

ОВЧАРУК ОЛЕКСАНДР

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0009-0008-3815-0035>e-mail: off4aruk@gmail.com**МАЗУРЕЦЬ ОЛЕКСАНДР**

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0000-0002-8900-0650>e-mail: exe.chong@gmail.com**СОБКО ОЛЕНА**

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0000-0001-5371-5788>e-mail: olena.sobko.ua@gmail.com**МОЛЧАНОВА МАРИНА**

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0000-0001-9810-936X>e-mail: m.o.molchanova@gmail.com**КЛИМЕНКО ВАЛЕРІЯ**

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0000-0001-5869-4269>e-mail: ler.klimenko.8@gmail.com

ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ПРОГНОЗУВАННЯ РІВНЯ ЕПІДЕМІОЛОГІЧНОЇ НЕБЕЗПЕКИ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО МОДЕЛЮВАННЯ

Стаття присвячена розв'язанню задачі визначення рівня епідеміологічної небезпеки, для чого розроблено інформаційну технологію прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки, метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром як складову інформаційної технології, та відповідну програмну систему.

OVCHARUK OLEKSANDR, MAZURETS OLEKSANDR,
SOBKO OLENA, MOLCHANOVA MARYNA, KLIMENKO VALERIYA
Khmelnyskyi National University

INFORMATION TECHNOLOGY FOR PREDICTING THE LEVEL OF EPIDEMIOLOGICAL DANGER USING NEURONET MODELING

The problem of epidemiological risk is that infectious diseases can spread rapidly among the population through person-to-person contact, airborne infection, ingestion of food or water, mosquitoes, and other vectors. Increased mobility and globalization are contributing to the rapid spread of infections around the world. The danger of epidemics lies in their impact on public health and socio-economic systems. Large epidemics can have a significant impact on society, causing high mortality, significant economic losses, disruption of production and trade, and social instability. To combat the epidemiological threat, it is necessary to develop strong systems of epidemiological surveillance, rapid response and disease control.

The article is devoted to solving the problem of determining the level of epidemiological danger, for which information technology of forecasting the level of epidemiological danger, a method of forecasting parameter values by their time series using a recurrent temporal neural network with a convolutional layer as a component of information technology, and a corresponding software system have been developed. In addition, the article describes the corresponding software system that implements the developed information technology. This system allows users to obtain predictions about the level of epidemiological danger based on entered data on parameters related to epidemiology. It can be useful for organizations involved in the control and forecasting of epidemic diseases, as well as for government structures and medical institutions. The developed information technology and the corresponding software system can contribute to the improvement of forecasting of epidemiological danger, which allows making more informed decisions regarding the prevention and control of epidemic diseases.

Keywords: epidemiological danger recurrent temporal neural network, predicting the level of epidemiological danger, prediction of diseases.

Постановка проблеми

Нові інфекційні захворювання становлять дедалі більшу загрозу для населення. Висока мобільність населення та збільшена світова торгівля, що є наслідком швидкої глобалізації, сприяють цьому явищу [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. Разом із змінами клімату та зростанням господарської діяльності людини, наростають ризики поширення патогенних мікроорганізмів у прилеглих регіони [2]. В таких умовах важливе значення має моніторинг та прогнозування епідемій у режимі реального часу, що надає можливість передбачати географічне поширення захворювання та прогнозувати кількість нових випадків, а також дозволяє запроваджувати превентивні заходи для здолання епідемій.

Прогнозування дозволяє визначити ймовірність виникнення захворювання, його масштаби та наслідки. Головною метою епідеміологічного прогнозування є попередження виникнення інфекційних захворювань, зменшення загальної кількості хворих та мінімізація соціально-економічних наслідків, що виникають у зв'язку з епідеміями [3, 4].

Аналіз останніх джерел

Системи що застосовуються для прогнозування епідеміологічної ситуації, мають три основних компоненти, а саме: епідеміологічний нагляд за захворюваннями; моделювання ризику виникнення захворювання на основі даних, що були зібрані за увесь період існування захворювання; прогнозування майбутнього ризику шляхом використання прогностичних моделей та постійного епідеміологічного спостереження [5].

