніторингу інфекційних захворювань потрібно відмітити, що це в основному сервіси котрі виводять інформацію про ступінь поширення захворювань на основі зібраних даних, джерела отримання даних значно відрізняються для кожної з систем. В значній частині таких систем відсутні інструменти для передбачення темпів поширення захворювань, що в значній мірі обмежує сфери їхнього використання.

Таким чином, аналіз існуючого програмного забезпечення для прогнозування епідеміологічної ситуації дозволив встановити, що існуючі системи раннього оповіщення в області епідеміологічної ситуації потребують обробки великих об'ємів даних, й тому для підвищення швидкості отримання прогнозів, що в умовах сплеску епідемії особливо критично, доцільно скористатись засобами нейромережевого моделювання.

1.4 Аналіз нейромережевих моделей прогнозування епідеміологічної ситуації

Використання підходів машинного навчання, а саме штучних нейронних мереж є одним із способів прогнозування швидкості поширення інфекційних

захворювань. Методологія штучних нейронних мереж добре відома і підходить для вирішення завдань, де проведення аналітичного дослідження є доволі складним. [39]. На сьогоднішній день розроблено велику кількість варіацій штучних нейронних мереж, які можуть відрізнятися за своєю архітектурою, кількістю нейронів, кількістю прихованих шарів, функціями активації нейронів та підходами до навчання. Формального підходу до вибору характеристик штучних нейронних мереж не існує, в переважній більшості використовуються наступні типи нейронних мереж або їхні комбінації чи модифікації:

- нейронні мережі прямого розповсюдження;
- рекурентні нейронні мережі;
- згорткові нейронні мережі [40].

Нейронні мережі прямого розповсюдження сигналу є одним із базових типів НМ, їх часто використовують в якості додаткового шару в інших НМ, що дозволяє покращити результати їх навчання. В нейронних мережах прямого розповсюдження сигналу нейрони розділяються на декілька шарів, де вхідний шар, є рецептором, тобто він відповідає за отримання та обробку зовнішнього сигналу. Значення обробленого зовнішнього сигналу передається з виходів нейронів у наступний схований шар. Схованим шаром називаються усі інші шари окрім першого. Нейрони в схованих шарах приймають на вхід значення з відповідних виходів нейронів попереднього шару. Останнім шаром в нейронній мережі прямого розповсюдження сигналу є вихідний шар, з результатів його виходів формується загальний вихідний сигнал нейронної мережі [41]. Загальна схема даної НМ зображена на рисунку 1.8.

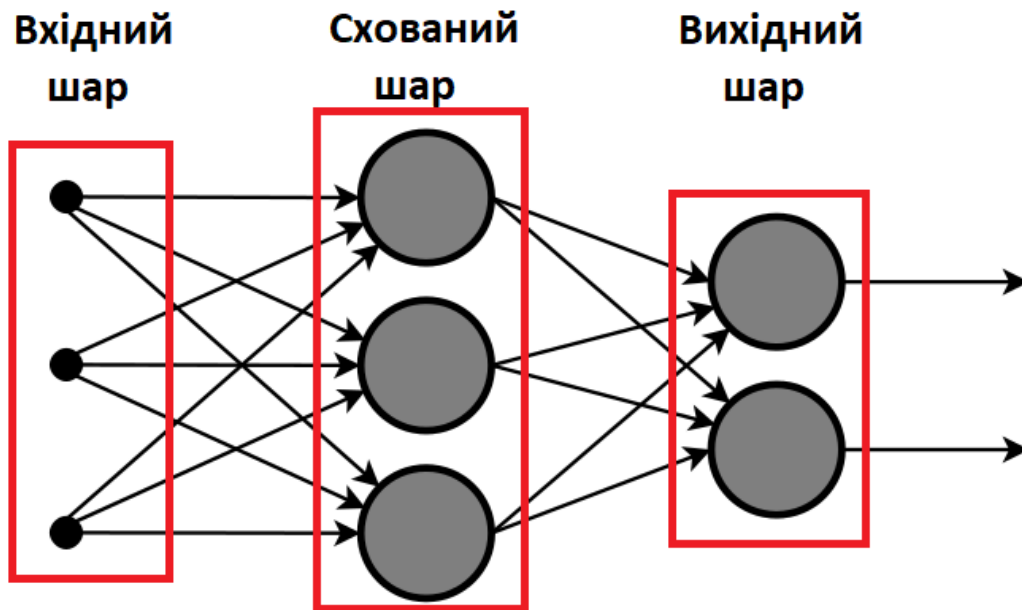


Рисунок 1.8 – Схема загальної структури нейронної мережі прямого розповсюдження сигналу [41]

Самим відомим та поширеним прикладом нейронної мережі прямого розповсюдження сигналу є перцептрон Розенблатта. Від даної НМ беруть свій початок нейронні мережі прямого розповсюдження. На сьогодні існує багато різноманітних модифікацій перцептрону, які можуть відрізнятися за кількістю схованих шарів, функціями активації та схемою зв'язків між нейронами [42].

Наступним типом НМ є рекурентні нейронні мережі. Даний тип активно використовується в глибокому навчанні та при розробці моделей, що імітують активність нейронів у людському мозку. RNN особливо ефективні у випадках коли для прогнозування результату потрібно враховувати послідовність попередніх подій, наприклад: прогнозування наступного слова в тексті та прогнозування часових рядів. Особливістю даних НМ є використання циклів зворотного зв'язку, що застосовуються для обробки послідовності даних на основі яких формується остаточний результат. Цей ефект в RNN часто називають пам'яттю. При прийнятті рішень даною НМ мережею враховуються як поточні вхідні дані та дані які подавалися на її входи на попередніх ітераціях [43].

Також важливою особливістю RNN є те що в них необов'язково один вхід має відповідати одному виходу нейронної мережі. В RNN можливі наступні залежності між кількістю входів та кількістю виходів (рисунку 1.9):

- один до одного;
- один до багатьох;
- багато до одного;
- багато до багатьох [44].

До переваг RNN можна віднести здатність запам'ятовувати кожен частину інформації у часі. Також до переваг даної НМ мережі можна віднести можливість обробки вхідних даних різної розмірності. До недоліків RNN можна віднести достатньо довгий час навчання та неможливість врахування майбутніх вхідних даних [45].

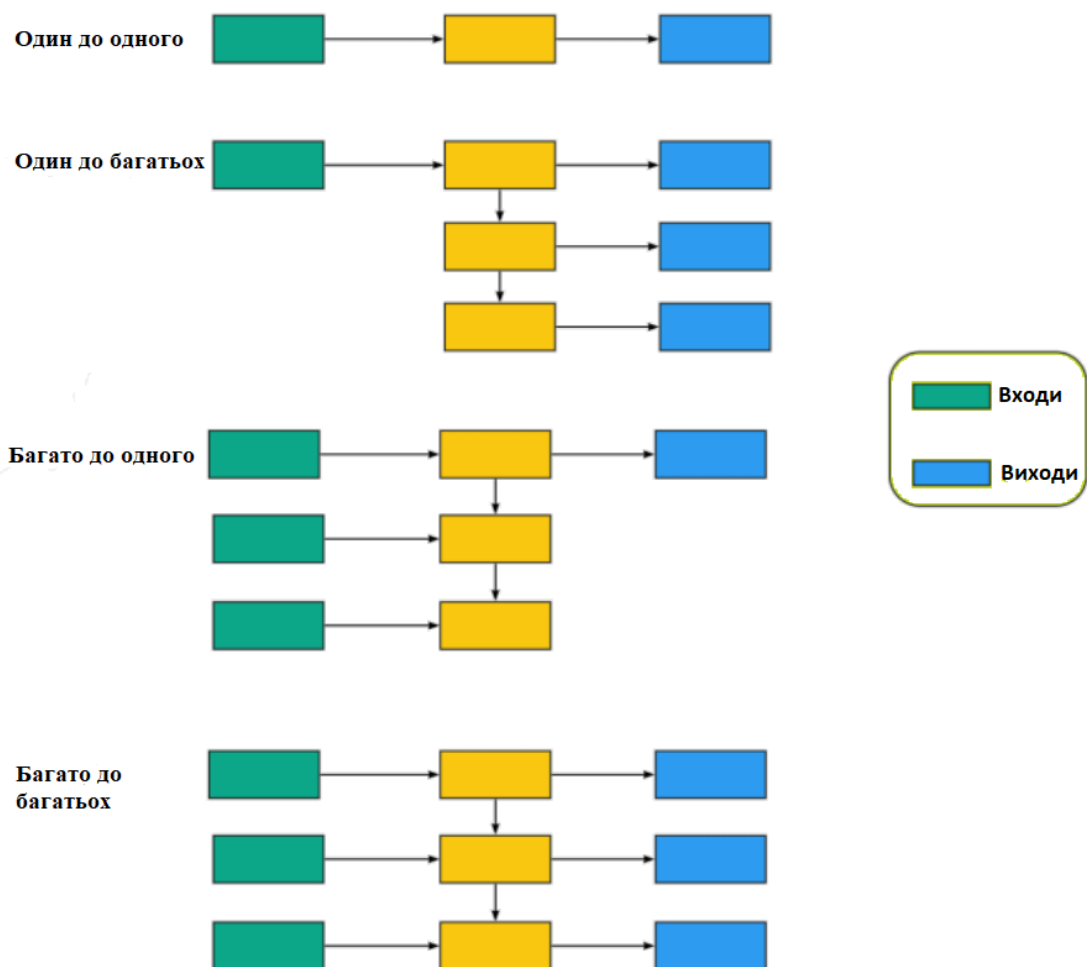


Рисунок 1.9 – Схема залежності між кількістю входів та кількістю виходів в RNN [44].

Згорткові нейронні мережі є типом моделі глибокого навчання та застосовуються для даних що мають сітчасту структуру, наприклад зображень. CNN зазвичай складається з трьох типів шарів: шару згортки, шару активації та повнозв'язного шару.

Згортковий шар є основним блоком в CNN, і саме в ньому відбувається більша частина обчислень. Одним з елементів даного шару є детектор. Детектор представляє матрицю значень, в основному розмірності 3 на 3. Значення якими заповнена дана матриця називаються фільтром. Детектор застосовується до частини зображення та проводить обчислення скалярного добутку між вхідними пікселями та фільтром. Після закінчення обрахунків проводить зміщення детектора на іншу частину зображення після чого обрахунки повторюють. У результаті повного проходження детектору по зображенню відбувається формування карти ознак (рисунок 1.10) [46].

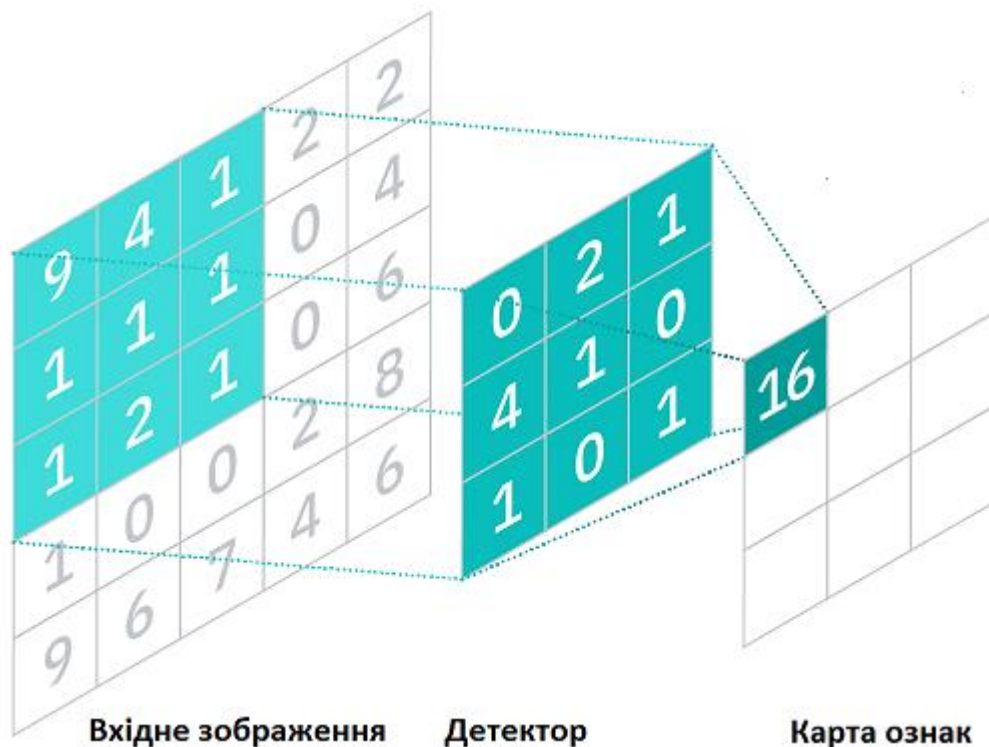


Рисунок 1.10 – Схема роботи згорткового шару CNN [46]

Шар активації є деякою функцією, яка застосовується до кожного числа вхідного зображення. Найчастіше використовуються наступні функції активації: ReLU, Sigmoid, Tanh, LeakyReLU. Зазвичай шар активації розміщується відразу після шару згортки, через що деякі бібліотеки навіть вбудовують функцію ReLU прямо в згортковий шар.

Повнозв'язний шар є шаром у якого всі вихідні нейрони пов'язані з усіма вхідними нейронами. Основним завданням повнозв'язкового шару є моделювання складної нелінійної функції, що найчастіше використовується для класифікації. Ця опція оптимізується в процесі навчання мережі, що дозволяє покращувати якість розпізнавання. Шари, що йдуть до повнозв'язкового, є засобами попередньої обробки зображення, тобто вони використовуються для виділення різних ознак, які потім подаються на входи повнозв'язкового шару [47].

Отже, для автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання варто скористатись рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром для формування додаткових вхідних даних у вигляді додаткової вибірки із прогнозованими значеннями параметрів для підвищення точності визначення рівня епідеміологічної небезпеки. Відповідно, за вхідними даними вибірок актуальних параметрів протягом досліджуваного періоду слід одержувати вихідні дані у вигляді результуючого експертного висновку, який містить прогнозовані варіанти рівня епідеміологічної небезпеки й оцінки кожного із них.

1.5 Постановка задачі

Мета кваліфікаційної роботи магістра – вирішення задачі визначення рівня епідеміологічної небезпеки, для чого слід розробити метод автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання та метод прогнозування значень параметрів за їх

часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром, а також необхідні відповідні програмні засоби.

При цьому, метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром є складовою методу автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання. Вхідними даними при вирішенні задачі визначення рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання є вибірки актуальних параметрів протягом досліджуваного періоду, а вихідними даними мають бути відомості у вигляді результуючого експертного висновку, який містить прогнозовані варіанти рівня епідеміологічної небезпеки й числові оцінки для кожного із них

Для досягнення поставленої мети визначення рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання потрібно розв'язати наступні *задачі дослідження*:

1. Провести аналіз предметної області, математичних моделей, існуючого програмного забезпечення та нейромережевих моделей, що застосовуються для прогнозування епідеміологічної ситуації.

2. Вдосконалити метод автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання.

3. Вдосконалити метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром.

4. Розробити прикладну інформаційну систему автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання.

5. Провести прикладне дослідження ефективності методу автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання та методу прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром.

Висновки до розділу 1

В розділі проведено аналіз проблеми визначення показників рівня епідеміологічної небезпеки методами штучного інтелекту, зокрема для аналізу сучасного стану визначення показників рівня епідеміологічної небезпеки методами штучного інтелекту було проведено огляд сфери прогнозування епідеміологічної ситуації, який виявив, що на сьогодні існує значна потреба в розробці систем раннього оповіщення в області епідеміологічної ситуації, зокрема для автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки.

Аналіз існуючого програмного забезпечення для прогнозування епідеміологічної ситуації дозволив встановити, що існуючі системи раннього оповіщення в області епідеміологічної ситуації потребують обробки великих об'ємів даних, й тому для підвищення швидкості отримання прогнозів, що в умовах сплеску епідемії особливо критично, доцільно скористатись засобами нейромережевого моделювання. Встановлено, що для автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання варто скористатись рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром для формування додаткових вхідних даних у вигляді додаткової вибірки із прогнозованими значеннями параметрів для підвищення точності визначення рівня епідеміологічної небезпеки. Відповідно, за вхідними даними вибірок актуальних параметрів протягом досліджуваного періоду слід одержувати вихідні дані у вигляді результуючого експертного висновку, який містить прогнозовані варіанти рівня епідеміологічної небезпеки й оцінки кожного із них.

В результаті, в розділі визначено ціль кваліфікаційної роботи магістра як вирішення задачі визначення рівня епідеміологічної небезпеки, для чого слід розробити метод автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання та метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною

нейронною мережею із згортковим шаром, а також необхідні відповідні програмні засоби. Вхідними даними при вирішенні задачі визначення рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання є вибірки актуальних параметрів протягом досліджуваного періоду, а вихідними даними мають бути відомості у вигляді результуючого експертного висновку, який містить прогнозовані варіанти рівня епідеміологічної небезпеки й числові оцінки для кожного із них

Розділ 2

Методи для визначення рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання

2.1 Підхід до збільшення розмірності вхідних даних показників епідеміологічної небезпеки у часі

Метод автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання дозволяє за вхідними даними вибірок актуальних параметрів протягом досліджуваного періоду одержувати вихідні дані у вигляді результуючого експертного висновку, який містить прогнозовані варіанти рівня епідеміологічної небезпеки й оцінки кожного із них. При цьому, вибірка актуальних параметрів може бути розширена шляхом збільшення розмірності вхідних даних показників епідеміологічної небезпеки у часі. Для цього можна використати рекурентну темпоральну нейронну мережу із згортковим шаром. Вона дозволяє здійснювати прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром для формування додаткових вхідних даних у вигляді додаткової вибірки із прогнозованими значеннями параметрів для підвищення точності визначення рівня епідеміологічної небезпеки.

Дані вхідного шару нейронної мережі персептрон включають перелік параметрів зібраних за певний часовий проміжок. Кожний набір вхідних даних співвідноситься з відповідних рівнем епідеміологічної небезпеки, котрі формують вихідний шар нейронної мережі. Після проведення навчання на основі вхідних даних нейронна мережа виконує прогнозування епідеміологічної ситуації на поточний день (рисунок 2.1)

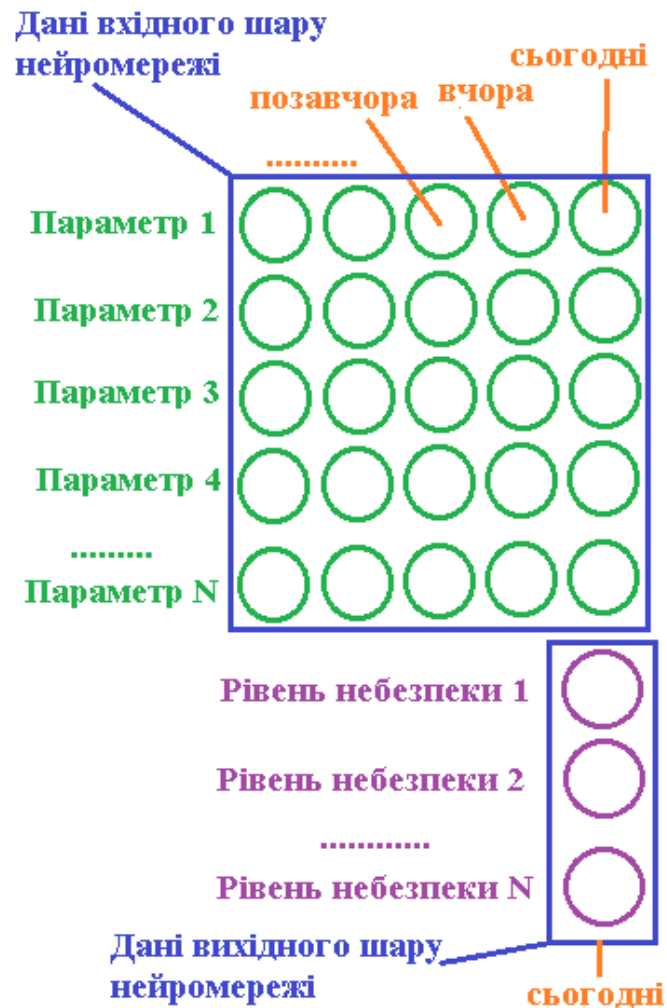


Рисунок 2.1 – Схема прогнозування епідеміологічної ситуації нейронною мережею

Такий підхід до прогнозування епідеміологічної ситуації дозволяє передбачити рівень епідеміологічної ситуації на поточний день, однак не дозволяє спрогнозувати рівень епідеміологічної небезпеки на майбутнє. Для вирішення даного недоліку потрібно виконати збільшення розмірності вхідних даних показників епідеміологічної небезпеки у часі. Для цього використовуватиметься рекурентна темпоральна нейронна мережа, вхідними даними якої будуть дані вхідного шару нейронної мережі персептрон, а вихідними даними будуть прогнозовані значення кожного з параметрів на наступний день (рисунок 2.2).

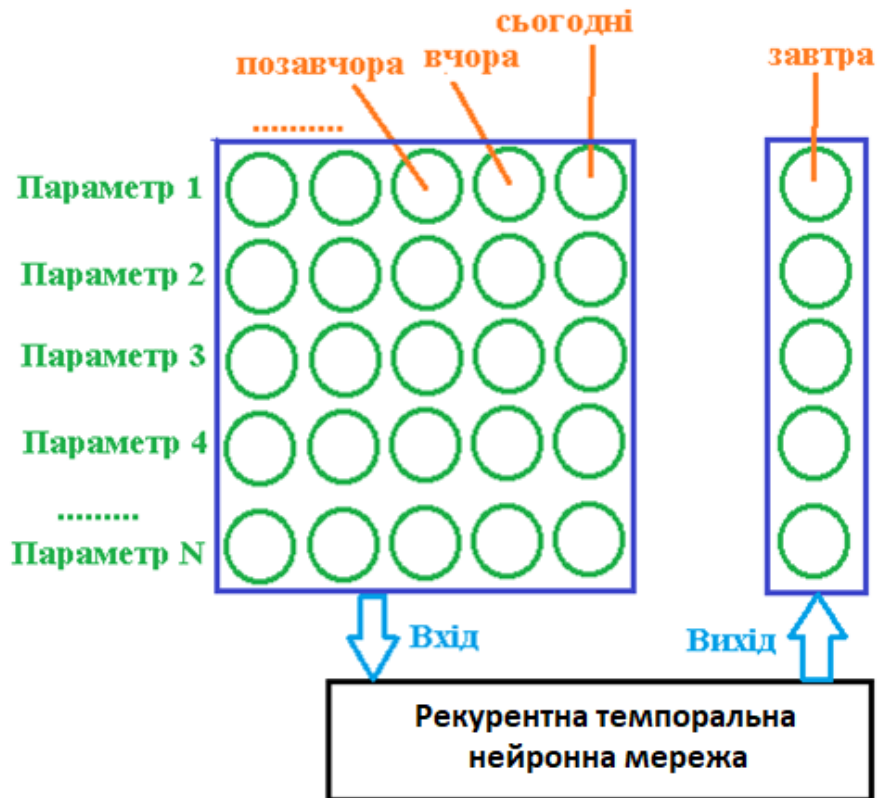


Рисунок 2.2 – Схема розширення вхідних даних з допомогою рекурентної темпоральної нейронної мережі

В результаті застосування рекурентної темпоральної нейронної мережі для збільшення розмірності вхідних даних показників епідеміологічної небезпеки виконається розширення вхідного шару нейронної мережі персептрон, що дозволить під час її навчання враховувати майбутні значення параметрів (рисунок 2.3)

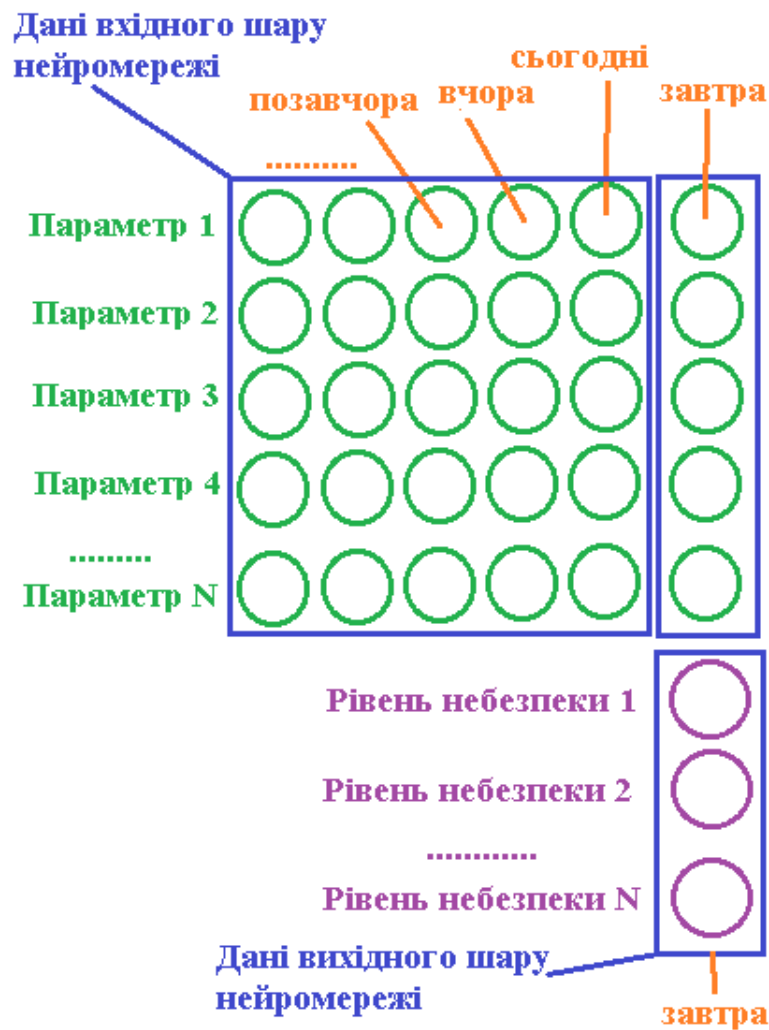


Рисунок 2.3 – Схема розширеної розмірності вхідних даних показників епідеміологічної небезпеки

Таким чином, використання підходу до збільшення розмірності вхідних даних показників епідеміологічної небезпеки у часі шляхом використання прогнозованих параметрів рекурентної темпоральної нейронної мережі дозволить за вхідними даними вибірок актуальних параметрів протягом досліджуваного періоду одержати вихідні дані у вигляді результуючого експертного висновку, який містить прогнозовані варіанти рівня епідеміологічної небезпеки й оцінки кожного із них.