Прогнозування захворювань включає також моделювання. Моделювання епідеміологічних процесів може використовувати як статистичний, так і біологічний підхід [6]. Статистичний підхід потребує вибірки з якомога ширшого діапазону даних. Прогнози, що випливають з даного підходу, роблять припущення, що майбутнє буде таким самим як і минуле, тобто зв'язки між даними вже встановлені і вони будуть зберігатися в майбутньому. Біологічний підхід до моделювання епідемії вимагає детальної інформації про різні параметри та змінні, які вважаються важливими для захворювання. Прогнози, що випливають із цього підходу можуть враховувати вплив змін навколишнього середовища, або неочікувану зміну одного або декількох з параметрів (тобто мають місце мутації). Реальні причини багатьох захворювань полягають у взаємодії внутрішніх і зовнішніх факторів, що сприяють їх появі. До внутрішніх факторів належать індивідуальна сприйнятливість, інфекція, імунітет тощо, які змінюються в результаті процесів передачі хвороби. Часто зовнішні фактори включають елементи, пов'язані з кліматичними умовами, погодою та екологічною ситуацією [7].

За часовим горизонтом прогнози системи раннього оповіщення поділяються на короткострокові та довгострокові [8]. Короткострокові прогнози виконуються для прогнозування на період до одного року. Хоча короткострокові прогнози можуть надавати точну інформацію про час та місце виникнення спалахів, їх головний недолік полягає у тому, що залишається обмежений проміжок часу для їх запобігання. Довгострокові прогнози проводяться на період від п'яти років. У порівнянні з короткостроковими прогнозами, довгострокові прогнози можуть бути менш точними, 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.

Звітні СРО надають лабораторно підтвержені звіти щодо спалахів нових захворювань. Більшість таких систем є частиною міжнародної системи ВООЗ. За допомогою звітних СРО можна проводити прогнозування епідеміологічної ситуації не тільки для конкретних регіонів, а й для цілих країн. Серед прикладів систем, що займаються моніторингом та передбаченням спалахів захворювань, можна вказати такі: SentiWeb, ProMed, Pacific Network, тощо.

В основі сучасного математичного моделювання епідемії закладено принцип експоненційного зростання кількості хворих. Це означає, що кількість хворих з часом поступово збільшується пропорційно до певного коефіцієнта, який є константою і розраховується для кожної окремої хвороби. Однією з найпоширеніших моделей є модель SIR та її модифікації (SI, SIS, SEI, SIRS, SEIS, SEIR, SEIRS, MSIR, MSEIR, MSEIRS, LISEIR) [9]. За допомогою SIR моделі розраховується теоретична кількість людей, інфікованих інфекційним захворюванням, у закритій популяції протягом певного часового відрізка.

Таким чином, огляд сфери прогнозування епідеміологічної ситуації показав, що на сьогоднішній день актуальним є розвиток систем раннього оповіщення в епідеміологічній сфері, зокрема автоматизованого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки.

Метою роботи є: вирішення задачі визначення рівня епідеміологічної небезпеки. Для вирішення задачі слід розробити інформаційну технологію прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки, метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром як складовою інформаційної технології та відповідну програмну систему для дослідження ефективності запропонованих рішень.

Виклад основного матеріалу

Інформаційна технологія, яка використовується для прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки, дозволяє за допомогою вхідних даних про актуальні параметри протягом досліджуваного періоду отримувати вихідні дані у вигляді експертного висновку. Цей висновок містить прогнозовані варіанти рівня епідеміологічної небезпеки та оцінки для кожного з них. При цьому, можна розширити вибірку актуальних параметрів шляхом збільшення розмірності вхідних даних показників епідеміологічної небезпеки у часі. Для цього використано рекурентну темпоральну нейронну мережу із згортковим шаром, яка надає змогу здійснювати прогноз значень параметрів за їх часовими рядами для формування додаткових вхідних даних у вигляді додаткової вибірки із прогнозованими значеннями параметрів для підвищення точності прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки.

У даній роботі використовується підхід до розширення розмірності вхідних даних показників епідеміологічної небезпеки у часі за допомогою використання прогнозованих параметрів рекурентної темпоральної нейронної мережі, що дозволяє за вхідними даними вибірок актуальних параметрів протягом досліджуваного періоду одержати вихідні дані у вигляді результуючого експертного висновку, який включає прогнозовані варіанти рівня епідеміологічної небезпеки та оцінки для кожного з них.

На Рис. 1 зображено схему етапів реалізації інформаційної технології прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки. Першим етапом інформаційної технології є формування структури згорткової нейронної мережі. Структура нейронної мережі залежить від значень вхідної та вихідної матриці. Для створення вхідної матриці потрібно отримати значення для списків періодів та їхні актуальні параметри. Для формування списків періодів необхідно вказати їхні назви. Для створення актуальних параметрів потрібно вказати їхні назви, одиниці вимірювання та їхній тип. Списки періодів та актуальних параметрів будуть формуватися відповідно до кількості введених періодів та параметрів. Для створення вихідної матриці потрібно вказати актуальні висновки, для ініціалізації яких потрібно отримати їхні назви. Після підрахунку кількості актуальних висновків здійснюється створення вихідної матриці. У результаті успішного закінчення формування вхідної та вихідної матриці виконується формування структури згорткової нейронної мережі.