2.2 Метод автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання

Метод автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання призначений для того, щоб за вхідними даними вибірок актуальних параметрів протягом досліджуваного періоду одержувати вихідні дані у вигляді результуючого експертного висновку який містить прогнозовані варіанти рівня епідеміологічної небезпеки й оцінки кожного із них, й відрізняється від існуючих методів тим, що дає можливість використовувати змінну кількість актуальних параметрів та досліджуваних періодів спостережень й застосовує метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром для формування додаткових вхідних даних у вигляді додаткової вибірки із прогнозованими значеннями параметрів для підвищення точності визначення рівня епідеміологічної небезпеки.

Схема етапів виконання методу автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання зображена на рисунку 2.4.

На першому етапі роботи методу відбувається формування структури нейронної мережі перцептрон. Структура нейронної мережі складається з значень вхідної та вихідної матриці. Для створення вхідної матриці потрібно отримати значення для списків періодів та їхні актуальних параметри. Щоб сформувати списки періодів потрібно вказати їхні назви. Для створення актуальних параметрів потрібно вказати їхні назви, одиниці вимірювання та їхній тип. Відповідно до кількості введених періодів та актуальних параметрів будуть формуватися їхні списки. Для створення вихідної матриці потрібно вказати актуальні висновки, для ініціалізації яких потрібно отримати їхні назви. Після підрахунку кількості актуальних висновків відбувається створення вихідної матриці. У результаті успішного закінчення формування вхідної та вихідної матриці закінчується формування структури нейронної мережі перцептрон.

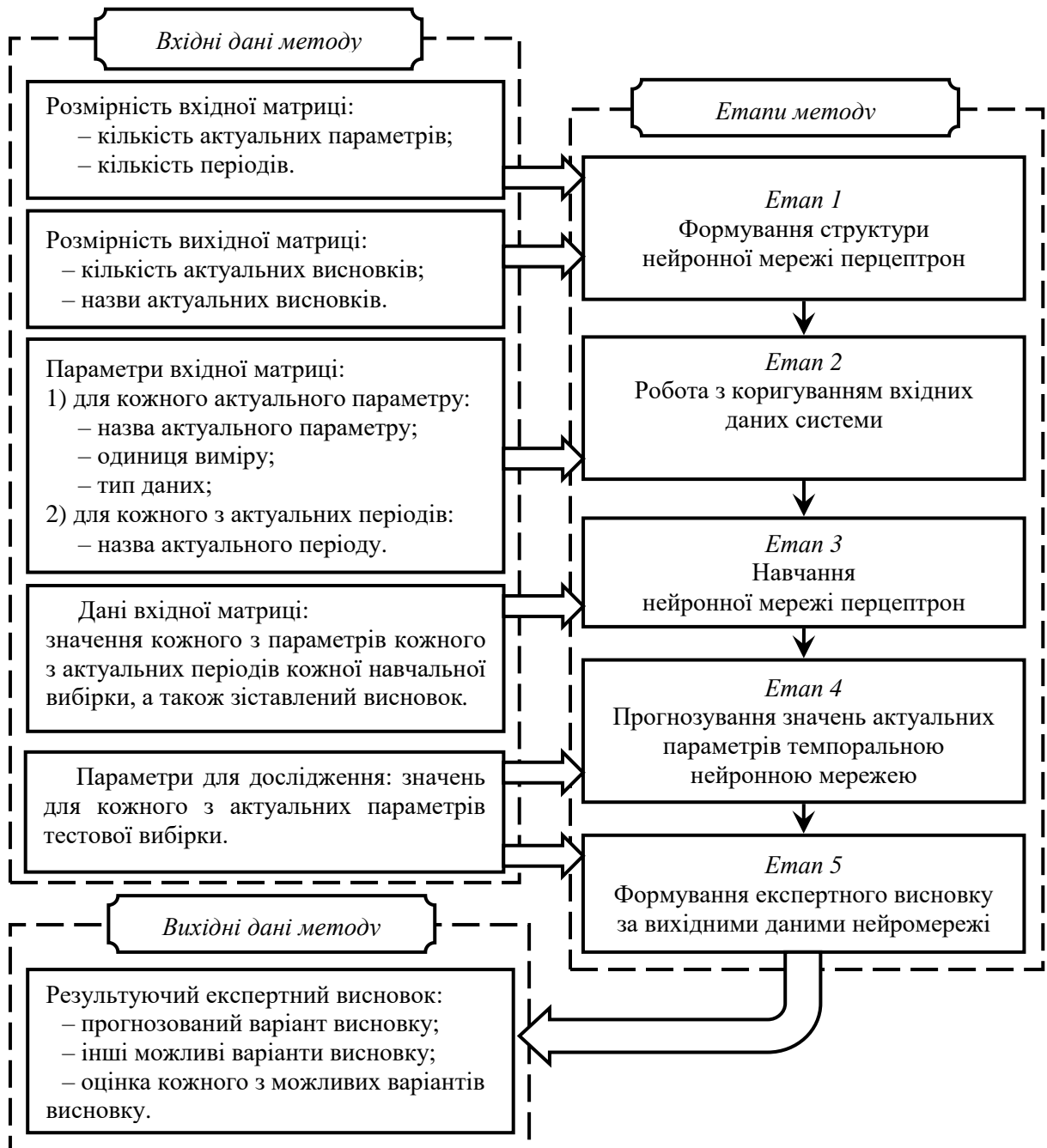


Рисунок 2.4 – Схема методу автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання

На другому етапі виконання методу проводиться перевірка коректності введених параметрів. У разі необхідності проводить коригування отриманих значень.

На третьому етапі виконання методу відбувається навчання нейронної мережі перцептрон. Для успішного завершення даного етапу потрібно виконати

формування навчальних вибірок. Структура навчальної вибірки відповідає структурі вхідної матриці. Під час формування навчальної вибірки потрібно вказати значення для кожного з параметрів кожного періоду, а також вказати актуальний висновок для навчальної вибірки. Після завершення формування навчальних вибірок проводиться нормалізація значень вказаних для актуальних параметрів. Списки заповнених навчальних вибірок подаються на входи нейронної мережі перцептрон, після чого розпочинається навчання нейронної мережі.

На четвертому етапі виконання методу проводиться розпізнавання тестової вибірки. Після закінчення навчання нейронної мережі перцептрон потрібно сформувати тестову вибірку. Структура тестової вибірки відповідає вхідній матриці. Для закінчення формування даної вибірки потрібно вказати тестові значення для актуальних параметрів. Після успішного закінчення формування тестової вибірки вона подається на входи темпоральної нейронної мережі та на входи нейронної мережі перцептрон для розпізнавання.

На п'ятому етапі виконання методу відбувається формування експертного висновку за вихідними даними нейромережі. Результуючий експертний висновок включає прогнозований варіант висновку, оцінка кожного з можливих варіантів висновку, а також інші можливі варіанти висновку.

Таким чином, вдосконалено метод автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання, який дозволяє за вхідними даними вибірок актуальних параметрів протягом досліджуваного періоду одержувати вихідні дані у вигляді результуючого експертного висновку який містить прогнозовані варіанти рівня епідеміологічної небезпеки й оцінки кожного із них, й відрізняється від існуючих методів тим, що дає можливість використовувати змінну кількість актуальних параметрів та досліджуваних періодів спостережень й застосовує метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною

мережею із згортковим шаром для формування додаткових вхідних даних у вигляді додаткової вибірки із прогнозованими значеннями параметрів для підвищення точності визначення рівня епідеміологічної небезпеки.

2.3 Метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром

Метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром дозволяє за вхідними даними у вигляді вибірки залежних від часу значень визначеного параметру протягом досліджуваного періоду одержувати вихідні дані у вигляді вибірки із прогнозованими значеннями параметру для подальшого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання, й відрізняється від існуючих методів тим, що використовує для прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентну темпоральну нейронну мережу із одним згортковим шаром.

На Рисунку 2.5 зображено схему кроків виконання методу прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром.

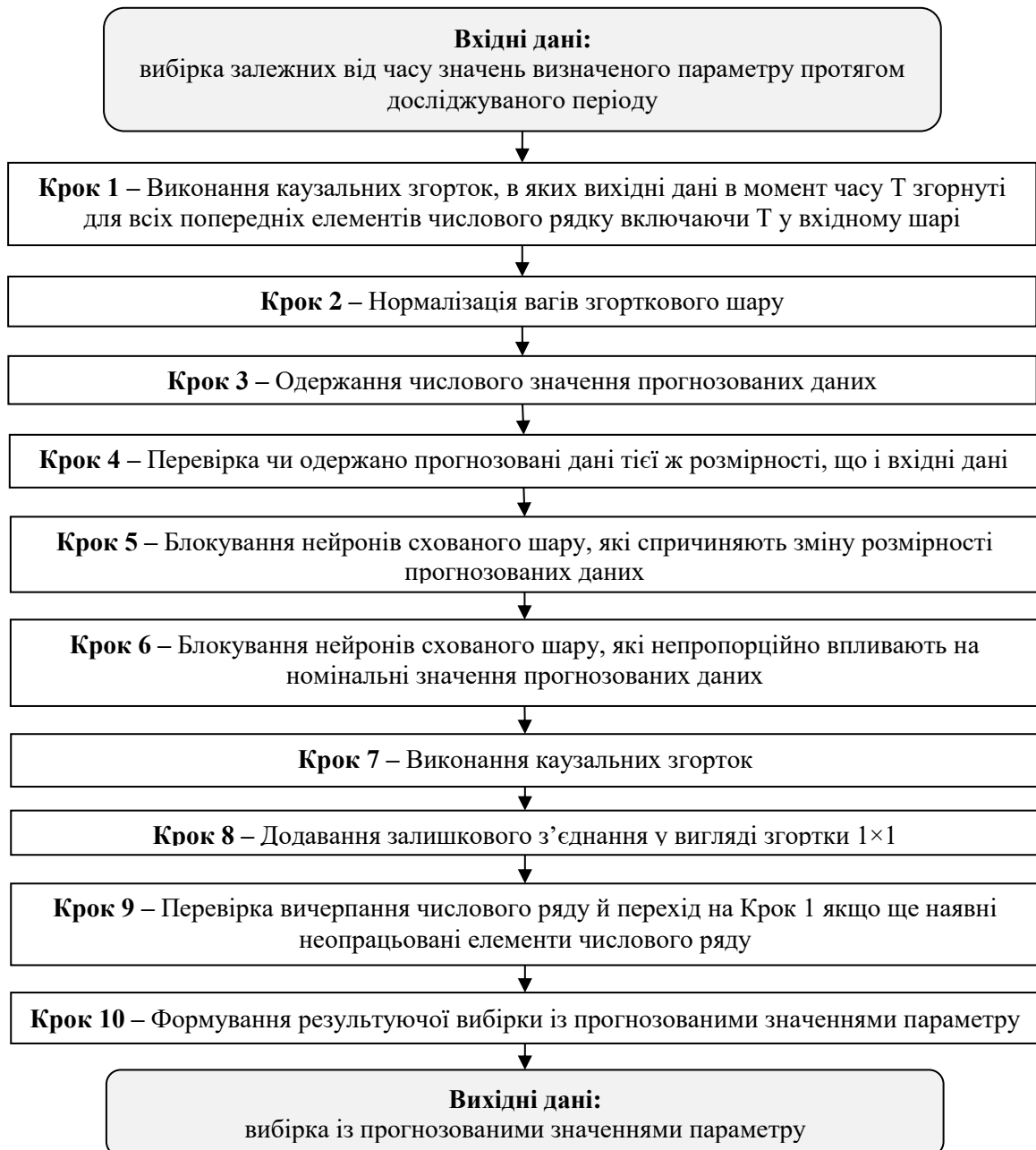


Рисунок 2.5 – Схема кроків виконання методу прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром

Кроками методу є:

– Крок 1 – Виконання каузальних згорток, в яких вихідні дані в момент часу T згорнуті для всіх попередніх елементів числового рядку включаючи T у вхідному шарі

– Крок 2 – Нормалізація вагів згорткового шару

– Крок 3 – Одержання числового значення прогнозованих даних

– Крок 4 – Перевірка чи одержано прогнозовані дані тієї ж розмірності, що і вхідні дані

– Крок 5 – Блокування нейронів схованого шару, які спричиняють зміну розмірності прогнозованих даних

– Крок 6 – Блокування нейронів схованого шару, які непропорційно впливають на номінальні значення прогнозованих даних.

– Крок 7 – Виконання каузальних згорток, в яких TCN використовує архітектуру одновимірної повністю згорткової мережі (FCN), де кожен прихований шар має ту ж довжину, що і вхідний шар, і додається нульове доповнення довжини (розмір ядра - 1), щоб зберегти наступні шари. тієї ж довжини, що й попередні.

– Крок 8 – Додавання залишкового з'єднання у вигляді згортки 1×1 , якщо залишковий вхід і вихід мають різні розміри й операція додавання отримує той самий тензор.

– Крок 9 – Перевірка вичерпання числового ряду й перехід на Крок 1 якщо ще наявні неопрацьовані елементи числового ряду.

– Крок 10 – Формування результуючої вибірки із прогнозованими значеннями параметру, якщо відсутні неопрацьовані елементи числового ряду.

Отож, вхідні дані методу прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром включають вибірку залежних від часу значень визначеного параметру протягом досліджуваного періоду.

На Кроці 1 відбувається виконання каузальних згорток. Виконання даного кроку гарантує, що процес згортання числового ряду відбуватиметься в хронологічній послідовності та для кожного з вихідних значень будуть

враховуватися всі попередні вхідні дані. Після цього на Кроці 2 відбуватиметься нормалізації вагів. В результаті виконання Кроків 1 та 2 отримуються числові значення прогнозованих даних. На Кроці 4 виконується перевірка відповідності розмірів вхідних та вихідних даних. На Кроках 5 та 6 виконується блокування нейронів схованого шару.

На Кроці 7 відбувається виконання каузальних згорток, в яких використовується архітектура одновимірної FCN, де кожен прихований шар має ту ж довжину, що і вхідний шар, і додається нульове доповнення довжини (розмір ядра - 1), щоб зберегти наступні шари. тієї ж довжини, що й попередні. Крок 8 виконується тільки тоді коли розмірності вхідного і вихідного шару не співпадають і в такому випадку відбувається додавання залишкового з'єднання у вигляді згортки 1×1 .

На Кроці 9 відбувається перевірка вичерпання числового ряду, якщо в числовому ряді наявні неопрацьовані елементи відбувається повернення до Кроку 1. Коли закінчиться опрацювання всіх елементів числового ряду відбудеться перехід до Кроку 10 на якому буде виконано формування результуючої вибірки із прогнозованими значеннями параметру.

Відповідно, вихідними даними методу прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром є вибірка із прогнозованими значеннями параметру.

Таким чином, було вдосконалено метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром, який дозволяє за вхідними даними у вигляді вибірки залежних від часу значень визначеного параметру протягом досліджуваного періоду одержувати вихідні дані у вигляді вибірки із прогнозованими значеннями параметру для подальшого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання, й відрізняється від існуючих методів тим, що використовує для прогнозування

значень параметрів за їх часовими рядами рекурентну темпоральну нейронну мережу із одним згортковим шаром.

2.4 Засоби для прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром

Темпоральні згорткові мережі є розширенням класичних згорткових нейронних мереж однак до них додаються певні властивості рекурентних нейронних мереж. Темпоральні згорткові мережі складаються з причинно-наслідкових одновимірних згорткових шарів з однаковою довжиною вхідних та вихідних шарів. TCN заснована на двох принципах: не може бути витоку з майбутнього в минуле, і мережа прогнозує вихідні дані тієї ж довжини, що і вхідні дані. Для виконання першого пункту TCN використовує каузальні згортки, в яких вихідні дані в момент часу T згорнуті для всіх попередніх елементів числового ряду включаючи T у вхідному шарі.

Щоб досягти другого пункту, TCN використовує архітектуру одновимірної повністю згорткової мережі, де кожен прихований шар має ту ж довжину, що і вхідний шар, для виконання цієї умови додається нульове доповнення довжини до кожного шару (рисунок 2.6).

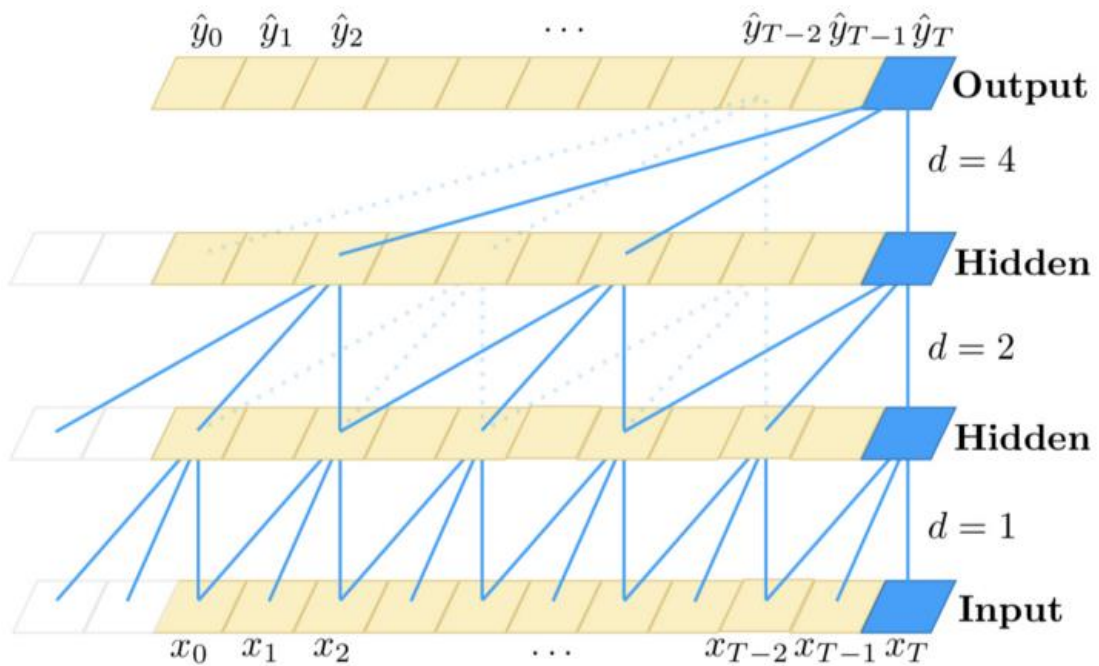


Рисунок 2.6 – Архітектура одновірної FCN

На рисунку 2.6 також зображено архітектурні елементи TCN, включаючи розширену причинну згортку з коефіцієнтами розширення $d = 1, 2$ і 4 і розміром фільтра 3 . Рецептивне поле здатне охоплювати всі значення вхідної послідовності. Стандарт вибірки вибирається відповідно до значення параметру d , де перший рівень d дорівнює 1 , що означає, що вибрано на даному шарі вибрано кожне число. Вибір більшого розміру фільтра або збільшення коефіцієнта розширення призведе до збільшення кількості шарів мережі.

Щоб TCN не була просто складною моделлю лінійної регресії, необхідно додати функції активації після згорткових шарів, це дозволить додати нелінійність до моделі. Зазвичай використовуються функції активації ReLU, що додаються до залишкових блоків після згорткових шарів (рисунок 2.7).

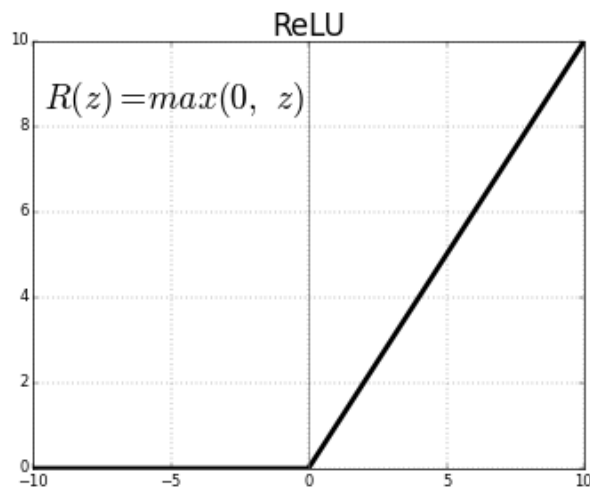


Рисунок 2.7 – Графік функції активації ReLU

Щоб нормалізувати введення вхідних даних прихованих шарів застосовується нормалізація ваги до кожного згорткового шару. Після функції активації застосовується шар Dropout, що дозволяє виключити з процесу навчання деякі нейрони. Якщо в моделі відсутній шар Dropout то перша частина навчальних вибірок непропорційно сильно впливає на навчання нейронної мережі (рисунок 2.8).

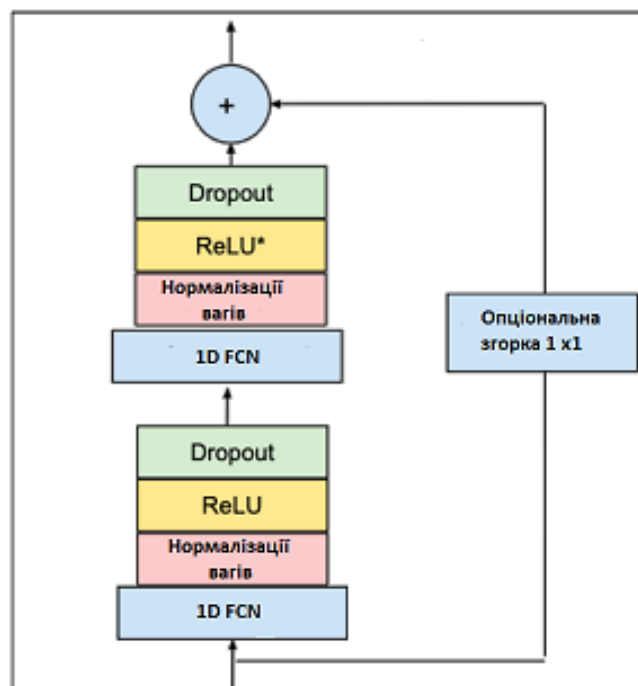


Рисунок 2.8 – Схема залишкових блоків

До переваг TCN можна віднести можливість виконувати згортання паралельно, також присутня можливість налаштувати розміри рецептивного поля за допомогою кількості шарів, коефіцієнтів розширення та розмірів фільтрів, що дозволяє контролювати розмір пам'яті моделі для різних вимог предметної області.

Таким чином, було використано засоби для прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами у вигляді рекурентної темпоральної нейронної мережі із згортковим шаром. Це дозволило вдосконалити метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром, а саме за вхідними даними у вигляді вибірки залежних від часу значень визначеного параметру протягом досліджуваного періоду одержувати вихідні дані у вигляді вибірки із прогнозованими значеннями параметру для подальшого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання.

Висновки до розділу 2

В даному розділі удосконалено метод автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання, який дозволяє за вхідними даними вибірок актуальних параметрів протягом досліджуваного періоду одержувати вихідні дані у вигляді результуючого експертного висновку який містить прогнозовані варіанти рівня епідеміологічної небезпеки й оцінки кожного із них, й відрізняється від існуючих методів тим, що дає можливість використовувати змінну кількість актуальних параметрів та досліджуваних періодів спостережень й застосовує метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром для формування додаткових вхідних даних у вигляді додаткової вибірки із прогнозованими значеннями параметрів для підвищення точності визначення рівня епідеміологічної небезпеки.

Також було вдосконалено метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром, який дозволяє за вхідними даними у вигляді вибірки залежних від часу значень визначеного параметру протягом досліджуваного періоду одержувати вихідні дані у вигляді вибірки із прогнозованими значеннями параметру для подальшого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання, й відрізняється від існуючих методів тим, що використовує для прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентну темпоральну нейронну мережу із одним згортковим шаром.

Розділ 3

Інформаційна система автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання

3.1 Модулі інформаційної системи автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки

Інформаційна система автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання, архітектура якої наведена на рисунку 3.1, складається із таких модулів:

- модуль побудови вхідних матриць даних для ініціації визначення рівня епідеміологічної небезпеки;
- модуль прогнозування значень актуальних параметрів часовою згортковою нейронною мережею;
- модуль навчання нейронної мережі перцептрон;
- модуль генерації експертних висновків;
- база даних інформаційної системи.



Рисунок 3.1 – Структура компонентів інформаційної системи автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання

«Модуль побудови вхідних матриць даних для ініціації визначення рівня епідеміологічної небезпеки» надає можливість створення вхідної матриці та вихідної матриці та проводити їхню параметризацію. Для створення вхідної матриці потрібно отримати вхідні дані, а саме значення актуальних параметрів та кількість періодів. Для створення актуальних параметрів потрібно вказати їхні одиниці вимірювання, назви та їхній тип. Для створення вихідної матриці потрібно отримати значення актуальних висновків. Також в даному модулі передбачається перевірка коректності введених параметрів. Даний модуль також

відповідає за формування тестової вибірки структура якої відповідає структурі вхідної матриці.

«Модуль прогнозування значень актуальних параметрів рекурентною темпоральною нейронною мережею» надає можливість за вхідними даними у вигляді вибірки залежних від часу значень визначеного параметру протягом досліджуваного періоду одержувати вихідні дані у вигляді вибірки із прогнозованими значеннями параметру для подальшого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання.

«Модуль навчання нейронної мережі перцептрон» в даному модулі виконується формування навчальних вибірок. Структура навчальної вибірки відповідає структурі вхідної матриці. Під час формування навчальної вибірки потрібно вказати значення для кожного з параметрів кожного періоду, а також вказати актуальний висновок для навчальної вибірки. Після завершення формування навчальних вибірок проводиться нормалізації значень вказаних для актуальних параметрів. Списки заповнених навчальних вибірок подаються на входи нейронної мережі перцептрон, після чого розпочинається навчання нейронної мережі.

«Модуль генерації експертних висновків» призначена для оброблення даних тестових вибірок та передачу їх на входи навченої нейронної мережі перцептрон. В результаті чого відбувається формування результуючого експертного висновку нейронною мережею. Експертний висновок включає прогнозований варіант висновку, оцінку кожного з можливих варіантів висновку та інші можливі варіанти висновку.

«База даних» застосовується для отримання та збереження даних, що застосовуються у модулях: «Модуль побудови вхідних матриць даних для ініціації визначення рівня епідеміологічної небезпеки», «Модуль прогнозування значень актуальних параметрів рекурентною темпоральною нейронною мережею» та «Модуль генерації експертних висновків».

Таким чином, було визначено складові інформаційної системи автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки, яка є прикладною реалізацією методу автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання з використанням методу прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром, яка складається з модуля побудови вхідних матриць даних для ініціації визначення рівня епідеміологічної небезпеки, модуля прогнозування значень актуальних параметрів часовою згортковою нейронною мережею, модуля навчання нейронної мережі перцептрон, модуля генерації експертних висновків та бази даних інформаційної системи.

3.2 Компоненти модулів інформаційної системи автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки

Згідно методу автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання та методу прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром, необхідно реалізувати компоненти наступних модулів інформаційної системи автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки:

- модуль побудови вхідних матриць даних для ініціації визначення рівня епідеміологічної небезпеки;
- модуль прогнозування значень актуальних параметрів часовою згортковою нейронною мережею;
- модуль навчання нейронної мережі перцептрон;
- модуль генерації експертних висновків щодо рівнів епідеміологічної небезпеки.

Відповідно до спроектованих модулів інформаційної системи автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки

спроектовано відповідну структуру компонентів модулів інформаційної системи представлених у вигляді діаграми класів. Розроблена діаграма зображена на Рисунку 3.2.

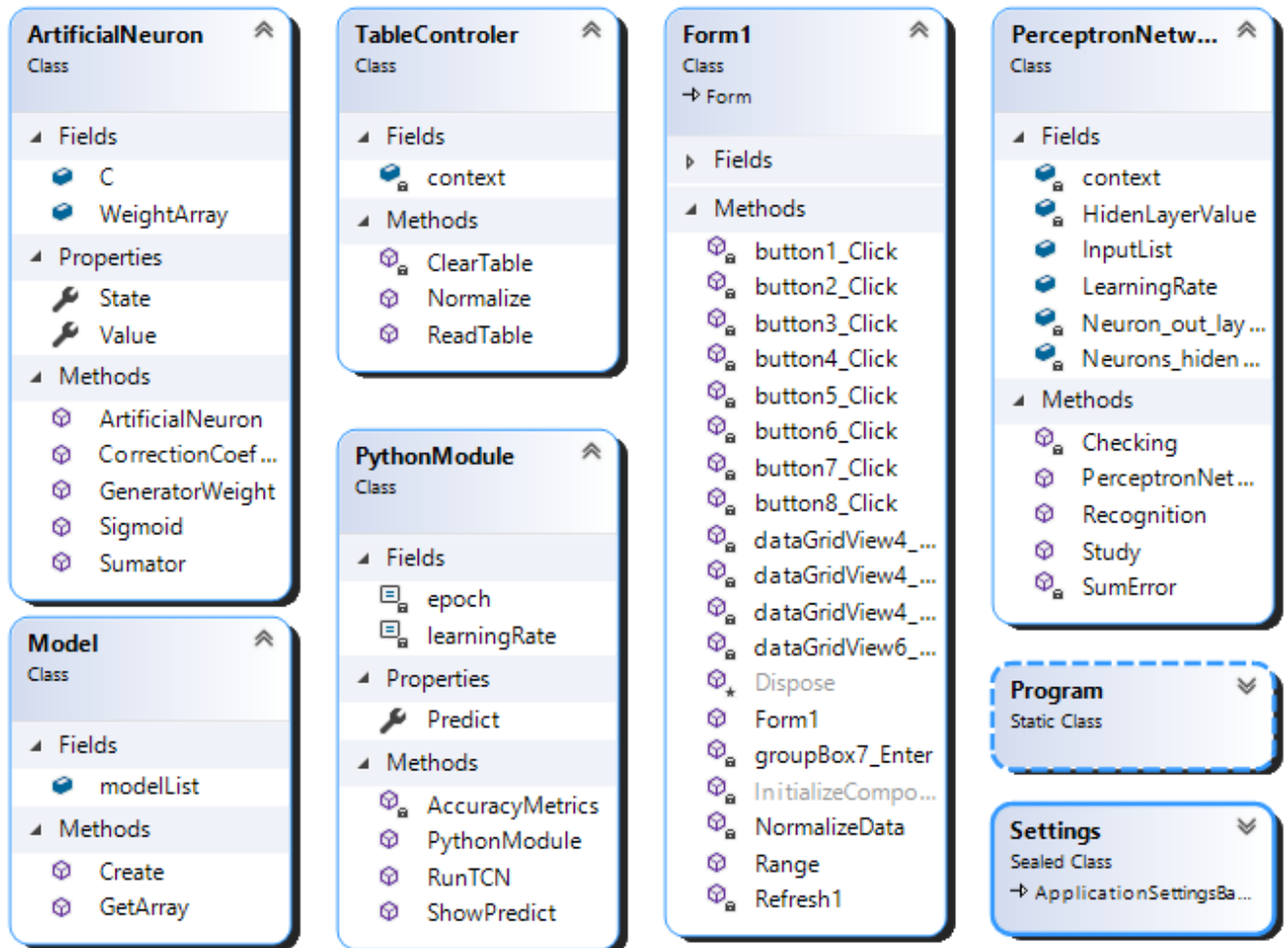


Рисунок 3.2 – Діаграма класів інформаційної системи автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки

Одним з основних класів є PythonModule, в його компонентах проводяться операції зв'язані з створенням та налаштуванням рекурентної темпоральної нейронної мережі із згортковим шаром. В конструкторі даного класу проводиться генерації моделі для рекурентної темпоральної нейронної мережі, також в ньому виконується обробка вхідних даних та їх перетворення у числові ряди. В методі RunTCN виконується формування навчальних та тестових наборів даних та на їх основі проводиться навчання нейронної мережі. Метод

AccuracyMetrics вираховує на скільки точні прогнози робить навчена НМ. Метод ShowPredict забезпечує виведення прогнозованих параметрів.

Ще одним з основних класів є PerceptronNetwork, він моделює роботу нейронної мережі перцептрон. В його конструкторі відбувається формування списків що відповідають за збереження значень нейронів розміщених на вхідному, схованому та вихідному шарах. Алгоритм навчання нейронної мережі перцептрон моделюється в методі Study. Для підрахунку помилок прогнозів нейронів використовується метод SumError. Метод Recognition виконує передавання тестових вхідних даних на входи навченої нейронної мережі. За допомогою методу Checking виконується перевірка процесу навчання та сповіщення коли навчання потрібно закінчити.

Клас ArtificialNeuron є моделлю штучного нейрона, що використовуються у класі PerceptronNetwork. У конструкторі даного класу виконується генерація вагових коефіцієнтів, що заповнюють поле WeightArray. Метод Sumator призначений для виконання підрахунку вхідних сигналів нейронна. У методі Sigmoid відбувається розрахунок сигмоїдальної функції активації.

Таким чином, було розроблено необхідні компоненти модулів інформаційної системи автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки, необхідні для реалізації модулів побудови вхідних матриць даних для ініціації визначення рівня епідеміологічної небезпеки, прогнозування значень актуальних параметрів часовою згортковою нейронною мережею, навчання нейронної мережі перцептрон та генерації експертних висновків щодо рівнів епідеміологічної небезпеки.

3.3 Проєктування програмних засобів для прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами

Для прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром може бути використане спеціалізоване програмне розширення, а саме бібліотека Darts

для Python [43], яка дозволяє зручно проводити перетворення часових рядів, а також виконувати їхнє прогнозування.

Бібліотека Darts містить безліч моделей від класичних, таких як ARIMA, до моделей глибоких нейронних мереж. Всі моделі можна використовувати однаково, використовуючи `fit()` та `predict()` функції. Бібліотека також спрощує тестування моделей, поєднання прогнозів кількох моделей та облік зовнішніх даних. Darts підтримує як одномірні, так і багатовимірні часові ряди та моделі. Моделі на основі машинного навчання можна навчати на великих наборах даних, що містять кілька часових рядів, в деяких моделях доступна підтримка прогнозування ймовірностей .

Базовим типом даних у Darts є `TimeSeries`, що представляє багатовимірний часовий ряд. В основному це оболонка навколо `Pandas DataFrame` з деякими додатковими обмеженнями, що гарантують, що він представляє правильно сформований часовий ряд з правильним часовим індексом.

Бібліотека також містить функції для ретроспективного тестування моделей прогнозування та регресії, виконання пошуку по сітці гіперпараметрів, оцінки залишків та навіть автоматичного вибору моделі.

Darts має потужну підтримку моделей глибокого навчання. Ці моделі надають значні функціональні можливості, такі як можливість навчання на декількох рядах. Також можна виконувати масштабуватися великих наборів даних та використовувати їх графічні представлення. Крім того, бібліотека Darts також містить функції для ретроспективного тестування моделей, прогнозування та регресій. Також в бібліотеці містяться деякі моделі фільтрації (такі як фільтр Калмана та процеси Гауса

В бібліотеці Darts для роботи з часовими рядами реалізовані наступні моделі: `RNNModel`, `BlockRNNModel`, `TCNModel`, `NBEATSMoel`, `NHiTSMoel`, `TransformerModel` та `RegressionModel`(включаючи `LinearRegressionModel`, `RandomForest`, `LightGBMModel` та `CatBoostModel`).

Для того щоб провести прогнозування для TCNModel в Darts спочатку потрібно завантажити дані в програму та перетворити їх в числовий ряд, для цього застосовуються методи класу TimeSeries. Далі потрібно перевірити сезонність числового ряду. Перш ніж передавати вихідні дані до нейронних мереж, потрібно виконати їхню нормалізацію, для цього в бібліотеці Darts застосовується функція Scaler().

Після закінчення перетворень числових рядів потрібно виконати розділення вхідних даних на навчальну та тестову вибірку, які застосовуватимуться при навчанні TCN. Далі виконується створення та налаштування самої моделі TCNModel. При створенні моделі можна вказати розмірність тензора, використання нормалізації вагів, використання шару Dropout та інші.

Таким чином, для прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром буде використане спеціалізоване програмне розширення, а саме бібліотека Darts для Python, що дозволить проводити перетворення часових рядів та їхнє прогнозування

Висновки до розділу 3

У розділі було визначено складові інформаційної системи автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки, яка є прикладною реалізацією методу автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання з використанням методу прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром, яка складається з модуля побудови вхідних матриць даних для ініціації визначення рівня епідеміологічної небезпеки, модуля прогнозування значень актуальних параметрів часовою згортковою нейронною мережею, модуля навчання

нейронної мережі перцептрон, модуля генерації експертних висновків та бази даних інформаційної системи.

Було розроблено необхідні компоненти модулів інформаційної системи автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки, необхідні для реалізації модулів побудови вхідних матриць даних для ініціації визначення рівня епідеміологічної небезпеки, прогнозування значень актуальних параметрів часовою згортковою нейронною мережею, навчання нейронної мережі перцептрон та генерації експертних висновків щодо рівнів епідеміологічної небезпеки.

Для прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром буде використане спеціалізоване програмне розширення, а саме бібліотека Darts для Python, що дозволить проводити перетворення часових рядів та їхнє прогнозування

Розділ 4

Дослідження ефективності методу автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання

4.1 Розробка прикладних компонентів інформаційної системи автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки

Для розробки прикладних компонентів інформаційної системи автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки використано платформу .NET з мовою програмування C#.

«Модуль побудови вхідних матриць даних для ініціації визначення рівня епідеміологічної небезпеки» призначений для створення архітектури нейронної мережі, яка будується на основі розмірностей вхідної та вихідної матриці. Після запуску програми відкриться відповідна вкладка, на якій потрібно заповнити доступні списки. Для додавання нових елементів для кожного з списків біля них розміщені відповідні поля вводу (рисунок 4.1).

Інформаційна система автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки

Вхідна матриця | Навчання нейронної мережі | Експертний висновок

Формування списку періодів

№	Назва періоду
6	10.10.2022
7	08.11.2022
8	01.12.2022
9	02.12.2022

Додавання періоду

Назва періоду:

Формування списку епідеміологічних параметрів

№	Назва параметру	Одиниці виміру	Тип даних
1	Кількість нових хворих	людей	Кількість
2	Кількість померлих	людей	Кількість
3	Кількість нових вакцинацій	людей	Кількість
4	Кількість вільних лікарняних ...	шт	Кількість
5	Кількість зайнятих лікарняних...	шт	Кількість
6	Кількість виздоровілих	людей	Кількість
7	Кількість доступного автомо...	шт	Кількість

Додавання епідеміологічних параметрів

Назва параметру:

Одиниці виміру:

Тип даних:

Формування списку висновків

№	Назва висновку
1	Зелена зона
2	Жовта зона
3	Червона зона
4	Помаранчева зона

Додавання висновку

Назва висновку:

Рисунок 4.1 – Вкладка формування вхідної та вихідної матриці

Враховуючи розмірності вхідної та вихідної матриці відбувається генерація шарів нейронної мережі, формування яких проводиться наступним програмним кодом:

```
public NeuralNetwork(List<double[]> modelList)
{
    Neurons_hidden_layer = new List<Neuron>();
    InputList = modelList;
    HiddenLayerValue = new double[(int)Math.Ceiling((double)((InputList[0].Count() +
InputList.Count()) / 2))];
    for (int i = 0; i < HiddenLayerValue.Count(); i++)
    {
        Neurons_hidden_layer.Add(new Neuron(InputList[0]));
        HiddenLayerValue[i] = Neurons_hidden_layer[i].Value;
    }
    Neuron_out_layer = new List<Neuron>();
    for (int i = 0; i < InputList.Count(); i++)
    {
        Neuron_out_layer.Add(new Neuron(HiddenLayerValue));
    }
}
```

«Модуль навчання нейронної мережі перцептрон» в даному модулі виконується формування навчальних вибірок. Для цього потрібно заповнити вхідними даними відповідні колонки на вкладці «Навчання нейронної мережі» та вибрати доступний результуючий експертний висновок (рисунок 4.2).

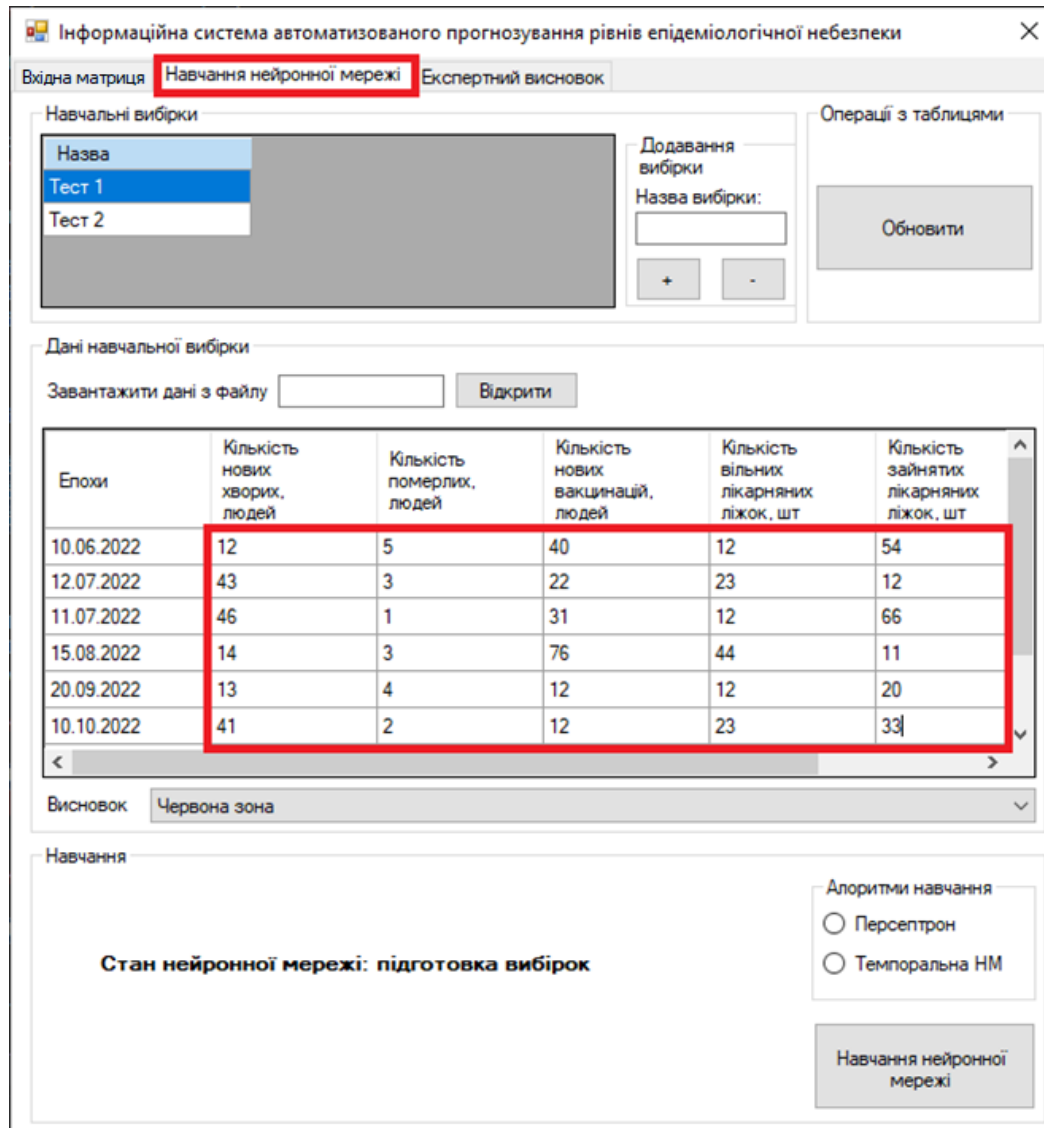


Рисунок 4.2 – Заповнення вхідними даними навчальної вибірки

Після заповнення вхідними даними навчальних вибірок потрібно вибрати алгоритм за яким навчатиметься нейронна мережа. Після чого можна провести навчання нейронної мережі. Про завершення навчання сигналізуватиме зміна статусу у нейронної мережі.

«Модуль генерації експертних висновків» призначена для оброблення даних тестових вибірок та передачу їх на входи навченої нейронної мережі. Цей модуль розміщений на вкладці «Експертний висновок». В результаті чого відбувається формування результуючого експертного висновку нейронною мережею. Експертний висновок включає прогнозований варіант висновку, що обирається відповідно найвищої оцінки, та оцінку кожного з можливих варіантів висновку (рисунок 4.3)

Інформаційна система автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки

Вхідна матриця | Навчання нейронної мережі | **Експертний висновок**

Тестова ситуація

Епохи	Кількість нових хворих, людей	Кількість померлих, людей	Кількість нових вакцинацій, людей	Кількість вільних лікарняних ліжок, шт	Кількість зайнятих лікарняних ліжок, шт
10.06.2022	12	10	122	40	23
12.07.2022	54	11	100	23	65
11.07.2022	32	15	111	54	25
15.08.2022	36	12	143	76	62
20.09.2022	68	18	123	15	45

Формування експертного висновку

Експертний висновок

Прогнозований висновок: Помаранчева зона

Оцінка кожного з можливих варіантів

Назва	Імовірність
Помаранчева зона	0.842
Червона зона	0.734
Жовта зона	0.043
Зелена зона	0.001

Рисунок 4.3 – Результати експертної оцінки тестової вибірки

Прикладна реалізація компонентів інформаційної системи автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки забезпечує проведення прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки й оцінки кожного його параметру.

4.2 Прикладна реалізація модуля прогнозування значень актуальних параметрів темпоральною згортковою нейронною мережею

Для розробки прикладної реалізація модуля прогнозування значень актуальних параметрів часовою згортковою нейронною мережею використано мову програмування Python та бібліотеку Darts.

«Модуль прогнозування значень актуальних параметрів рекурентною темпоральною нейронною мережею» дозволяє проводити операції зв'язані з створенням та налаштуванням рекурентної темпоральної нейронної мережі із згортковим шаром та одержати вихідні дані у вигляді результуючого експертного висновку.

Вхідними даними для даного модулю є заповненні навчальні вибірки, що завантажуються із файлу формату csv. Після зчитування даних із файлу їх потрібно перетворити в тип TimeSeries, що представляє багатовимірний часовий ряд. Далі потрібно перевірити числовий ряд на наявність сезонних залежностей для цього в бібліотеку Darts використовується `check_seasonality()` який використовує автокореляційну функцію ACF, даний процес реалізується наступним програмним кодом:

```
df = pd.read_csv(filePath)
column_headers = list(df.columns.values)
ts = TimeSeries.from_dataframe(df, column_headers[0], column_headers[1])
series = ts
is_seasonal, periodicity = check_seasonality(ts)
dict_seas = {
    "is_seasonal?": is_seasonal,|
    "periodicity (months)": f'{periodicity:.1f}',
    "periodicity (~years)": f'{periodicity / 12:.1f}'}
```

Далі проводиться розбиття числового ряду на навчальні та тестові набори даних, за певний період часу в значенні за замовчуванням даний період складає 14 днів. Перед початком навчання нейронної мережі потрібно провести нормалізацію вхідних даних для цього в бібліотеці Darts використовується функція `Scaler()`. Для того щоб нейронна мережа могла розпізнати часові проміжки, потрібно перетворити дати в тип `datetime`. Описаний процес реалізується наступним програмним кодом:

```

train, val = ts.split_after(pd.Timestamp(FC_START))
trf = Scaler()
train_trf = trf.fit_transform(train)
val_trf = trf.transform(val)
ts_trf = trf.transform(ts)
month_series = datetime_attribute_timeseries(ts, attribute='day', one_hot=True)
scaler_month = Scaler()
covariates = scaler_month.fit_transform(month_series)

```

Далі проводиться параметризація моделі нейронної мережі, для цього в бібліотеці Darts реалізований клас TCNModel. При створенні об'єкта TCNModel можна задати кількість шарів нейронної мережі, активувати нормалізації вагів, вказати розмір ядра та кількість фільтрів в згортковому шарі, задати кількість згорткових шарів та інші. Параметризація моделі темпоральної згорткової нейронної мережі продемонстровано в наступному програмному коді:

```

model_TCN = TCNModel(
    input_chunk_length=FC_N+1,
    output_chunk_length=FC_N,
    n_epochs=EPOCH,
    dropout=DROP,
    dilation_base=2,
    weight_norm=True,
    batch_size=16,
    kernel_size=5,
    num_filters=3,
    optimizer_kwargs={'lr': LEARN},
    log_tensorboard=True,
    force_reset=True,
    random_state=42)

```

Після цього можна проводити навчання нейронної мережі, для цього потрібно викликати метод fit з об'єкта TCNModel та передати в нього навчальний набір даних. Після закінчення навчання потрібно виконати його оцінку, для цього потрібно використати метод precision_metrics() котрий проводить обчислення середньої абсолютної процентної помилки.

Прикладна реалізація модуля прогнозування значень актуальних параметрів темпоральною згортковою нейронною мережею дозволяє отримати прогнозовані значення параметрів необхідних для подальшого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання.

4.3 Прикладне тестування інформаційної системи автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки

Для перевірки коректності виконання функцій інформаційної системи автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки було розроблено чотири тест-кейси, за допомогою яких виконуватимуться перевірки доступності наступних функцій: розширення списків періодів, актуальних параметрів та актуальних висновків; перевірку додавання актуального висновку без вказання його назви.

У першому тест-кейсі перевіряється функція розширення вхідної матриці шляхом створення нового періоду. Результатом успішного завершення тест-кейсу буде створення нового періоду та додавання його до відповідного списку (таблиця 4.1).

Таблиця 4.1 – Тест-кейс TS0001

Тест-кейс ID: TS0001	Пріоритет: 1	Створено: 11.11.2022, Овчарук О.М.
Назва: Перевірка функції створення нового періоду		
Вхідні дані: <i>Актуальна назва періоду:</i> 02.12.2022		
Кроки	Очікуваний результат	
<ol style="list-style-type: none"> 1. Відкрити додаток 2. Відкрити вкладку «Вхідна матриця» 3. Ввести актуальну назву періоду 4. Натиснути кнопку «Додати» розташовану у блоці «Додавання періоду» 	Створення нового періоду та додавання його до списку актуальних періодів	
Результат виконання тест-кейсу: завершено успішно		

У результаті успішного проходження тест-кейсу TS0001 виконано додавання актуального періоду, а саме 02.12.2022, до списку періодів. Результат виконання тест-кейсу TS0001 зображено на рисунку 4.4

Рисунок 4.4 – Результат додавання актуального періоду

У другому тест-кейсі перевіряється функція розширення вхідної матриці шляхом додавання актуального параметру. Результатом успішного завершення тест-кейсу буде створення актуального епідеміологічного параметру та додавання його до відповідного списку (таблиця 4.2).

Таблиця 4.2 – Тест-кейс TS0002

Тест-кейс ID: TS0002	Пріоритет: 1	Створено: 11.11.2022, Овчарук О.М.
Назва: Перевірка функції створення актуального параметру		
Вхідні дані:		
<i>Назва актуального параметру:</i> Кількість доступного автомобільного транспорту		
<i>Одиниці виміру:</i> шт		
<i>Тип даних:</i> кількісний		
Кроки	Очікуваний результат	
1. Відкрити додаток	Створення актуального параметру та додавання	

2. Відкрити вкладку «Вхідна матриця»	його до списку епідеміологічних параметрів
3. Ввести нові дані	
4. Натиснути кнопку «Додати»	
Результат виконання тест-кейсу: завершено успішно	

У результаті успішного проходження тест-кейсу TS0002 виконано додавання актуального параметру до списку епідеміологічних параметрів. Результат виконання тест-кейсу TS0002 зображено на рисунку 4.5

Інформаційна система автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки

Вхідна матриця | Навчання нейронної мережі | Експертний висновок

Формування списку періодів

№	Назва періоду
1	10.06.2022
2	12.07.2022
3	11.07.2022
4	15.08.2022

Додавання періоду
Назва періоду:
Додати

Формування списку епідеміологічних параметрів

№	Назва параметру	Одиниці виміру	Тип даних
1	Кількість нових хворих	людей	Кількість
2	Кількість померлих	людей	Кількість
3	Кількість нових вакцинацій	людей	Кількість
4	Кількість вільних лікарняних ...	шт	Кількість
5	Кількість зайнятих лікарняни...	шт	Кількість
6	Кількість виздоровілих	людей	Кількість
7	Кількість доступного автомо...	шт	Кількість

Додавання епідеміологічних параметрів
Назва параметру:
Кількість доступного автомо
Одиниці виміру:
шт
Тип даних:
Кількість
Додати

Формування списку висновків

№	Назва висновку
1	Зелена зона
2	Жовта зона
3	Помаранчева зона
4	Червона зона

Додавання висновку
Назва висновку:
Додати

Рисунок 4.5 – Результат додавання актуального епідеміологічного параметру

У третьому тест-кейсі перевіряється функція розширення вхідної матриці шляхом додавання актуального експертного висновку. Результатом успішного завершення тест-кейсу буде створення актуального експертного висновку та додавання його до відповідного списку (таблиця 4.3).

Таблиця 4.3 – Тест-кейс TS0003

Тест-кейс ID: TS0003	Пріоритет: 1	Створено: 11.11.2022, Овчарук О.М.
Назва: Перевірка функції створення актуального експертного висновку		
Вхідні дані: <i>Актуальний експертний висновок: Помаранчева зона</i>		
Кроки	Очікуваний результат	
<ol style="list-style-type: none"> 1. Відкрити додаток 2. Відкрити вкладку «Вхідна матриця» 3. Ввести назву актуального експертного висновку 4. Натиснути кнопку «Додати» 	Створення актуального експертного висновку та додавання його до списку експертних висновків.	
Результат виконання тест-кейсу: завершено успішно		

У результаті успішного проходження тест-кейсу TS0003 виконано додавання актуального експертного висновку до списку експертних висновків. Результат виконання тест-кейсу TS0003 зображено на рисунку 4.6

Інформаційна система автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки

Вхідна матриця | Навчання нейронної мережі | Експертний висновок

Формування списку періодів

№	Назва періоду
1	10.06.2022
2	12.07.2022
3	11.07.2022
4	15.08.2022

Додавання періоду
Назва періоду:

Додати

Формування списку епідеміологічних параметрів

№	Назва параметру	Одиниці виміру	Тип даних
1	Кількість нових хворих	людей	Кількість
2	Кількість померлих	людей	Кількість
3	Кількість нових вакцинацій	людей	Кількість
4	Кількість вільних лікарняних ...	шт	Кількість
5	Кількість зайнятих лікарняни...	шт	Кількість
6	Кількість виздоровілих	людей	Кількість
7	Кількість доступного автомо...	шт	Кількість

Додавання епідеміологічних параметрів
Назва параметру:

Одиниці виміру:

Тип даних:
Кількість
Додати

Формування списку висновків

№	Назва висновку
1	Зелена зона
2	Жовта зона
3	Червона зона
4	Помаранчева зона

Додавання висновку
Назва висновку:
Помаранчева зона
Додати

Рисунок 4.6 – Результат додавання актуального експертного висновку

У четвертому тест-кейсі перевіряється функція додавання актуального висновку без вказання його назви. Результатом успішного завершення тест-кейсу буде отримання сповіщення про необхідність вказання назви експертного висновку (таблиця 4.4).

Таблиця 4.4 – Тест-кейс TS0004

Тест-кейс ID: TS0004	Пріоритет: 2	Створено: 11.11.2022, Овчарук О.М.
Назва: Перевірка функції додавання актуального висновку без вказання його назви		
Вхідні дані: <i>Відсутні</i>		
Кроки		Очікуваний результат
<ol style="list-style-type: none"> 1. Відкрити додаток 2. Відкрити вкладку «Вхідна матриця» 3. Не вводити назви актуального експертного висновку 4. Натиснути кнопку «Додати» 		Отримання сповіщення про необхідність вказання назви експертного висновку.
Результат виконання тест-кейсу: завершено успішно		

У результаті успішного проходження тест-кейсу TS0004 виконано отримано сповіщення про необхідність вказання назви експертного висновку. Результат виконання тест-кейсу TS0004 зображено на рисунку 4.7

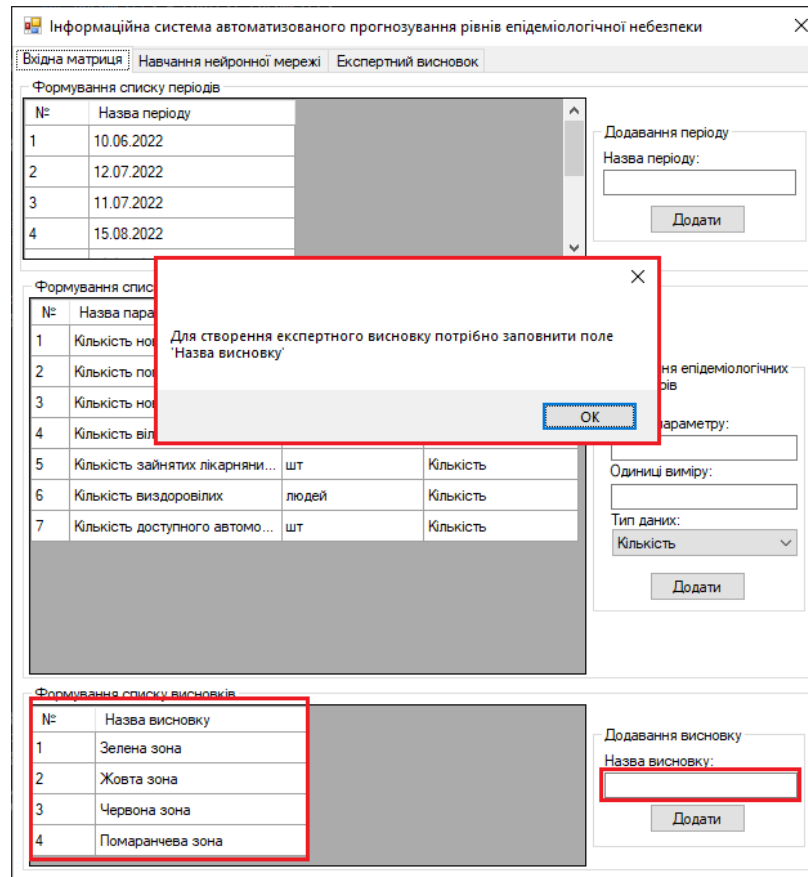


Рисунок 4.7 – Результат роботи програми при спробі створення експертного висновку з пустими параметрами

Отже, в результаті проведення прикладного тестування інформаційної системи автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки збоїв та помилок в роботі виявлено не було. Аналогічним чином проведено тестування всіх модулів інформаційної системи автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки.

4.4 Функціональне дослідження інформаційної системи автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки

Після завантаження програми перед користувачем відкривається форма «Інформаційна система автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки» на якій розміщено три вкладки, а саме: «Вхідна матриця», «Навчання нейронної мережі» та «Експертний висновок». На вкладці «Вхідна матриця»

розміщенні таблиці з актуальними даними періодів, епідеміологічних параметрів, та експертних висновків, користувачеві доступна можливість додавання нових даних до таблиць із зазначеними даними. Алгоритм додавання нових значень ідентичний для всіх таблиць розміщених на вкладці «Вхідна матриця», він полягає у введенні значень актуальних значень після чого потрібно натиснути кнопку «Додати» у відповідній групі параметрів (рисунок 4.8).

Інформаційна система автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки

Вхідна матриця | Навчання нейронної мережі | Експертний висновок

Формування списку періодів

№	Назва періоду
6	10.10.2022
7	08.11.2022
8	01.12.2022
9	02.12.2022

Додавання періоду
Назва періоду:

Формування списку епідеміологічних параметрів

№	Назва параметру	Одиниці виміру	Тип даних
1	Кількість нових хворих	людей	Кількість
2	Кількість померлих	людей	Кількість
3	Кількість нових вакцинацій	людей	Кількість
4	Кількість вільних лікарняних ...	шт	Кількість
5	Кількість зайнятих лікарняних...	шт	Кількість
6	Кількість виздоровілих	людей	Кількість
7	Кількість доступного автомо...	шт	Кількість

Додавання епідеміологічних параметрів
Назва параметру:

Одиниці виміру:

Тип даних:

Формування списку висновків

№	Назва висновку
1	Зелена зона
2	Жовта зона
3	Червона зона
4	Помаранчева зона

Додавання висновку
Назва висновку:

Рисунок 4.8 – Розширення вхідної та вихідної матриці

Після закінчення формування вхідної матриці користувачеві потрібно перейти на вкладку «Навчання нейронної мережі». Для оновлення структури навчальної вибірки потрібно натиснути кнопку «Оновити». На даній вкладці

відображаються навчальні вибірки. У користувача є можливість створювати та видаляти навчальні вибірки, ці функції реалізуються кнопками «+» та «-» відповідно. Навчальні вибірки мають бути заповнені відповідними даними які можуть бути введенні через елементи програми або завантажуватися із файлу формату csv. Також для кожної навчальної вибірки потрібно вказувати відповідний експертний висновок (рисунок 4.9).

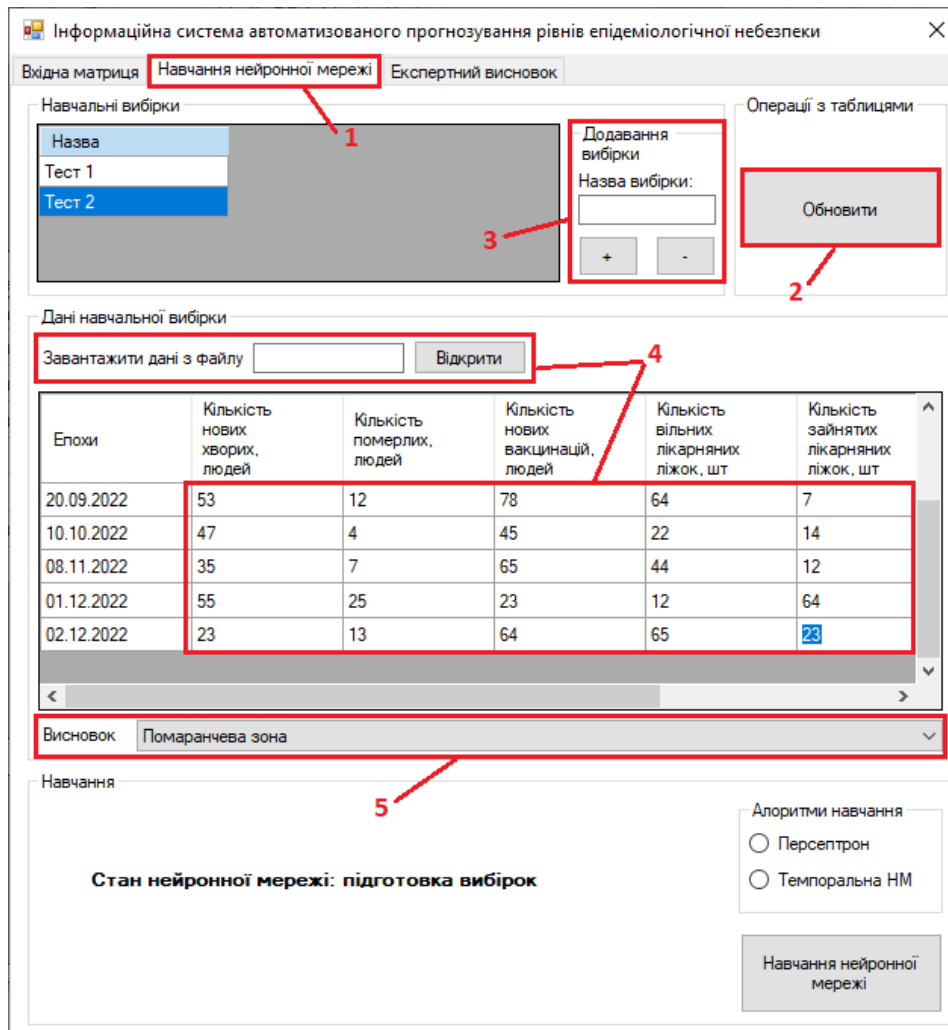


Рисунок 4.9 – Алгоритм формування навчальних вибірок

Після того як користувач закінчить формування навчальних вибірок йому потрібно вибрати алгоритм навчання, на вибір запропоновано два алгоритми: «Персептрон» та «Темпоральна НМ». Алгоритм «Персептрон» реалізовує метод автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання, а алгоритм «Темпоральна НМ» реалізовує метод

прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром. Після вибору алгоритму користувачу потрібно запустити навчання нейронної мережі для цього необхідно натиснути кнопку «Навчання нейронної мережі» (рисунок 4.10)

Інформаційна система автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки

Вхідна матриця | **Навчання нейронної мережі** | Експертний висновок

Навчальні вибірки

Назва
Тест 1
Тест 2

Додавання вибірки
Назва вибірки:

Операції з таблицями
Обновити

Дані навчальної вибірки

Завантажити дані з файлу Відкрити

Епохи	Кількість нових хворих, людей	Кількість померлих, людей	Кількість нових вакцинацій, людей	Кількість вільних лікарняних ліжок, шт	Кількість зайнятих лікарняних ліжок, шт
20.09.2022	53	12	78	64	7
10.10.2022	47	4	45	22	14
08.11.2022	35	7	65	44	12
01.12.2022	55	25	23	12	64
02.12.2022	23	13	64	65	23

Висновок: Помаранчева зона

Навчання

Стан нейронної мережі: підготовка вибірок

Алгоритми навчання

Персептрон

Темпоральна НМ

Навчання нейронної мережі

Рисунок 4.10 – Запуск навчання нейронної мережі

Після завершення навчання нейронної мережі користувачу потрібно перейти на вкладку «Експертний висновок». Далі потрібно заповнити тестову вибірку та натиснути кнопку «Генерація експертного висновку». В результаті чого відбудеться формування результуючого експертного висновку нейронною мережею. Експертний висновок включає прогнозований варіант висновку, оцінку кожного з можливих варіантів висновку та інші можливі варіанти висновку (рисунок 4.11).

Інформаційна система автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки

Вхідна матриця Навчання нейронної мережі Експертний висновок

Тестова ситуація

Епохи	Кількість нових хворих, людей	Кількість померлих, людей	Кількість нових вакцинацій, людей	Кількість вільних лікарняних ліжок, шт	Кількість зайнятих лікарняних ліжок, шт
10.06.2022	12	32	5	12	14
12.07.2022	123	11	12	54	15
11.07.2022	42	4	53	12	20
15.08.2022	12	42	23	13	18
20.09.2022	41	13	56	43	19

1

Формування експертного висновку

2

Експертний висновок

Прогнозований висновок: **Помаранчева зона**

Оцінка кожного з можливих варіантів

3

Назва	Імовірність
Помаранчева зона	0.842
Червона зона	0.734
Жовта зона	0.043
Зелена зона	0.001

Рисунок 4.11 – Алгоритм генерації експертного висновку

Після проведення функціонального дослідження інформаційної системи автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки потрібно відміти інтуїтивно зрозумілу реалізацію користувацького інтерфейсу та розділення модулів на вкладки.

4.5 Дослідження ефективності методу автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання

Для оцінки ефективності методу автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання було проведено дослідження точності прогнозування епідеміологічних параметрів відносно різної кількості епох навчання нейронної мережі на основі реальних даних.

Для проведення дослідження було використано дата сет поширення коронавірусної хвороби в який входять дані про випадки зараження та смертності зібрані з усього світу від початку пандемії, даний дата сет знаходиться у відкритому доступі в інформаційній панелі ВООЗ.

Суть дослідження полягає в порівнянні точності прогнозів епідеміологічних параметрів при різних кількості навчальних епох. Під час проведення дослідження було виконано 5 ітерацій навчання рекурентної темпоральної нейронної мережі із згортковим шаром для прогнозування кількості нових випадків зараження на термін в 14 днів, оцінка точності виконувалася методом `precision_metrics()` із бібліотеки `Darts`. Отриманні результати дослідження представлені в таблиці 4.5.

Таблиця 4.5 – Точності прогнозування кількості нових випадків захворювання

№ п/п	Кількість епох навчання (ітерації)	Точність прогнозування (відсотки)
1	50	67.29
2	150	68.12
3	300	69.74
4	450	74.63
5	700	79.22

Проаналізувавши результати отриманні у ході проведення дослідження точності прогнозування кількості нових випадків захворювання можна відмітити пропорційну залежність між кількістю навчальних епох та точністю прогнозування, чим більша кількості епох навчання тим краща точність прогнозу (рисунок 4.12)

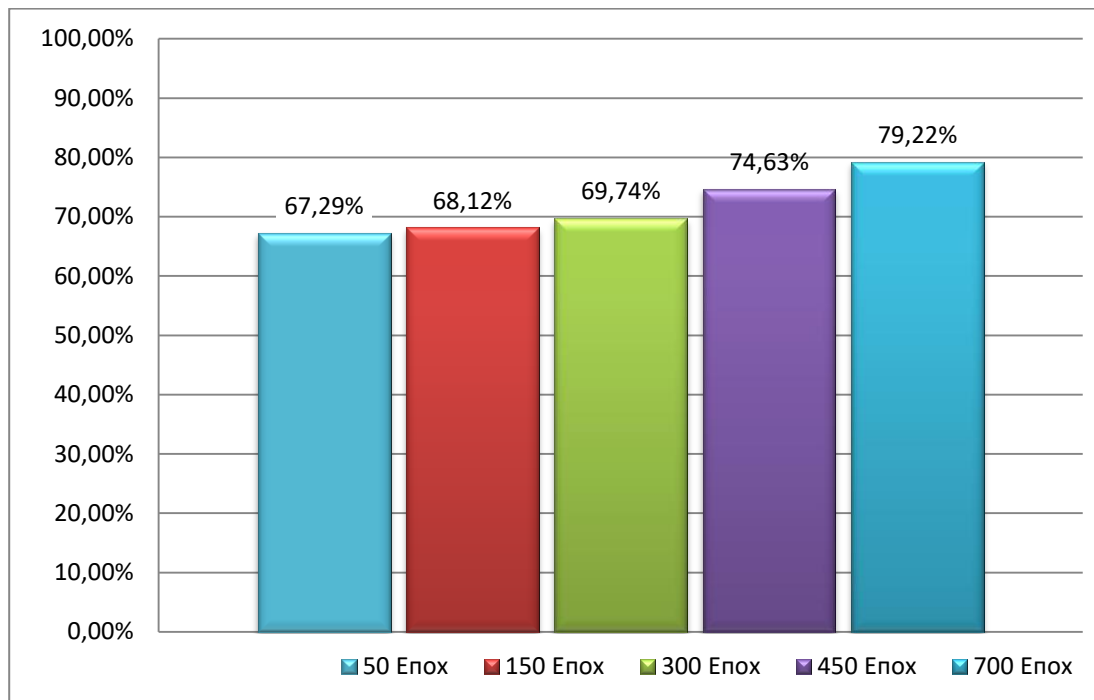


Рисунок 4.12 – Діаграма порівняння точності прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки відповідно до кількості навчальних епох, %

Таким чином, для оцінки ефективності методу прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром було проведено дослідження точності прогнозування епідеміологічних параметрів відносно різної кількості епох навчання нейронної мережі на основі реальних даних та проведено порівняння точності прогнозу між методом прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром та методом лінійної регресії. Проведені дослідження встановили, що збільшення кількості досліджуваних епох у вигляді вибірок параметрів за максимально можливий попередній діапазон призводить до

відповідного підвищення точності прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки. Так, за охоплення аналізом 50 вибірок актуальних параметрів протягом досліджуваного періоду точність прогнозування склала 67.29%, а за охоплення аналізом 700 вибірок актуальних параметрів протягом досліджуваного періоду точність прогнозування збільшилась до 79.22%.

Висновки до розділу 4

В розділі для дослідження ефективності методу автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання було виконано розробку прикладних компонентів інформаційної системи автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки. Прикладна реалізація модуля прогнозування значень актуальних параметрів темпоральною згортковою нейронною мережею дозволяє отримати прогнозовані значення параметрів необхідних для подальшого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання.

Для оцінки ефективності методу прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром було проведено дослідження точності прогнозування епідеміологічних параметрів відносно різної кількості епох навчання нейронної мережі на основі реальних даних та проведено порівняння точності прогнозу між методом прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром та методом лінійної регресії. Проведені дослідження встановили, що збільшення кількості досліджуваних епох у вигляді вибірок параметрів за максимально можливий попередній діапазон призводить до відповідного підвищення точності прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки. Так, за охоплення аналізом 50 вибірок актуальних параметрів протягом досліджуваного періоду точність прогнозування склала 67.29%, а за охоплення аналізом 700 вибірок актуальних

параметрів протягом досліджуваного періоду точність прогнозування збільшилась до 79.22%.

Загальні висновки

Кваліфікаційна робота магістра розв'язує науково-технічну задачу автоматизації визначення рівня епідеміологічної небезпеки, для чого розроблено метод автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання та метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром, а також необхідні відповідні програмні засоби.

За результатом виконання роботи були поставлені й *вирішені наступні завдання*:

1. Проведено аналіз предметної області, математичних моделей, існуючого програмного забезпечення та нейромережевих моделей, що застосовуються для прогнозування епідеміологічної ситуації.

2. Вдосконалено метод автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання.

3. Вдосконалено метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром.

4. Розроблено прикладну інформаційну систему автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання.

5. Проведено прикладне дослідження ефективності методу автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання та методу прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром.

В результаті роботи були отримані такі *інновації й положення наукової новизни*:

1. Вдосконалено метод автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання, який

дозволяє за вхідними даними вибірок актуальних параметрів протягом досліджуваного періоду одержувати вихідні дані у вигляді результуючого експертного висновку який містить прогнозовані варіанти рівня епідеміологічної небезпеки й оцінки кожного із них, й відрізняється від існуючих методів тим, що дає можливість використовувати змінну кількість актуальних параметрів та досліджуваних періодів спостережень й застосовує метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром для формування додаткових вхідних даних у вигляді додаткової вибірки із прогнозованими значеннями параметрів для підвищення точності визначення рівня епідеміологічної небезпеки.

2. Вдосконалено метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром, який дозволяє за вхідними даними у вигляді вибірки залежних від часу значень визначеного параметру протягом досліджуваного періоду одержувати вихідні дані у вигляді вибірки із прогнозованими значеннями параметру для подальшого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання, й відрізняється від існуючих методів тим, що використовує для прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентну темпоральну нейронну мережу із одним згортковим шаром.

Було розроблено інформаційну систему автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки, яка є прикладною реалізацією методу автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання з використанням методу прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром, яка складається з модуля побудови вхідних матриць даних для ініціації визначення рівня епідеміологічної небезпеки, модуля прогнозування значень актуальних параметрів часовою згортковою нейронною мережею, модуля навчання нейронної мережі перцептрон, модуля генерації експертних висновків та бази даних інформаційної системи. Проведені дослідження встановили, що збільшення кількості досліджуваних епох у вигляді

вибірок параметрів за максимально можливий попередній діапазон призводить до відповідного підвищення точності прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки. Так, за охоплення аналізом 50 вибірок актуальних параметрів протягом досліджуваного періоду точність прогнозування склала 67.29%, а за охоплення аналізом 700 вибірок актуальних параметрів протягом досліджуваного періоду точність прогнозування збільшилась до 79.22%.

Основні наукові й практичні результати кваліфікаційної роботи магістра доповідались у доповідях на XI Всеукраїнській науково-практичній конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2019», XIII Всеукраїнській науково-практичній конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2021», XXV International Scientific and Practical Conference «Innovative trends of science and practice, tasks and ways to solve them» (Athens, Greece, 2022), XI International Scientific and Practical Conference «Actual problems of learning and teaching methods» (Vienna, Austria, 2022), XIV Всеукраїнській науково-практичній конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2022». За темою роботи автором виконано 6 наукових публікацій [49 - 53].

Перелік посилань

1. Real-time Epidemic Forecasting: Challenges and Opportunities URL: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6708259/>
2. Eco-social processes influencing infectious disease emergence and spread URL: <https://www.cambridge.org/core/journals/parasitology/article/ecosocial-processes-influencing-infectious-disease-emergence-and-spread/D813C041564388F7505FAA5147EBECBB>
3. Infection forecasts powered by big data URL: <https://go.gale.com/ps/i.do?id=GALE%7CA649098738&sid=googleScholar&v=2.1&it=r&linkaccess=abs&issn=00280836&p=AONE&sw=w&userGroupName=anon%7Eef1cf681>
4. The geographical spread of influenza URL: <https://royalsocietypublishing.org/doi/abs/10.1098/rspb.1998.0593>
5. Epidemiological Surveillance URL: <https://www.sciencedirect.com/topics/medicine-and-dentistry/epidemiological-surveillance>
6. Guidelines for Evaluating Surveillance Systems URL: <https://www.cdc.gov/mmwr/preview/mmwrhtml/00001769.htm#:~:text=Epidemiologic%20surveillance%20is%20the%20ongoing,public%20health%20interventions%20and%20programs.>
7. The Prediction of Infectious Diseases: A Bibliometric Analysis URL: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC7504049/>
8. Statistical Modeling for the Prediction of Infectious Disease URL: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fpubh.2021.645405/full>
9. A Sustainable Early Warning System Using Rolling Forecasts Based on ANN and Golden Ratio Optimization Methods to Accurately Predict Real-Time Water Levels and Flash Flood URL: <https://www.mdpi.com/1424-8220/21/13/4598>
10. Early Warning Systems URL: <https://www.un-spider.org/risks-and-disasters/early-warning-systems#no-back>

11. Status of Electronic Reporting of Notifiable Conditions in the United States and Europe URL: <https://www.liebertpub.com/doi/abs/10.1089/tmj.1.1996.2.273>
12. Small-Pox and Climate in India. Forecasting of Epidemics URL: <https://www.cabdirect.org/cabdirect/abstract/19272700898>
13. The Analysis of Time-series: Theory and Practice URL: https://books.google.fr/books?hl=ru&lr=&id=u1D5BwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PR12&ots=LA_mnFXSR2&sig=PAmNsszRS9fyb_4qfkT9PcyrgNo&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false
14. What is a risk map and the 3 different types? URL: <https://www.piranirisk.com/blog/what-is-a-risk-map-and-the-3-different-types>
15. Using remotely sensed data to identify areas at risk for hantavirus pulmonary syndrome URL: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC2640870/>
16. Communicating for Life-saving Action: Enhancing messaging in Early Warnings Systems URL: <https://public.wmo.int/en/resources/bulletin/communicating-life-saving-action-enhancing-messaging-early-warnings-systems>
17. Mathematical Models in Infectious Disease Epidemiology URL: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC7178885/>
18. What Is Time-Series Forecasting? URL: <https://www.timescale.com/blog/what-is-time-series-forecasting/#:~:text=In%20the%20simplest%20terms%2C%20time,specific%20point%20in%20the%20future.>
19. Strategies in Forecasting Outcomes in Ethical Decision-making: Identifying and Analyzing the Causes of the Problem URL: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC2844648/>
20. SIR Model URL: <https://mathworld.wolfram.com/SIRModel.html>
21. Explaining COVID-19 outbreaks with reactive SEIRD models URL: <https://www.nature.com/articles/s41598-021-97260-0>

22. Extending the Susceptible-Exposed-Infected-Removed (SEIR) model to handle the high false negative rate and symptom-based administration of COVID-19 diagnostic tests: SEIR-fansy URL:

23. Ознаки для визначення регіону зі значним поширенням COVID-19. URL: <https://moz.gov.ua/article/news/oznaki-dlja-viznachennja-regionu-zi-znachnim-poshirennjam-covid-19>

24. Climate and disease incidence in India, with special reference to leprosy, phthisis, pneumonia and smallpox. URL: <https://www.jstor.org/stable/45204393>

25. Disease forecasting. URL: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC3196833/>

26. Donald Ainslie Henderson MD, MPH. URL: <https://publichealth.jhu.edu/about/history/in-memoriain/donald-a-henderson>

27. About ProMED. URL: <https://promedmail.org/about-promed/>

28. Surveillance Networks. URL: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK52873/>

29. ProMED-mail. URL: <https://promedmail.org/>

30. Sentinelles Presentation. URL: <https://www.sentiweb.fr/france/en/?page=presentation>

31. Réseau Sentinelles. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/R%C3%A9seau_Sentinelles

32. COVID-19: activities of the French Sentinelles network (“Réseau Sentinelles”). URL: <https://www.sentiweb.fr/france/en/?page=covid19>

33. Periodic - Analysis for periodic epidemics. URL: <https://periodic.sentiweb.fr/>

34. Database. URL: <https://www.sentiweb.fr/france/en/?page=database>

35. World Health Organization About. URL: <https://www.who.int/about>

36. Health Service Data. URL: <https://www.who.int/data/data-collection-tools/health-service-data>

37. Global Health Estimates. URL: <https://www.who.int/data/global-health-estimates>

38. WHO Coronavirus (COVID-19) Dashboard. URL: <https://covid19.who.int/data>
39. Bai Y., Jin Z. Prediction of SARS epidemic by BP neural networks with online prediction strategy // Chaos, Solitons and Fractals. — 2005. — Vol. 26, № 2. — P. 559–569.
40. Neural Network Models Explained URL: <https://www.seldon.io/neural-network-models-explained>.
41. A Comprehensive Guide to Types of Neural Networks. URL: <https://www.digitalvidya.com/blog/types-of-neural-networks/>
42. Principled Training of Neural Networks with Direct Feedback Alignment URL: <https://arxiv.org/abs/1906.04554> .
43. A Guide to Recurrent Neural Networks: Understanding RNN and LSTM Networks. URL: <https://builtin.com/data-science/recurrent-neural-networks-and-lstm>
44. Recurrent neural networks. URL: <https://www.techtarget.com/searchenterpriseai/definition/recurrent-neural-networks>
45. An Introduction to Recurrent Neural Networks and the Math That Powers Them. URL: <https://machinelearningmastery.com/an-introduction-to-recurrent-neural-networks-and-the-math-that-powers-them/>
46. Convolutional Neural Networks URL: <https://www.ibm.com/cloud/learn/convolutional-neural-networks>
47. Convolutional Neural Network URL: <https://deeptai.org/machine-learning-glossary-and-terms/convolutional-neural-network>
48. Darts: Time Series Made Easy in Python URL: <https://medium.com/unit8-machine-learning-publication/darts-time-series-made-easy-in-python-5ac2947a8878>
49. Овчарук О. М., Мазурець О. В. Математична модель фасеткового дорозпізнавального перетворення зображень. Збірник наукових праць за матеріалами XI всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2019» – Хмельницький, 2019, Т.1. – С.151-152.

50. Овчарук О. М., Мазурець О. В. Метод фасеткового дорозпізнавального перетворення зображень для нейромережевого розпізнавання. Збірник наукових праць за матеріалами XII Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2020» – Хмельницький, 2020. – С.203-208.

51. Молчанова М.О., Собко О.В., Блажук В. Д., Овчарук О. М., Мазурець О. В. Інформаційна технологія визначення рівня епідеміологічної небезпеки з урахуванням попередньої динаміки. Proceedings of the XXV International Scientific and Practical Conference «Innovative trends of science and practice, tasks and ways to solve them». Athens, Greece. 2022. Pp. 497-500. URL: <https://isg-konf.com/innovative-trends-of-science-and-practice-tasks-and-ways-to-solve-them-two/>. DOI: 10.46299/ISG.2022.1.25

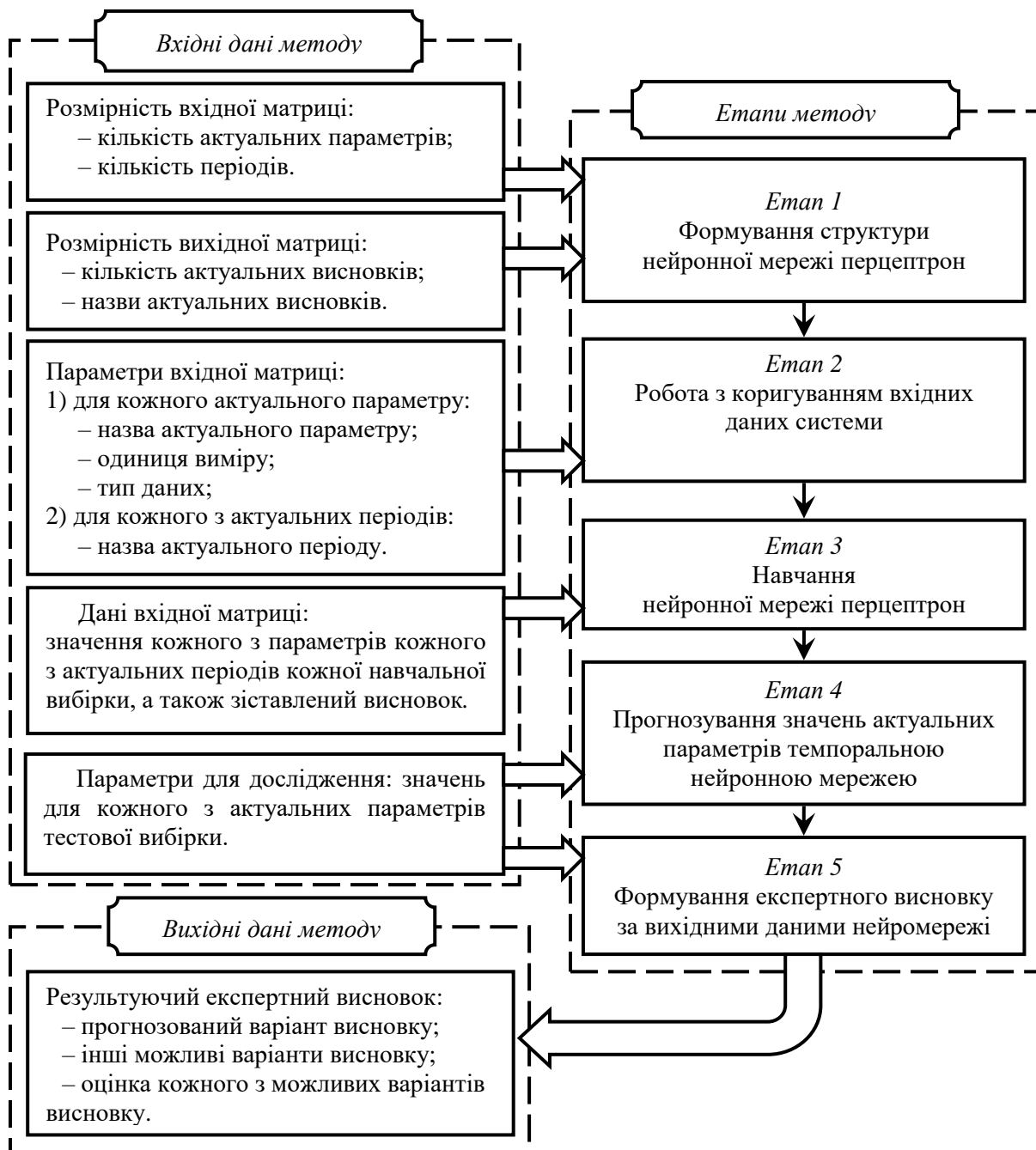
52. Овчарук О.М., Мазурець О.В., Молчанова А.Л., Собко О.В., Молчанова М.О. Експертна система визначення рівня епідеміологічної небезпеки за часовими показниками з використанням нейромережевих технологій. Proceedings of the XI International Scientific and Practical Conference «Actual problems of learning and teaching methods». Vienna, Austria. 2022. Pp. 504-510. URL: <https://isg-konf.com/actual-problems-of-learning-and-teaching-methods/>. DOI: 10.46299/ISG.2022.2.11

53. Овчарук О.М., Мазурець О.В., Молчанова М.О., Собко О.В., Віт Р.В. Експертна система нейромережевого визначення рівня епідеміологічної небезпеки за часовими показниками. Збірник наукових праць за матеріалами XIV Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2022». Хмельницький, 2022. с. 217-222. https://kn.khmnu.edu.ua/wp-content/uploads/sites/18/apkn2022_corpuspaper.pdf

ДОДАТКИ

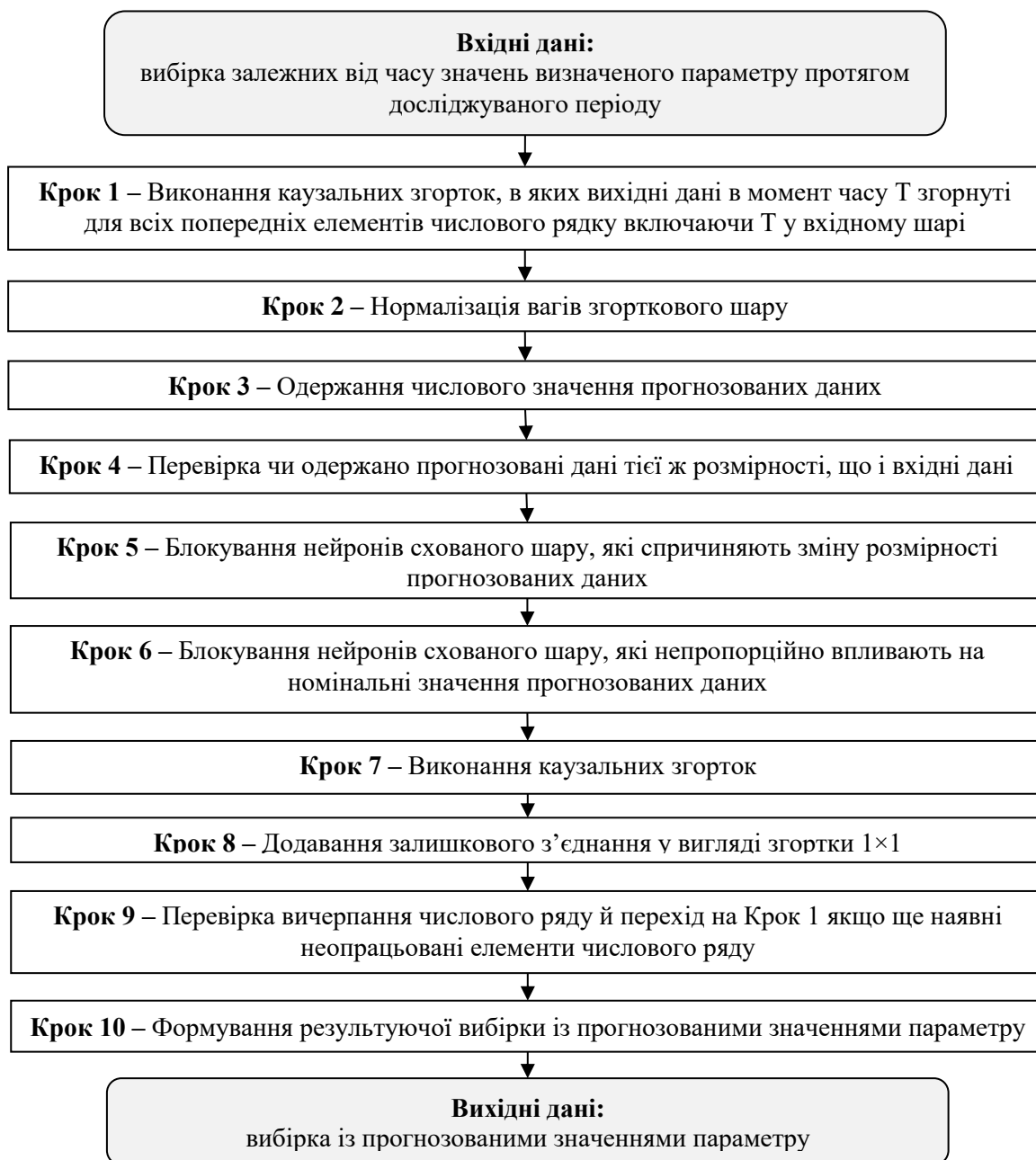
Додаток А

**Схема методу автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної
небезпеки засобами нейромережевого моделювання**



Додаток Б

Схема методу прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром



Додаток В

Світлини наукових публікацій, виконаних при роботі над кваліфікаційною роботою магістра

(ксерокопії титульної сторінки, сторінки змісту та всіх сторінок із публікацією)

Перелік наукових публікацій:

1. Овчарук О. М., Мазурець О. В. Математична модель фасеткового дорозпізнавального перетворення зображень. Збірник наукових праць за матеріалами XI всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2019» – Хмельницький, 2019, Т.1. – С.151-152.

2. Овчарук О. М., Мазурець О. В. Метод фасеткового дорозпізнавального перетворення зображень для нейромережевого розпізнавання. Збірник наукових праць за матеріалами XII Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2020» – Хмельницький, 2020. – С.203-208.

3. Молчанова М.О., Собко О.В., Блажук В. Д., Овчарук О. М., Мазурець О. В. Інформаційна технологія визначення рівня епідеміологічної небезпеки з урахуванням попередньої динаміки. Proceedings of the XXV International Scientific and Practical Conference «Innovative trends of science and practice, tasks and ways to solve them». Athens, Greece. 2022. Pp. 497-500. URL: <https://isg-konf.com/innovative-trends-of-science-and-practice-tasks-and-ways-to-solve-them-two/>. DOI: 10.46299/ISG.2022.1.25

4. Овчарук О.М., Мазурець О.В., Молчанова А.Л., Собко О.В., Молчанова М.О. Експертна система визначення рівня епідеміологічної небезпеки за часовими показниками з використанням нейромережевих технологій. Proceedings of the XI International Scientific and Practical Conference «Actual problems of learning and teaching methods». Vienna, Austria. 2022. Pp. 504-510. URL: <https://isg-konf.com/actual-problems-of-learning-and-teaching-methods/>. DOI: 10.46299/ISG.2022.2.11

5. Овчарук О.М., Мазурець О.В., Молчанова М.О., Собко О.В., Віт Р.В. Експертна система нейромережевого визначення рівня епідеміологічної небезпеки за часовими показниками. Збірник наукових праць за матеріалами XIV Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2022». Хмельницький, 2022. с. 217-222. https://kn.khmnmu.edu.ua/wp-content/uploads/sites/18/apkn2022_corpuspaper.pdf

110.	Ткаченко І.В. РЕЗУЛЬТАТИ ЕМПІРИЧНОГО ВИВЧЕННЯ САМОРЕАЛІЗАЦІЇ СТУДЕНТІВ ТЕХНІЧНИХ СПЕЦІАЛЬНОСТЕЙ	470
111.	Федик О.В., Гальчук Т.М. ПСИХОЛОГО-ПЕДАГОГІЧНІ ЧИННИКИ КОРЕКЦІЇ ІНТЕРНЕТ- ЗАЛЕЖНОСТІ У ПІДЛІТКОВОМУ ВІЦІ	475
112.	Шипко М.В., Шевченко Н.Ф. ПСИХОЛОГО-АКМЕОЛОГІЧНІ ЧИННИКИ ПРОФЕСІЙНОЇ МОТИВАЦІЇ МАЙБУТНІХ ФАХІВЦІВ	479
SOCIOLOGICAL SCIENCES		
113.	Орос О.Б., Афонасьєв Д.М. ДИНАМІКА ЗМІН ОЦІНКИ СИТУАЦІЇ ДИСТАНЦІЙНОГО НАВЧАННЯ В ПОЧАТКОВИХ КЛАСАХ	482
TECHNICAL SCIENCES		
114.	Яременко В.А., Стрельбицький В.В. АНАЛІЗ ДЕФЕКТІВ КІВШЕВИХ ЕЛЕВАТОРІВ ПОРТОВИХ ЗЕРНОВИХ ТЕРМІНАЛІВ	485
115.	Айтим А.К. ПОСТРОЕННЯ ТЕЗАУРУСОВ КАЗАХСЬКОГО ЯЗЫКА В АВТОМАТИЧЕСКОЙ СИСТЕМЕ ОБРАБОТКИ ТЕКСТОВ	487
116.	Братищенко Т.С., Сайківська Л.Ф. ВИБІР ТЕХНОЛОГІЙ ДЛЯ РЕАЛІЗАЦІЇ ПРОГРАМНОЇ ЧАСТИНИ СИСТЕМИ ВІДСТЕЖЕННЯ ПЕРЕМІЩЕННЯ АВТОМОБІЛІВ	493
117.	Молчанова М.О., Собко О.В., Блажук В.Д., Овчарук О.М., Мазурець О.В. ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ВИЗНАЧЕННЯ РІВНЯ ЕЩЕМОЛОГІЧНОЇ НЕБЕЗПЕКИ З УРАХУВАННЯМ ПОПЕРЕДНЬОЇ ДИНАМІКИ	496
118.	Симбірський Г.Д. ДЕЯКІ АСПЕКТИ ВИКЛАДАННЯ ДИСЦИПЛІНИ "ПРОГРАМУВАННЯ" У ВИЩИХ НАВЧАЛЬНИХ ЗАКЛАДАХ ТРАНСПОРТНОГО НАПРЯМУ	501



International Science Group

ISG-KONF.COM

XXV

INTERNATIONAL SCIENTIFIC
AND PRACTICAL CONFERENCE

"INNOVATIVE TRENDS OF SCIENCE AND PRACTICE,
TASKS AND WAYS TO SOLVE THEM"

Athens, Greece

June 28 - July 01, 2022

ISBN 979-8-88680-823-0

DOI 10.46299/ISG.2022.1.25

ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ВИЗНАЧЕННЯ РІВНЯ ЕПІДЕМІОЛОГІЧНОЇ НЕБЕЗПЕКИ З УРАХУВАННЯМ ПОПЕРЕДНЬОЇ ДИНАМІКИ

Молчанова Марина Олексіївна,
 аспірант
 Хмельницький національний університет

Собко Олена Віталіївна,
 аспірант
 Хмельницький національний університет

Блажук Вікторія Дмитрівна,
 студент
 Хмельницький національний університет

Овчарук Олександр Миколайович,
 студент
 Хмельницький національний університет

Мазурець Олександр Вікторович,
 к.т.н., доцент
 Хмельницький національний університет

З початку XX століття в світі починають активно розвиваються методи прогнозування інфекційної захворюваності. Тема дослідження темпів поширення інфекційних захворювань сьогодні є особливо актуальною, оскільки в світі вирус пандемія коронавірусу [1].

Коронавірус є гострим вірусним захворювання, яке характеризується переважним ураженням дихальної системи та шлунково-кишкового тракту. Особливістю даної інфекції є достатньо довгий інкубаційний період (від 2 до 14 днів) протягом якого інфікована людина не помічаючи ніяких симптомів буде заражувати оточуючих.

Основними засобами для запобігання поширенню інфекції є проведення вакцинації населення та впровадження карантинних обмежень [2]. Для боротьби з коронавірусом на території України було впроваджено адаптивний карантин, який дозволяє впроваджувати один з видів карантинних обмежень в залежності від стану епідеміологічної ситуації в регіоні.

На основі висновку головного санепідеміолога області відбувається визначення стану епідеміологічної ситуації в регіоні. При формуванні ним експертного рішення враховується велика кількість параметрів, зібраних за певний період часу [3]. Особливо складним питанням є те, що для визначення рівня епідеміологічної небезпеки слід враховувати не тільки поточний стан

справ, а й ситуацію, що йому передувала [4]. Враховуючи велику кількість вхідних даних та їхню владність до постійної зміни, час протягом якого вони будуть аналізуватися експертом буде доволі суттєвим.

Метою роботи є розробка інформаційної технології визначення рівня епідеміологічної небезпеки та відповідного комп'ютерного додатку, що реалізовуватиме можливість аналізу епідеміологічної ситуації в регіоні та буде брати до уваги стан не тільки поточної епідеміологічної ситуації, а також і той, що їй передувала.

Інформаційна технологія визначення рівня епідеміологічної небезпеки з урахуванням попередньої динаміки зображена на Figure 1.

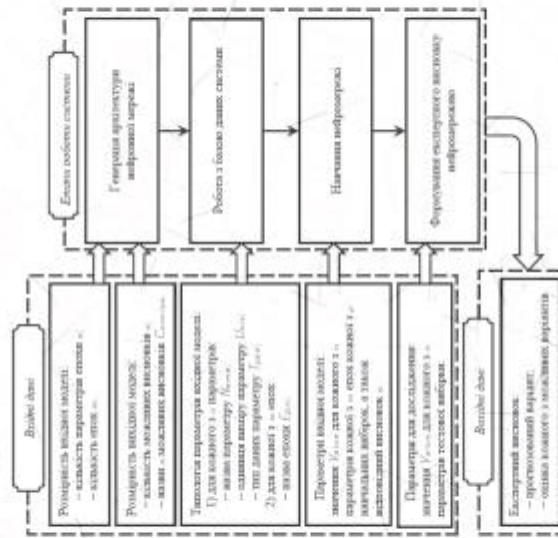


Figure 1. Схема інформаційної технології визначення рівня епідеміологічної небезпеки з урахуванням попередньої динаміки.

Розмірності вхідних та вихідних моделей використовуються нейронною мережею для генерації своєї архітектури. При створенні вхідної моделі потрібно формувати списки спох та списки їхніх параметрів, для чого кожного параметру потрібно зазначити його атрибуту (назви параметрів, одиниці виміру параметрів, типи даних параметрів). Вибір типу даних параметру буде впливати на одиці у яких потрібно буде його вводити. Формування вихідної моделі відбувається на основі кількості можливих висновків експертної системи. Після закінчення формування списків вхідної та вихідної моделі закінчується генерація архітектури нейронної мережі.



Figure 3. Визначення рівня епідеміологічної небезпеки з урахуванням попередньої динаміки.

В результаті було розроблено інформаційну технологію визначення рівня епідеміологічної небезпеки з урахуванням попередньої динаміки та експертну систему визначення рівня епідеміологічної небезпеки на платформі .NET із використанням нейронних технологій. Експертна система визначення рівня епідеміологічної небезпеки дозволяє створювати навчальні моделі з різною кількістю входних параметрів та епох, при створенні входних параметрів надаючи можливість вказувати їхні одиничні виміри та тип, й здійснювати формування експертного висновку з рекомендацією найбільш вірогідного результату.

Запропонований у роботі підхід, втілений у вигляді розробленої експертної системи визначення рівня епідеміологічної небезпеки, дозволяє врахувати те, що для визначення рівня епідеміологічної небезпеки слід враховувати не тільки поточний стан справ, а й ситуацію, що йому передувала, а також є доцільним при прийнятті рішень керуватись даними розвитку подій за аналогічних ситуацій.

Список літератури:

1. Система моніторингу поширення епідемії коронавірусу. URL: <https://covid19.tbvo.gov.ua/>
2. Інфекційні хвороби. Навчальний посібник / О.В. Рабочонь, Т.С. Оніщенко, Ю.Ю. Рабочонь – Запоріжжя, 2015. – 11 с.
3. Myers M. F., Rogers D. J., Cox J., Flahault A., Hay S. I. Forecasting Disease Risk for Increased Epidemic Preparedness in Public Health // *Advances in Parasitology*. — 2000. — Vol. 47. — P. 309–330.
4. Скульська О.В., Мазурець О.В. Комплексний підхід до розробки програмного забезпечення медичних закладів // *Актуальні проблеми комп'ютерних технологій. Збірник наукових праць за матеріалами п'ятої міжнародної науково-технічної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних технологій 2011»* – Хмельницький: ХНУ, 2011. – Т.2 – С.171-182.

На етапі роботи з базою даних системи зазначається типологія параметрів входної моделі. Де кожному з списку параметрів має бути присвоєна назва, одиничні виміри та тип. Для елементів списку епох зазначаються їхні назви. У результаті чого відбувається заповнення БД відповідною інформацією.

Після формування архітектури входних та вихідних моделей відбувається генерування та заповнення входними значеннями навчальних вибірок. Розмірності навчальних вибірок визначаються відповідно до кількості епох та кількості їхніх параметрів. Значення що вводитимуться в навчальну вибірку відповідатимуть значенню кожного з параметрів вибраного з кожної епохи. Також при формуванні навчальної вибірки вказуються відповідні експертні висновки. У результаті сформуються навчальні вибірки заповненні конкретними значеннями із вказаними експертними рішеннями. Список створених навчальних вибірок подається на входи нейронної мережі після чого проводиться її навчання.

Після закінчення навчання експертної системи необхідно заповнити тестову вибірку відповідними значеннями, архітектура тестової вибірки відповідає параметрам входної моделі. Після введення значень тестового випадку проводиться його розпізнавання у результаті чого формується відповідний експертний висновок у якому зазначається прогнозований варіант та оцінка інших можливих варіантів.

Реалізація розробленої інформаційної технології дозволяє проводити визначення рівня епідеміологічної небезпеки в умовах адаптивного карантину, для чого спершу проводиться навчання нейронної мережі (Figure 2), після чого виконується визначення рівня епідеміологічної небезпеки з урахуванням попередньої динаміки (Figure 3).

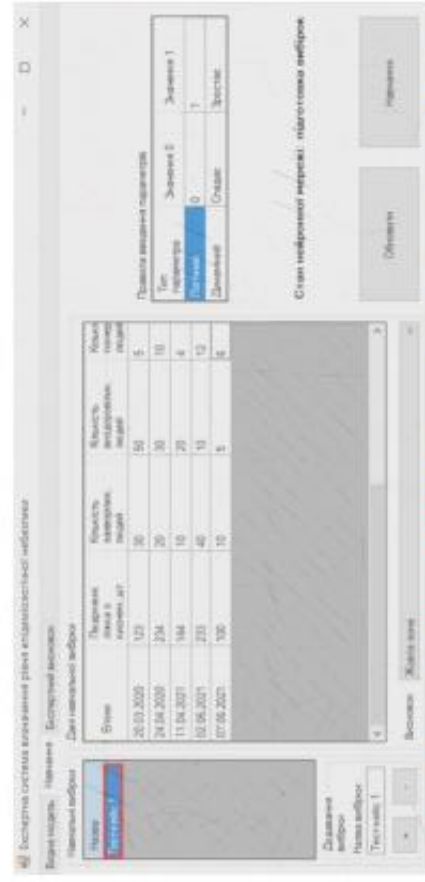


Figure 2. Результат додавання навчальної вибірки з попередньої динаміки рівня епідеміологічної небезпеки.

Овчарук О.М., Мазурець О.В., Молчанова М.О., Собко О.В., Віт Р.В. Експертна система нейромережевого визначення рівня епідеміологічної безпеки за часовими показниками.....	217
Окрушко Д.В., Капталіянін А.С. Система розподілення та оцінювання задач в процесі розробки програмного забезпечення.....	223
Омельяненко А.Ю., Копишинська О.П. Окремі аспекти використання бібліотеки JAVASCRIPT IMMUTABLE.JS.....	227
Оніщенко Д.П., Подорожжяк А.О. Дослідження систем автоматичної фіксації автомобільних номерів для великих кутів розпізнавання.....	230
Островський Д.О. Методи перевірки трансформації та моделювання кешу комп'ютера.....	234
Павлюк В.А. Метод та програмні засоби масштабування зображень.....	236
Пітшик Я.О., Молчанова М.О., Собко О.В., Мазурець О.В. Підхід до навчання нейромережі зі стохастичною складовою.....	240
Пупкова А.С., Яковів І.Б. Технологія автоматизованого аналізу бази знань "MITRE ATT&CK" для визначення актуальних кіберзагроз корпоративної інформаційної системи.....	245
Родін О.О., Манзюк Е.А. Метод аналізу психологічного стану пацієнтів на основі голосової інформації.....	247
Савенко Б.О. Розподілена частково централізована система виявлення зловмисного програмного забезпечення в комп'ютерних мережах.....	251
Савенко В.Д., Бабічев С.А. Гібридна модель фільтрації одновимірних сигналів на основі Вейлвет-аналізу та методу Хуанга.....	254
Самолук В.П. Про можливість управління режимами роботи твердотіпного котла за допомогою апаратно-обчислювальної платформи «Arduino».....	258

АПЖН 2022

АКТУАЛЬНІ ПРОБЛЕМИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК

ЗБІРНИК НАУКОВИХ ПРАЦЬ

за матеріалами XIV Всеукраїнської науково-практичної конференції
«Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПЖН-2022»

18-19 листопада 2022

УДК 004.4

Овчарук О.М., Мазурець О.В., Молчанова М.О., Собко О.В., Віт Р.В.

Хмельницький національний університет

ЕКСПЕРТНА СИСТЕМА НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО ВИЗНАЧЕННЯ РІВНЯ ЕПІДЕМІОЛОГІЧНОЇ НЕБЕЗПЕКИ ЗА ЧАСОВИМИ ПОКАЗНИКАМИ

Запропоновано експертну систему нейромережевого визначення рівня епідеміологічної небезпеки за часовими показниками, яка дозволяє створювати навчальні моделі з різною кількістю входних параметрів та епох, при їх створенні надаючи можливість екзотувати їхні одиниці виміру та тип, й здійснювати формування експертного висновку з рекомендацією вірогідного результату. Запропонований підхід дозволяє для визначення рівня епідеміологічної небезпеки враховувати не тільки поточний стан справ, а й ситуацію, що йому передувала.

An expert system of neural network determination of the level of epidemiological danger based on time indicators is proposed, which allows you to create training models with a different number of input parameters and epochs, while creating them, providing the opportunity to specify their measurement units and type, and to form an expert opinion with a recommendation of a probable result. The proposed approach allows for determining the level of epidemiological danger to take into account not only the current state of affairs, but also the situation that preceded it.

Інфекційні захворювання і їх здатність до масового поширення є причиною виникнення епідемій, а основним засобом запобігання поширенню інфекції є впровадження карантинних обмежень [1, 2]. Якщо на певній території діє адаптивний карантин, то це дозволяє впроваджувати один з видів карантинних обмежень, в залежності від епідеміологічної ситуації в регіоні, а визначення стану епідеміологічної ситуації в регіоні відбувається по висновку головного санепідемолога [3].

При формуванні експертного рішення враховується велика кількість параметрів, зібраних за досить великий період часу, зокрема наявність ліжок з підведеним киснем, кількість вільних та занятих лікарняних ліжок, прогрес захворюваності тощо. Тому в умовах значної кількості входних параметрів при формуванні експертного рішення внаслідок їх постійного оновлення та значних термінів, потрібних для аналізу, актуальною є розробка експертної системи визначення рівня епідеміологічної небезпеки [4, 5, 6]. Отже, на сьогоднішній момент розробка комп'ютерного застосування, що реалізуватиме можливість аналізу епідеміологічної ситуації в регіоні [7] та буде брати до уваги стан не тільки поточної епідеміологічної ситуації, а також і той, що їй передувала [8, 9], є актуальною.

Метою роботи є розробка експертної системи визначення рівня епідеміологічної небезпеки із використанням нейромережевих технологій. Інформаційна технологія [10] для створення експертної системи визначення рівня епідеміологічної небезпеки зображена на рисунку 1.

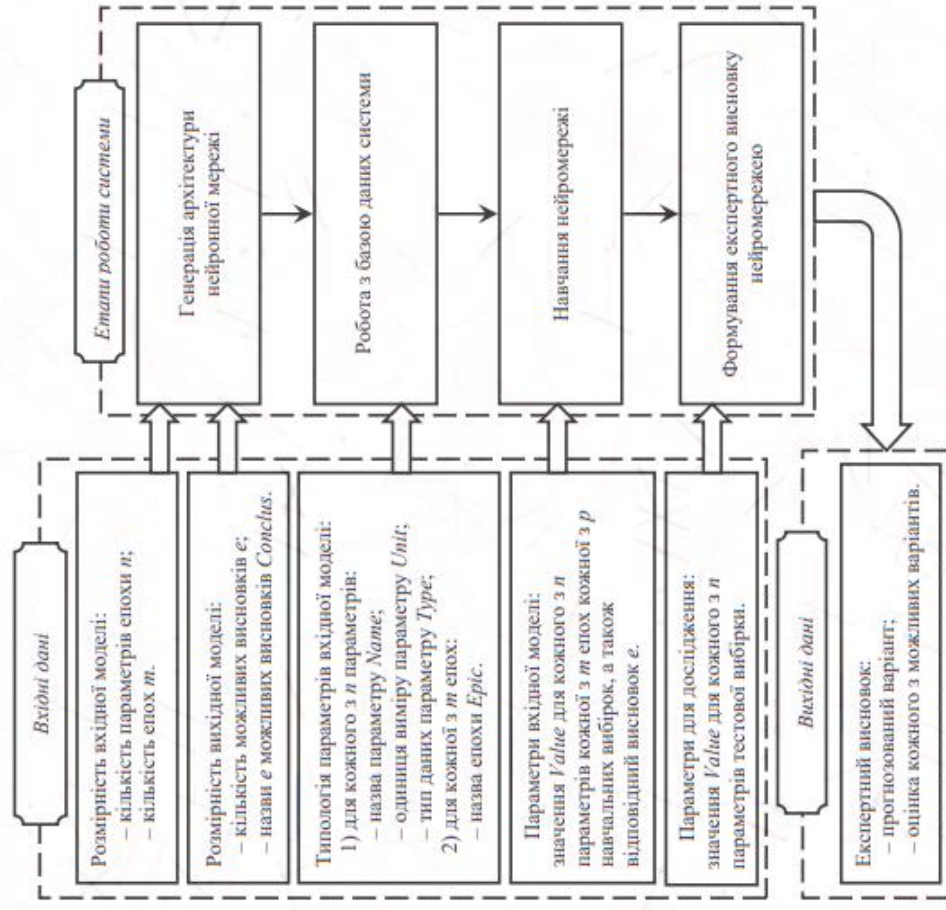


Рисунок 1 – Схема інформаційної технології для створення експертної системи

Розмірності вхідних та вихідних моделей використовуються нейроною мережею для генерації своєї архітектури. При створенні вхідної моделі потрібно формувати списки епох та списки їхніх параметрів, для чого кожному параметру

потрібно зазначити його атрибуту (назви параметрів, одиниці виміру параметрів, типи даних параметрів). Вибір типу даних параметру буде випливати на одиниці у яких потрібно буде його вводити. Формування вихідної моделі відбувається на основі кількості можливих висновків експертної системи. Після закінчення формування списків вхідної та вихідної моделі закінчується генерація архітектури нейронної мережі.

На етапі роботи з базою даних системи зазначається типологія параметрів вхідної моделі. Де кожному з списку параметрів має бути присвоєна назва, одиниці виміру та тип. Для елементів списку епох зазначаються їхні назви. У результаті відбувається заповнення БД відповідною інформацією.

Після формування архітектури вхідних та вихідних моделей відбувається генерування та заповнення вхідними значеннями навчальних вибірок. Розмірності навчальних вибірок визначаються відповідно до кількості епох та кількості їхніх параметрів. Значення що вводяться в навчальну вибірку відповідатимуть значенню кожного з параметрів вибраного з кожної епохи. Також при формуванні навчальної вибірки вказується відповідний експертний висновок. У результаті сформулюються навчальні вибірки заповненні конкретними значеннями із вказаними експертними рішеннями. Список створених навчальних вибірок подається на входи нейронної мережі після чого проводиться її навчання.

Після закінчення навчання експертної системи необхідно заповнити тестову вибірку відповідними значеннями, архітектура тестової вибірки відповідає параметрам вхідної моделі. Після введення значень тестового випадку проводиться його розпізнавання у результаті чого формується відповідний експертний висновок у якому зазначається прогнозований варіант та оцінка інших можливих варіантів.

Реалізація розробленої інформаційної технології дозволило проводити визначення рівня епідеміологічної небезпеки в умовах адаптивного карантину [11].

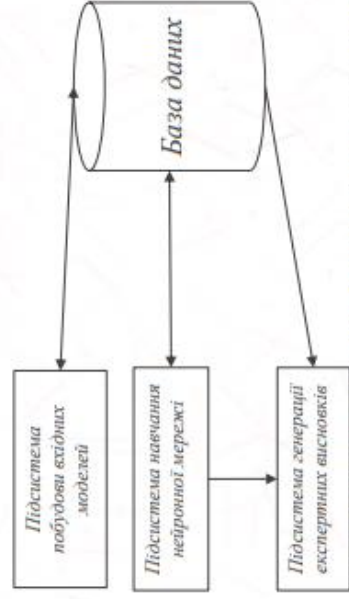


Рисунок 2 – Структура компонентів інформаційної системи визначення рівня епідеміологічної небезпеки

Взаємозв'язок компонентів експертної системи визначення рівня епідеміологічної небезпеки продемонстровано на рисунку 2. Розроблена структура компонентів інформаційної системи визначення рівня епідеміологічної небезпеки дозволяє забезпечити логічний взаємозв'язок елементів експертної системи.

Модуль експертної системи визначення рівня епідеміологічної небезпеки «Вхідна модель» призначений для формування архітектури вхідних даних нейронної мережі. Після відкриття в програмі відповідної закладки потрібно виконати заповнення представлених на ній списків. Значення даних списків відповідають за формування моделі вхідних даних (рисунк 3).

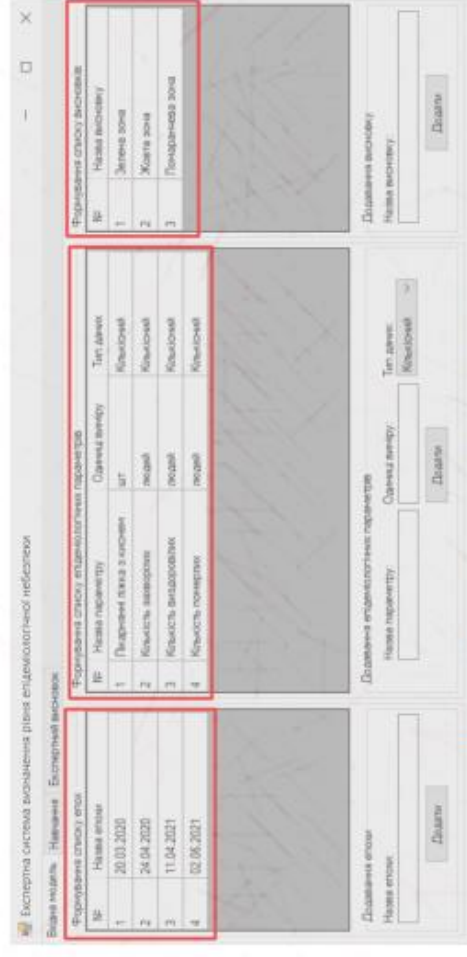


Рисунок 3 – Списки вхідних параметрів нейронної мережі

На основі сформованої архітектури вхідної моделі відбувається генерування відповідної її архітектури нейронної мережі.

В модулі «Навчання» виконується формування навчальних вибірок, які мають архітектуру розроблену в попередньому модулі та використовуються нейронною мережею, як вхідні параметри. На основі їхніх значень відбувається навчання нейронної мережі (рисунк 4).

Коли формування навчальних вибірок закінчене можна розпочинати навчання нейронної мережі, для цього потрібно натиснути на кнопку «Навчання». Процес навчання продовжуватиметься до тих пір поки значення на всіх вихідних нейронах не досягне оптимального значення.

Модуль «Експертний висновок» призначений для аналізу тестової ситуації та видачі самого імовірного експертного заключення. Дані тестової ситуації подаються на входи навченої нейронної мережі, після чого вона видає значення виходу з найбільшою імовірністю, як прогнозований експертний висновок (рисунк 5).

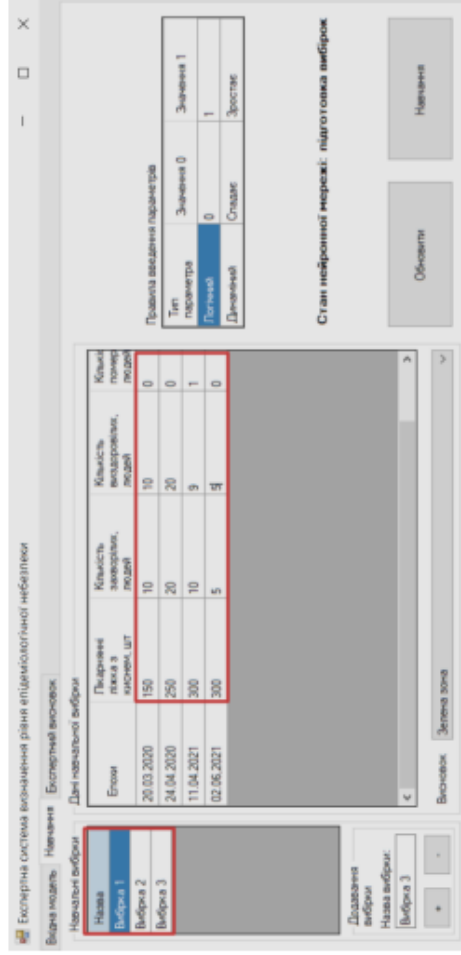


Рисунок 4 – Формування та заповнення навчальних вибірок

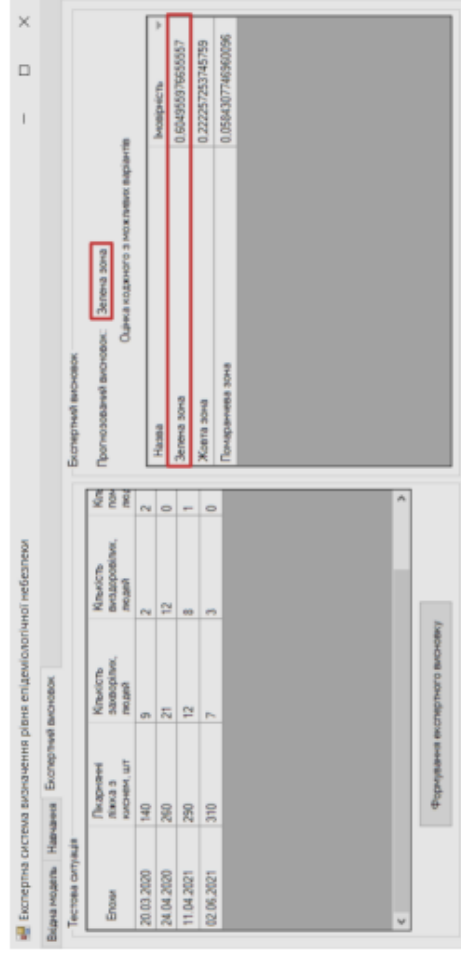


Рисунок 5 – Отримання експертного висновку

Запропонована експертна система визначення рівня епідеміологічної небезпеки призначена для визначення рівня епідеміологічної ситуації у локальних межах в умовах адаптивного карантину із використанням нейромережових технологій. Експертна система визначення рівня епідеміологічної небезпеки дозволяє створювати навчальні моделі з різною кількістю входних параметрів та епох, при створенні входних параметрів надаючи можливість вказувати їхні одиниці

виміру та тип, й здійснювати формування експертного висновку з рекомендацією найбільш вірогідного результату.

Перелік посилань

1. Як виникають і поширюються інфекційні захворювання. URL: <http://seri.multycourse.com.ua/ua/page/15/53>
2. Інфекційні хвороби. Навчальний посібник / О.В. Рабоконь, Т.Є. Оніщенко, Ю.Ю. Рябоконь – Запоріжжя, 2015. – 11 с.
3. Система моніторингу поширення епідемії коронавірусу. URL: <https://covid19.mbo.gov.ua/>
4. Карантинні заходи. URL: <https://covid19.gov.ua/karantynni-zakhody>
5. Система охорони здоров'я України. URL: <https://health-security.mbo.gov.ua/>
6. Центра системних наук та інженерії університету Джонса Хопкінса. URL: <https://www.arcgis.com/apps/opsdashboard/index.html#/bda7594740fd40299423467b48e9ecf6>
7. Myers M. F., Rogers D. J., Cox J., Flahault A., Hay S. I. Forecasting Disease Risk for Increased Epidemic Preparedness in Public Health // *Advances in Parasitology*. — 2000. — Vol. 47. — P. 309-330.
8. Soebiyanto R. P., Adimi F., Kiang R. K. Modeling and Predicting Seasonal Influenza Transmission in Warm Regions Using Climatological Parameters // *PLoS ONE*. — 2010. — Vol. 5, № 3
9. Bai Y., Jin Z. Prediction of SARS epidemic by BP neural networks with online prediction strategy // *Chaos, Solitons and Fractals*. — 2005. — Vol. 26, № 2. — P. 559-569.
10. Молчанова М. О., Собко О. В., Блажук В. Д., Овчарук О. М., Мазурець О. В. Інформаційна технологія визначення рівня епідеміологічної безпеки з урахуванням попередньої динаміки. Proceedings of the XXV International Scientific and Practical Conference. Athens, Greece. 2022. Pp.497-500.
11. Овчарук О. М., Мазурець О. В. Метод фасеткового дорозпізнавального перетворення зображень для нейромережового розпізнавання. Збірник наукових праць за матеріалами XII Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2020» – Хмельницький, 2020. – С.203-208.

TECHNICAL SCIENCES		
111.	Khurramatov A.M., Alimov N.P. DILUTED PETROLEUM SLUDGE DISTILLER	465
112.	Litkovets S., Bumyshev Y. IMPROVEMENT OF CONTROL METHOD FOR STATIC THYRISTOR COMPENSATOR WITH FORCED COMMUTATION	469
113.	Melnik O., Kohut E. ELEMENTALS NANOADDERS WITH QUANTUM CELLS	473
114.	Smetana A., Kis O., Antoshchenkov R. MECHATRONIC TIRE PRESSURE CONTROL SYSTEM	480
115.	Васильцова Н.В. ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ФОРМУВАННЯ КОМАНДИ ІТ-ПРОЕКТУ З ВИКОРИСТАННЯМ СИНЕРГЕТИЧНОГО ПІДХОДУ	485
116.	Лабуткіна Т.В., Акішлев О.Р. СЕАНСИ СПОСТЕРЕЖЕННЯ ОРБИТАЛЬНИХ ОБ'ЄКТІВ ЗА СХЕМОЮ "СПОСТЕРЕЖЕННЯ СПОСТЕРІГАЧА" ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ НАЗЕМНИХ І ОРБИТАЛЬНИХ ЗАСОБІВ	489
117.	Матківський С.В. ВПЛИВ СТУПЕНЯ КОМПЕНСАЦІЇ ВИДОБУТКУ ВУГЛЕВОДНІВ ПРИ РЕАЛІЗАЦІЇ ТЕХНОЛОГІЇ ПІДТРИМАННЯ ПЛАСТОВОГО ТИСКУ (ПІПТ) НА КОЕФІЦІЄНТ КОНДЕНСАТОВИЛУЧЕННЯ	499
118.	Овчарук О.М., Мазурець О.В., Молчанова А.Л., Собко О.В., Молчанова М.О. ЕКСПЕРТНА СИСТЕМА ВИЗНАЧЕННЯ РІВНЯ ЕПІДЕМОЛОГІЧНОЇ НЕБЕЗПЕКИ ЗА ЧАСОВИМИ ПОКАЗНИКАМИ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ ТЕХНОЛОГІЙ	504
119.	Первушин А.Г. ДОСЛІДЖЕННЯ МОДЕЛЕЙ ТА КОМПОНЕНТІВ БІЗНЕС ЛОГІКИ У МІЖЛАТФОРМЕНІЙ МОБІЛЬНІЙ РОЗРОБЦІ	511



International Science Group
ISG-KONF.COM

XI

**INTERNATIONAL SCIENTIFIC
AND PRACTICAL CONFERENCE
"ACTUAL PROBLEMS OF LEARNING AND TEACHING
METHODS"**

Vienna, Austria
December 06 - 09, 2022

ISBN 979-8-88831-929-1

DOI 10.46299/ISG.2022.2.11

Отже, на сьогоднішній момент розробка комп'ютерного додатку, що реалізовуватиме можливість аналізу епідеміологічної ситуації в регіоні та буде брати до уваги стан не тільки поточної епідеміологічної ситуації, а також і тої, що їй передувала, є актуальною.

Метою роботи є розробка експертної системи визначення рівня епідеміологічної небезпеки із використанням нейромережевих технологій.

Даний програмний продукт виконує наступні функції:

- параметризована побудова вхідних моделей за розмірністю кількості параметрів епохи та кількості епох; параметризована побудова вихідних моделей за розмірністю кількості можливих висновків експертної системи;
- генерація архітектури нейронної мережі згідно параметрів вхідних та вихідних моделей;
- одержання від користувача атрибутів для кожного з параметрів вхідної моделі (назви параметрів, одиниці виміру параметрів, типи даних параметрів) та вихідної моделі (назви можливих висновків);
- використання бази даних для збереження та відтворення параметрів роботи експертної системи у вигляді параметрів вхідної моделі, параметрів вихідної моделі та їх атрибутів;
- одержання від користувача значень параметрів вхідної та вихідної моделі (значень назви параметрів, одиниць виміру параметрів, типів даних параметрів та назв епох);
- одержання від користувача значень параметрів тестового випадку (значень назви параметрів, одиниць виміру параметрів, типів даних параметрів та назв епох);
- формування експертного висновку нейромережею, який містить прогнозований варіант для тестового випадку та оцінки кожного з можливих варіантів.

Для вирішення поставленої задачі, вхідними даними експертної системи визначення рівня епідеміологічної небезпеки за часовими показниками є:

- назви параметрів;
 - одиниці виміру параметрів;
 - тип даних параметрів;
 - назви епох;
 - назви можливих висновків.
- Вихідними даними експертної системи є:
- прогнозований варіант;
 - оцінка кожного з можливих варіантів.

Функцією системи є також можливість створювати навчальні моделі з різною кількістю вхідних параметрів та епох, а при створенні вхідних параметрів

ЕКСПЕРТНА СИСТЕМА ВИЗНАЧЕННЯ РІВНЯ ЕПІДЕМІОЛОГІЧНОЇ НЕБЕЗПЕКИ ЗА ЧАСОВИМИ ПОКАЗНИКАМИ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Овчарук Олександр Миколайович,
студент
Хмельницький національний університет

Мазурець Олександр Вікторович,
к.т.н., доцент
Хмельницький національний університет

Молчанова Анна Любомирівна,
студент
Хмельницький національний університет

Собко Олена Віталіївна,
викладач Кафедри комп'ютерних наук
Хмельницький національний університет

Молчанова Марина Олексіївна,
викладач Кафедри комп'ютерних наук
Хмельницький національний університет

Інфекційні захворювання і їх здатність до масового поширення є причиною виникнення епідемій, а основним засобом запобігання поширенню інфекції є впровадження карантинних обмежень [1]. Якщо на території діє адаптивний карантин, то це дозволяє впроваджувати один з видів карантинних обмежень, в залежності від епідеміологічної ситуації в регіоні, а визначення стану епідеміологічної ситуації в регіоні відбувається по висновку головного санепідеміолога [2].

При формуванні експертного рішення враховується велика кількість параметрів, зібраних за великий період часу, зокрема наявність ліжок з підведеним киснем, кількість вільних та зайнятих лікарняних ліжок, прогрес захворюваності тощо. Тому умовах значної кількості вхідних параметрів При формуванні експертного рішення внаслідок їх постійного оновлення та значних термінів, потрібних для аналізу, актуальною є розробка експертної системи визначення рівня епідеміологічної небезпеки [3]. Отже, на сьогоднішній момент розробка комп'ютерного додатку, що реалізовуватиме можливість аналізу епідеміологічної ситуації в регіоні та буде брати до уваги стан не тільки поточної епідеміологічної ситуації, а також і тої, що їй передувала, є актуальною.

формування списків вхідної та вихідної моделі закінчується генерація архітектури нейронної мережі.

На етапі роботи з базою даних системизначається типологія параметрів вхідної моделі. Де кожному з списку параметрів має бути присвоєна назва, одиниці виміру та тип. Для елементів списку епохзначаються їхні назви. У результаті чого відбувається заповнення БД відповідною інформацією.

Після формування архітектури вхідних та вихідних моделей відбувається генерація та заповнення вхідними значеннями навчальних вибірок. Розмірності навчальних вибірокзначаються відповідно до кількості епох та кількості їхніх параметрів. Значення що вводяться в навчальну вибірку відповідатимуть значенню кожного з параметрів вибраного з кожної епохи. Також при формуванні навчальної вибірки вказується відповідний експертний висновок. У результаті сформуються навчальні вибірки заповненні конкретними значеннями із вказаними експертними рішеннями. Список створених навчальних вибірок подається на входи нейронної мережі після чого проводиться її навчання.

Після закінчення навчання експертної системи необхідно заповнити тестову вибірку відповідними значеннями, архітектура тестової вибірки відповідає параметрам вхідної моделі. Після введення значень тестового випадку проводиться його розпізнавання у результаті чого формується відповідний експертний висновок у якомузначається прогнозований варіант та оцінка інших можливих варіантів.

Реалізація розробленої інформаційної технології дозволить проводити визначення рівня епідеміологічної безпеки в умовах адаптивного карантину.

Взаємозв'язок компонентів експертної системи визначення рівня епідеміологічної безпеки продемонстровано на Figure 2. Розроблена структура компонентів інформаційної системи визначення рівня епідеміологічної безпеки дозволяє забезпечити логічний взаємозв'язок елементів експертної системи.

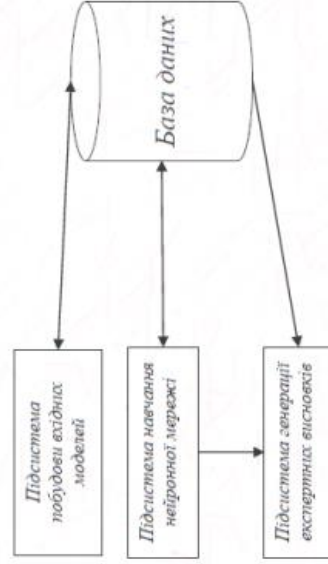


Figure 2. Структура компонентів експертної системи визначення рівня епідеміологічної безпеки за часовими показниками

надавати можливість вказувати їхні одиниці виміру та тип; за цими параметрами необхідно надати користувачеві можливість створювати навчальні вибірки. Також слід забезпечити можливість формування експертного висновку з рекомендацією найбільш вірогідного результату, що особливо актуально для визначення рівня епідеміологічної ситуації у локальних межах в умовах адаптивного карантину. Такий підхід дозволяє врахувати те, що для визначення рівня епідеміологічної безпеки слід брати до уваги не тільки поточний стан справ, а й ситуацію, що йому передувала, а також є доцільним при прийнятті рішень керуватись даними розвитку подій за аналогічних ситуацій.

Інформаційна технологія [4, 5] для створення експертної системи визначення рівня епідеміологічної безпеки зображена на Figure 1.

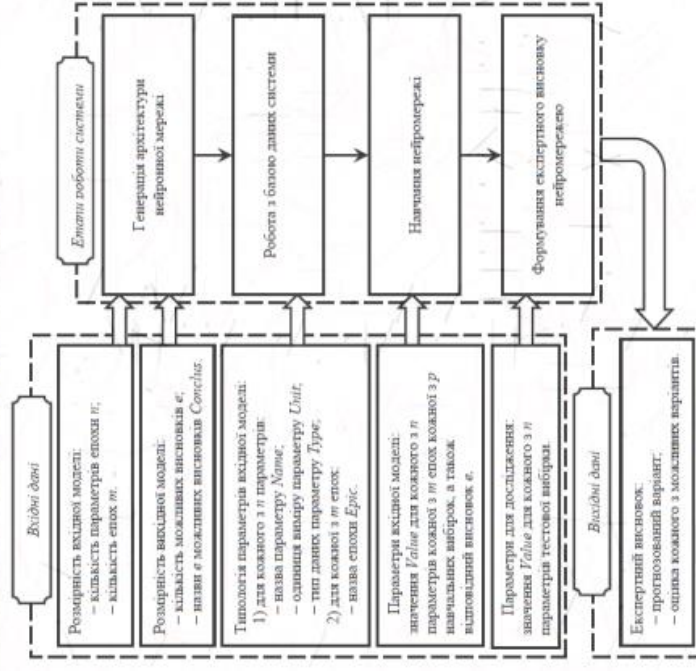


Figure 1. Схема інформаційної технології для створення експертної системи визначення рівня епідеміологічної безпеки за часовими показниками

Розмірності вхідних та вихідних моделей використовуються нейронною мережею для генерації своєї архітектури. При створенні вхідної моделі потрібно формувати списки епох та списки їхніх параметрів, для чого кожному параметру потрібно зазначити його атрибуту (назви параметрів, одиниці виміру параметрів, типи даних параметрів). Вибір типу даних параметру буде випливати на одиниці у яких потрібно буде його вводити. Формування вихідної моделі відбувається на основі кількості можливих висновків експертної системи. Після закінчення

На основі сформованої архітектури вхідної моделі відбувається генерування відповідної їй архітектури нейронної мережі.

В модулі «Навчання» виконується формування навчальних вибірок, які мають архітектуру розроблену в попередньому модулі та використовуються нейронною мережею, як вхідні параметри. На основі їхніх значень відбувається навчання нейронної мережі (Figure 5).

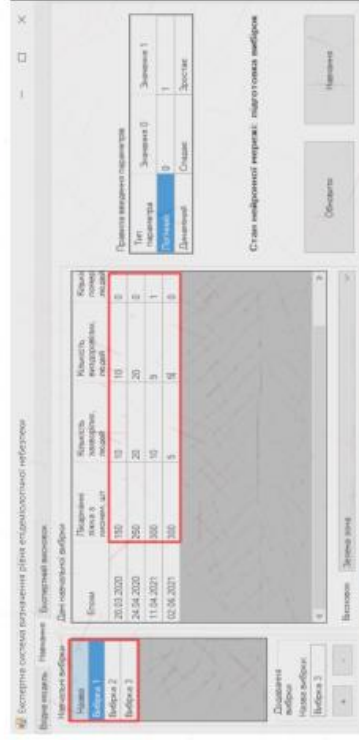


Figure 5. Формування та заповнення навчальних вибірок

Коли формування навчальних вибірок закінчене можна розпочинати навчання нейронної мережі, для цього потрібно натиснути на кнопку «Навчання». Процес навчання продовжуватиметься до тих пір поки значення на всіх вихідних нейронах не досягне оптимального значення.

Модуль «Експертний висновок» призначений для аналізу тестової ситуації та видачі самого імовірного експертного заключення. Дані тестової ситуації подаються на входи навченої нейронної мережі, після чого вона видає значення виходу з найбільшою імовірністю, як прогнозований експертний висновок (Figure 6).

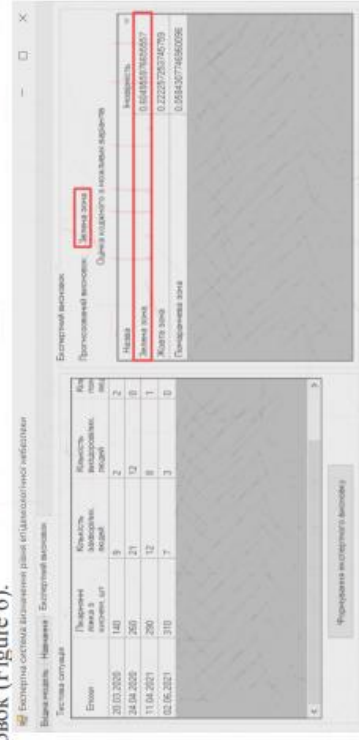


Figure 6. Отримання експертного висновку

Для збереження даних експертною системою було спроектовано та розроблено відповідну базу даних, датована модель якої зображена на Figure 3 й містить таблиці: ParameterValues, Epoch, Results, TrainingSamples, DataTypes та Parameters. Таблиця ParameterValues призначена для зберігання значень параметрів вхідної моделі.

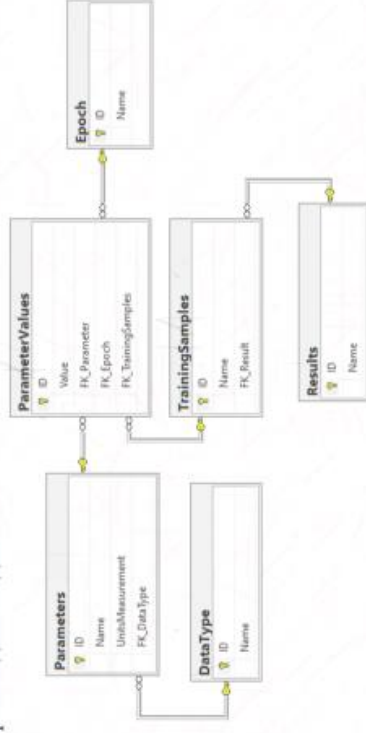


Figure 3. Датована модель БД експертної системи визначення рівня епідеміологічної небезпеки за часовими показниками

Модуль експертної системи визначення рівня епідеміологічної небезпеки «Вхідна модель» призначений для формування архітектури вхідних даних нейронної мережі. Після відкриття в програмі відповідної закладки потрібно виконати заповнення представлених на ній списків. Значення даних списків відповідають за формування моделі вхідних даних (Figure 4).



Figure 4. Списки вхідних параметрів нейронної мережі в модулі експертної системи визначення рівня епідеміологічної небезпеки

Розроблена експертна система визначення рівня епідеміологічної небезпеки за часовими показниками призначена для визначення рівня епідеміологічної ситуації у локальних межах в умовах адаптивного карантину із використанням нейромережевих технологій. Експертна система визначення рівня епідеміологічної небезпеки за часовими показниками дозволяє створювати навчальні моделі з різною кількістю входних параметрів та епох, при створенні входних параметрів надаючи можливість вказувати їхні одиниці виміру та тип, й здійснювати формування експертного висновку з рекомендацією найбільш вірогідного результату.

Запропонований у роботі підхід, втілений у вигляді розробленої експертної системи визначення рівня епідеміологічної небезпеки за часовими показниками, дозволяє врахувати те, що для визначення рівня епідеміологічної небезпеки слід врахувати не тільки поточний стан справ, а й ситуацію, що йому передувала, а також є доцільним при прийнятті рішень керуватись даними розвитку подій за аналогічних ситуацій.

Список літератури:

1. Як виникають і поширюються інфекційні захворювання. URL: <http://sepi.multycourse.com.ua/ua/page/15/53>
2. Інфекційні хвороби. Навчальний посібник / О.В. Рябоконт, Т.С. Онщенко, Ю.Ю. Рябоконт – Запоріжжя, 2015. – 11 с.
3. Система моніторингу поширення епідемії коронавірусу. URL: <https://covid19.tbvo.gov.ua/>
4. Овчарук О. М., Мазурець О. В. Метод фасеткового доропізнавального перетворення зображень для нейромережевого розпізнавання. Збірник наукових праць за матеріалами XII Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2020» – Хмельницький, 2020. – С.203-208.
5. Молчанова М. О., Собко О. В., Блажук В. Д., Овчарук О. М., Мазурець О. В. Інформаційна технологія визначення рівня епідеміологічної небезпеки з урахуванням попередньої динаміки. Proceedings of the XXV International Scientific and Practical Conference. Athens, Greece. 2022. Pp. 497-500.

Додаток Г

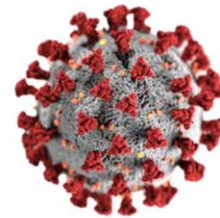
Презентаційний матеріал

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

МЕТОДИ ТА ЗАСОБИ ВИЗНАЧЕННЯ РІВНЯ ЕПІДЕМІОЛОГІЧНОЇ НЕБЕЗПЕКИ ЗАСОБАМИ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО МОДЕЛЮВАННЯ

Виконав:
студент 2 курсу, група КНм-21-1
Овчарук Олександр Миколайович

Керівник:
к.т.н., доцент кафедри КН
Мазурець Олександр Вікторович



Мета роботи

Мета кваліфікаційної роботи магістра – вирішення задачі визначення рівня епідеміологічної небезпеки, для чого слід розробити метод автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання та метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром, а також необхідні відповідні програмні засоби.

При цьому, метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром має бути складовою методу автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання.



Задачі дослідження

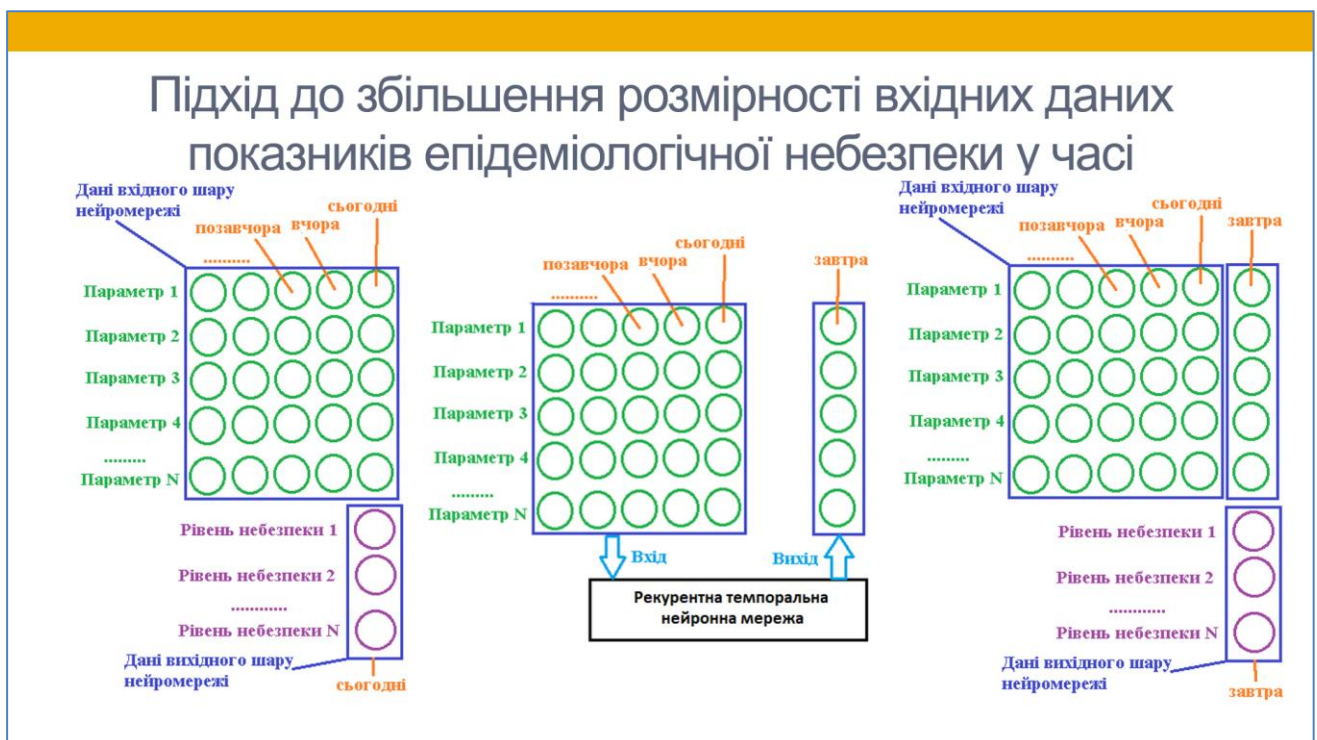
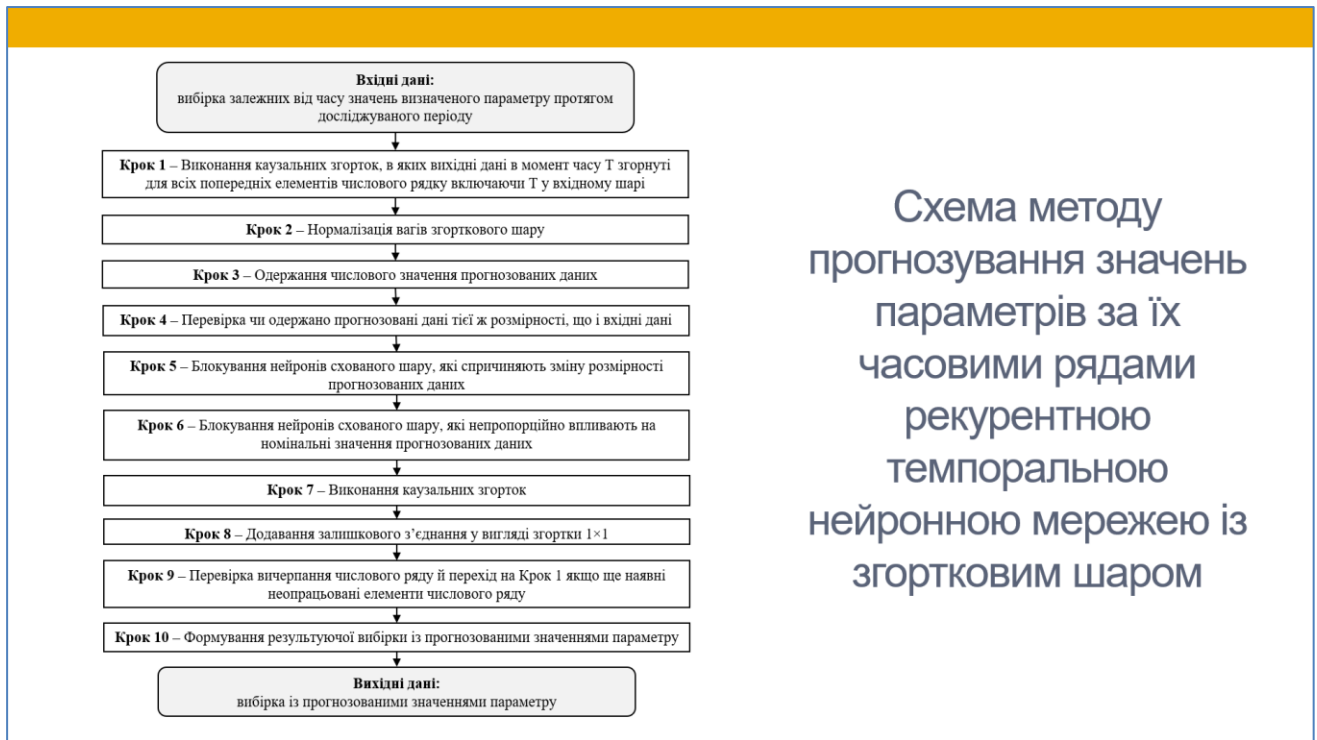
Для досягнення поставленої мети визначення рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання потрібно розв'язати наступні **задачі дослідження**:

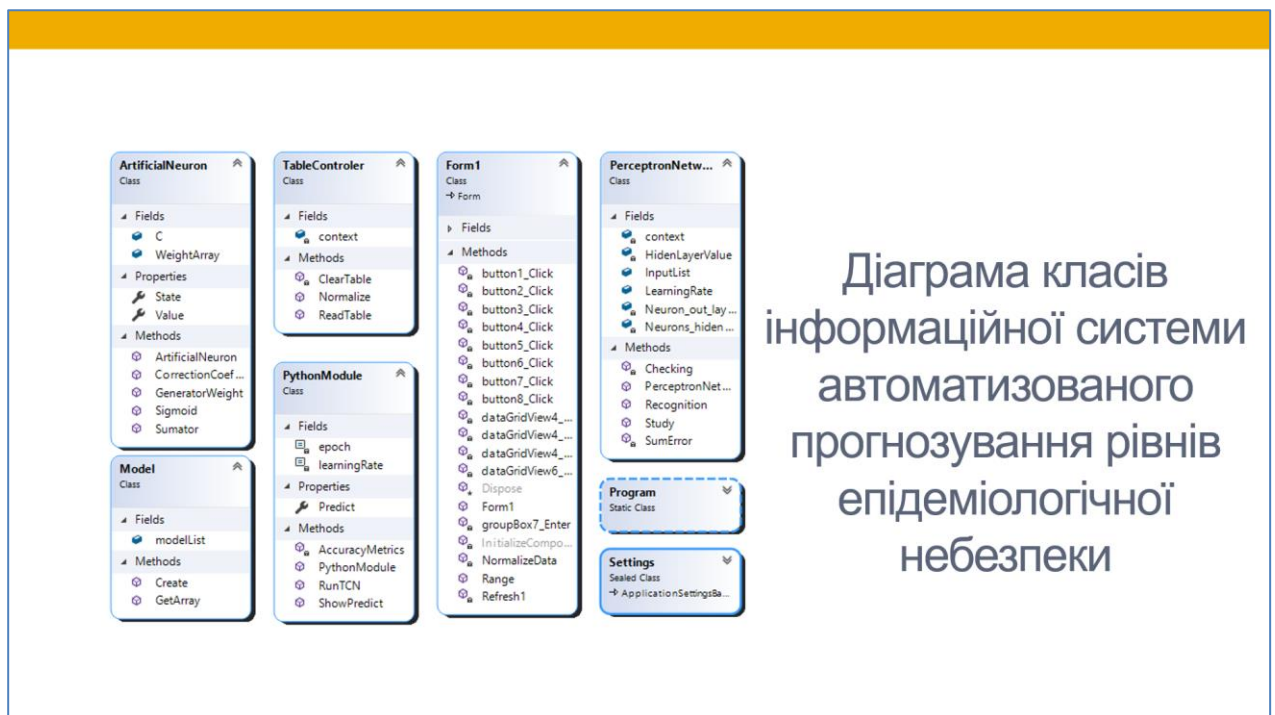
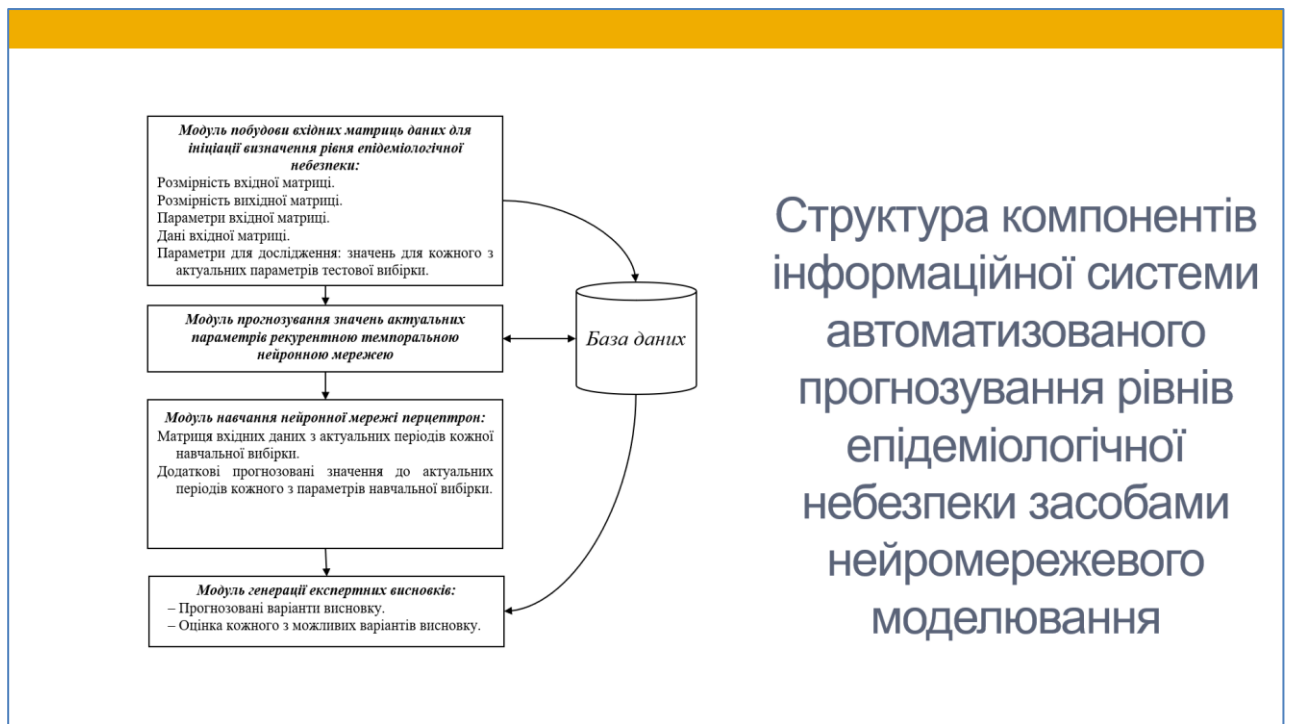
- ✓ Провести аналіз предметної області, математичних моделей, існуючого програмного забезпечення та нейромережевих моделей, що застосовуються для прогнозування епідеміологічної ситуації.
- ✓ Вдосконалити метод автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання.
- ✓ Вдосконалити метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром.
- ✓ Розробити прикладну інформаційну систему автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання.
- ✓ Провести прикладне дослідження ефективності методу автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання та методу прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром.



Схема методу
автоматизованого
прогнозування рівня
епідеміологічної
небезпеки засобами
нейромережевого
моделювання



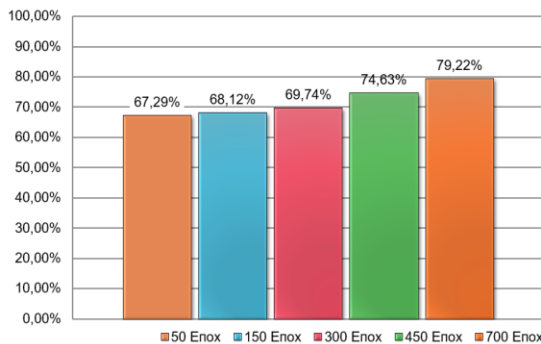




Інформаційна система прийняття рішень на базі нейромережі із еволюційним алгоритмом навчання

The screenshots illustrate the workflow of the decision support system:

- Formulation of epidemic parameters:** Users input various parameters such as the number of new infections, deaths, and recoveries.
- Data entry and model selection:** Users enter historical data and select the neural network model to use for prediction.
- Forecasting and risk assessment:** The system generates a forecast table and evaluates the risk level based on the current situation.



Проведене дослідження встановило, що за охоплення аналізом 50 вибірок актуальних параметрів протягом досліджуваного періоду точність прогнозування склала 67,29%, а за охоплення аналізом 700 вибірок актуальних параметрів протягом досліджуваного періоду точність прогнозування збільшилась до 79,22%.

Дослідження ефективності методу автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання

Положення новизни та інновації

- ✓ **Вдосконалено метод автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання**, який дозволяє за вхідними даними вибірок актуальних параметрів протягом досліджуваного періоду одержувати вихідні дані у вигляді результуючого експертного висновку який містить прогнозовані варіанти рівня епідеміологічної небезпеки й оцінки кожного із них, й відрізняється від існуючих методів тим, що дає можливість використовувати змінну кількість актуальних параметрів та досліджуваних періодів спостережень й застосовує метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром для формування додаткових вхідних даних у вигляді додаткової вибірки із прогнозованими значеннями параметрів для підвищення точності визначення рівня епідеміологічної небезпеки.
- ✓ **Вдосконалено метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром**, який дозволяє за вхідними даними у вигляді вибірки залежних від часу значень визначеного параметру протягом досліджуваного періоду одержувати вихідні дані у вигляді вибірки із прогнозованими значеннями параметру для подальшого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання, й відрізняється від існуючих методів тим, що використовує для прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентну темпоральну нейронну мережу із одним згортковим шаром.

Загальні висновки

Кваліфікаційна робота магістра розв'язує науково-технічну задачу автоматизації визначення рівня епідеміологічної небезпеки, для чого розроблено метод автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання та метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром, а також необхідні відповідні програмні засоби.

За результатом виконання роботи були поставлені й *вирішені наступні завдання*:

1. Проведено аналіз предметної області, математичних моделей, існуючого програмного забезпечення та нейромережевих моделей, що застосовуються для прогнозування епідеміологічної ситуації.
2. Вдосконалено метод автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання.
3. Вдосконалено метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром.
4. Розроблено прикладну інформаційну систему автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання.
5. Проведено прикладне дослідження ефективності методу автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання та методу прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром.

Ім'я користувача:
Кафедра КН

Дата перевірки:
10.12.2022 05:55:46 EET

Дата звіту:
10.12.2022 05:58:27 EET

ID перевірки:
1013263966

Тип перевірки:
Doc vs Internet + Library

ID користувача:
100005671

Назва документа: КНм-21-1_Овчарук

Кількість сторінок: 85 Кількість слів: 13625 Кількість символів: 110218 Розмір файлу: 2.12 MB ID файлу: 1013021997

Виявлено модифікації тексту (можуть впливати на відсоток схожості)

7.54%
Схожість

Найбільша схожість: 2.63% з джерелом з Бібліотеки (ID файлу: 1008318499)

3.23% Джерела з Інтернету

84

Сторінка 87

5.99% Джерела з Бібліотеки

154

Сторінка 88

0% Цитат

Вилучення цитат вимкнене

Вилучення списку бібліографічних посилань вимкнене

0%
Вилучень

Немає вилучених джерел

Модифікації

Виявлено модифікації тексту. Детальна інформація доступна в онлайн-звіті.

Замінені символи

14

Підозріле форматування

26
сторінок

Anti-Plagiarism v-15.257

Максимальне співпадіння з одним документом 2.0%

Словники перевірки: en_US, ru_RU, ua_UA. Помилки в документах: 15%

ID: 109307 Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА на тему Методи та засоби визначення рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання Додано в БД: 2022-12-10 Автора: О.М. Овчарук Керівники: О.В. Мазурець Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	96028	1247	3223 (3%)	47 (4%)

Джерело плагіату

ID	Опис	Наявність плагіату в документі	
		Символи	Лексеми

РІШЕННЯ ЕКСПЕРНОЇ КОМІСІЇ
КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК
ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ МАГІСТРА ДО ЗАХИСТУ
ЗА РЕЗУЛЬТАТАМИ АНАЛІЗУ ЗВІТУ ПОДІБНОСТІ

Підтверджуємо ознайомлення з результатом звіту подібності щодо роботи, генерованою системою виявлення текстових збігів/ідентичності/схожості:

Назва: Методи та засоби визначення рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання

Автор: Овчарук Олександр Миколайович

Спеціальність: 122 – Комп'ютерні науки

Освітня програма: освітньо-професійна

Науковий керівник: .к.т.н., доцент каф. КН Мазурець Олександр Вікторович

Після аналізу звіту подібності зроблено такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом. Робота приймається до захисту.	відповідає
2	Виявлені запозичення не є плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована. Відкоригований варіант має бути поданий на кафедру за 2 дні до захисту, разом із заявою щодо самостійності виконання письмової роботи та ідентичності друкованої та електронної версії роботи	—
3	Виявлені запозичення не є плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. В зв'язку з цим мета роботи та поставлені завдання не були досягнені. Робота може бути допущена до захисту (наступного року) після того як буде відкоригована та допрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	—
4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	—

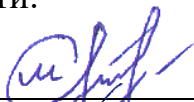
Підтвердження:

Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом, оскільки:

- 1) За програмою Anti-Plagiarism виявлені 3%, які є фрагментарними, не більше 2% на джерело – містять поширені конструкції, загальновідомі терміни та визначення.
- 2) За програмою UNICHECK виявлені 7,54%, які є фрагментарними, не більше 2,63% на джерело – містять поширені конструкції, загальновідомі терміни та визначення.

Сумарний обсяг всіх запозичень, визначений системою виявлення збігів/ідентичності/схожості, складає 3% і 7,54% відповідно, що, з урахуванням наведених обґрунтувань, відповідає характеру наукового дослідження і свідчить на користь кваліфікаційної роботи.

Керівник роботи



Олександр Мазурець

Гарант ОП



Руслан Багрій

Завідувач кафедри КН



Олександр Бармак



ВІДГУК ОПОНЕНТА

на кваліфікаційну роботу магістра

гр. КНм-21-1 Овчарука Олександра Миколайовича за темою: Методи та засоби визначення рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання

1. Актуальність обраної теми

Нові інфекційні захворювання становлять дедалі більшу загрозу для населення. Швидка глобалізація суспільства спричинила підвищення мобільності населення та активізацію світової торгівлі. В таких умовах сплески інфекційних захворювань, що виникають в самих віддалених частинах світу, можуть швидко поширюватися на міста та регіони, наражаючи на ризик зараження великі групи населення. Тому, реалізація методу та засобів визначення рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання є актуальною та перспективною темою досліджень, оскільки за його допомогою можна убезпечити населення від прогнозованих хвороб або ж значно зменшити рівень їх розповсюдження.

2. Відповідність роботи предметній області спеціальності 122 Комп'ютерні науки та загальним вимогам до наукових робіт

Обрана автором тема, а саме створення методу та засобів визначення рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання, в межах якої реалізовані поставлені задачі, повною мірою відповідає предметній області спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» та вимогам до кваліфікаційної роботи магістра.

3. Повнота розкриття мети та завдань дослідження

В роботі повністю розкрито мету дослідження та поставленні в межах теми завдання дослідження.

4. Наявність наукової новизни

В кваліфікаційній роботі було продемонстровано наукову новизну та інновації, що повною мірою відповідають спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» в межах обраної області дослідження. В результаті виконання роботи були отримані такі інновації й положення наукової новизни, а саме: вдосконалено метод автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання, який дозволяє за вхідними даними вибірок актуальних параметрів протягом досліджуваного періоду

одержувати вихідні дані у вигляді результуючого експертного висновку, вдосконалено метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром.

Зміст кожного розділу роботи

Кваліфікаційна робота магістра містить чотири розділи, в першому автор розкриває сучасний стан визначення показників рівня епідеміологічної небезпеки методами штучного інтелекту, в другому було реалізовано методи для визначення рівня епідеміологічної небезпеки методами штучного інтелекту, третій розділ присвячено реалізації відповідної інформаційної системи на базі вищезгаданого методу та в четвертому розділі було проведено дослідження ефективності методу автоматизовано прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання.

5. Ступінь розкриття теми роботи

Автор кваліфікаційної роботи магістра повною мірою, на високому рівні розкриває тему обраного дослідження, провівши аналіз його актуальності та існуючих досліджень в обраній галузі. Поставлені задачі виконано, проведено аналіз отриманого в результаті роботи прикладного застосування.

6. Якість оформлення кваліфікаційної роботи

Робота виконана відповідно до необхідних норм та вимог, які ставляться до оформлення кваліфікаційних робіт.

7. Недоліки кваліфікаційної роботи

У роботі не зустрічаються суттєві недоліки. Рекомендовано оновити перелік скорочень, адже деяка термінологія, що зустрічається в тексті не зазначена.

8. Загальний висновок (допускається чи не допускається до захисту), якої оцінки заслуговує кваліфікаційна робота

Враховуючи рівень виконання та забезпечення усіх необхідних вимог, робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка відмінно.

Опонент  д.т.н., проф. каф.КІСП Мартинюк Валерій Володимирович



**ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА
на кваліфікаційну роботу магістра**

гр. КНм-21-1 Овчарука Олександра Миколайовича за темою: *Методи та засоби визначення рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання*

1. Актуальність теми

В роботі досліджується один з напрямків штучного інтелекту, що може бути застосований в області досліджень інфекційних хвороб та передбачення їх поширення. Задачею кваліфікаційної роботи магістра є реалізація методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму. Реалізація такого методу та прикладного застосування на його основі є актуальною та перспективною темою досліджень, оскільки результати роботи можна застосувати на користь суспільства, цим убезпечивши його від прогнозованих хвороб або ж значно зменшити рівень їх розповсюдження.

2. Відповідність роботи предметній області спеціальності 122 Комп'ютерні науки та загальним вимогам до наукових робіт

Тема реалізації методу та засобів визначення рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання, в межах якої реалізовані поставлені задачі, повною мірою відповідає предметній області спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» та вимогам до кваліфікаційної роботи магістра.

3. Професійні та особистісні якості магістранта

Виконуючи кваліфікаційну роботу Овчарук Олександр Миколайович проявив себе як відповідальний, кваліфікований та старанний студент. Усі поставлені задачі дослідження виконував вчасно та на високому рівні. Студент проявив достатні знання та навички для одержання успішного результату компетентності знання та навички.

4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи

Отримані результати виконання кваліфікаційної роботи бакалавра є наслідком особистої діяльності студента. Новизна та інновації, досягнені студентом під час виконання завдань дослідження дозволяють вдосконалити існуючі методи в галузі методу стохастичного навчання нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму.

5. Наукова новизна та оригінальність запропонованих підходів

В кваліфікаційній роботі міститься наукова новизна та інновації. Зокрема вдосконалено метод автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки

засобами нейромережевого моделювання, який дозволяє за вхідними даними вибірок актуальних параметрів протягом досліджуваного періоду одержувати вихідні дані у вигляді результуючого експертного висновку, вдосконалено метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром.

6. Ступінь оволодіння методами дослідження

Магістрант Овчарук Олександр Миколайович виявив високий ступінь оволодіння необхідними методами дослідження.

7. Повнота та якість розкриття теми роботи

Тема роботи в повній мірі обґрунтована й розкрита, проведено аналіз актуальності та відомих досліджень в межах обраної теми, поставлені завдання у роботі виконані, а також проведено аналіз результатів прикладного застосування методу визначення рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання.

8. Логічність, послідовність, аргументованість, літературна грамотність викладу матеріалу

Структура роботи й послідовність викладення логічні та відповідні поставленій меті. Викладення матеріалу грамотне та виявляє високий ступінь відповідності стилю.

9. Можливість практичного застосування кваліфікаційної роботи, окремих її частин

Було створено інформаційну систему визначення рівня епідеміологічної небезпеки засобами нейромережевого моделювання, яка є прикладною програмною реалізацією відповідного методу. Проведені дослідження встановили, що збільшення кількості досліджуваних епох у вигляді вибірок параметрів за максимально можливий попередній діапазон призводить до відповідного підвищення точності прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки. Так, за охоплення аналізом 50 вибірок актуальних параметрів протягом досліджуваного періоду точність прогнозування склала 67.29%, а за охоплення аналізом 700 вибірок актуальних параметрів протягом досліджуваного періоду точність прогнозування збільшилась до 79.22%.

10. Висновок про можливість допуску кваліфікаційної роботи до захисту, на яку оцінку заслуговує робота

Враховуючи високий рівень виконання та забезпечення усіх необхідних вимог, робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка відмінно.

Науковий керівник _____

к.т.н., доцент каф. КН Мазурець Олександр Вікторович