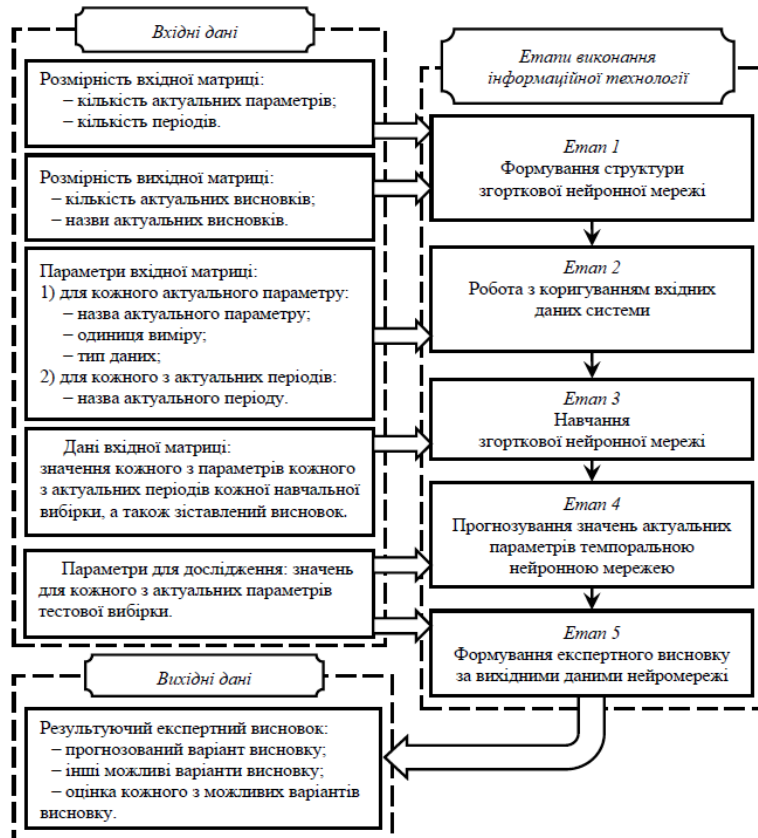


Рис. 1. Схема етапів виконання інформаційної технології прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки

Другий етап виконання інформаційної технології передбачає перевірку коректності введених параметрів. У разі необхідності проводиться коригування отриманих значень.

На третьому етапі відбувається навчання згорткової нейронної мережі. Для успішного завершення цього етапу, необхідно виконати процес формування навчальних вибірок. Структура навчальної вибірки відповідає структурі вхідної матриці. Під час формування навчальної вибірки необхідно вказати значення кожного параметра для кожного періоду, а також вказати актуальний висновок, який відповідає навчальній вибірці. Після завершення формування навчальних вибірок проводиться нормалізації значень вказаних для актуальних параметрів. Заповнені списки навчальних вибірок подаються на входи згорткової нейронної мережі, після чого розпочинається процес навчання нейронної мережі.

На четвертому етапі виконання інформаційної технології здійснюється розпізнавання тестової вибірки. Після закінчення процесу навчання згорткової нейронної мережі необхідно сформувати тестову вибірку. Структура тестової вибірки відповідає вхідній матриці. Для закінчення формування даної вибірки необхідно вказати тестові значення для актуальних параметрів. Після успішного формування тестової вибірки, вона подається на входи темпоральної нейронної мережі та згорткової нейронної мережі для проведення процесу розпізнавання.

На п'ятому етапі виконання методу відбувається формування експертного висновку за вихідними даними нейромережі. Результуючий експертний висновок містить прогнозований варіант висновку, оцінку для кожного можливого варіанту висновку, а також інші можливі варіанти висновку.

Метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею зі згортковим шаром є важливою складовою інформаційної технології прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки. Цей метод дозволяє на основі вхідних даних у вигляді вибірки залежних від часу значень певного параметру протягом досліджуваного періоду отримувати вихідні дані у вигляді

вибірки з прогнозованими значеннями параметру. Ці прогнозовані значення параметру можуть бути використані для подальшого прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки за допомогою нейромережевого моделювання.

На Рис. 2 зображено схему кроків виконання методу прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром.

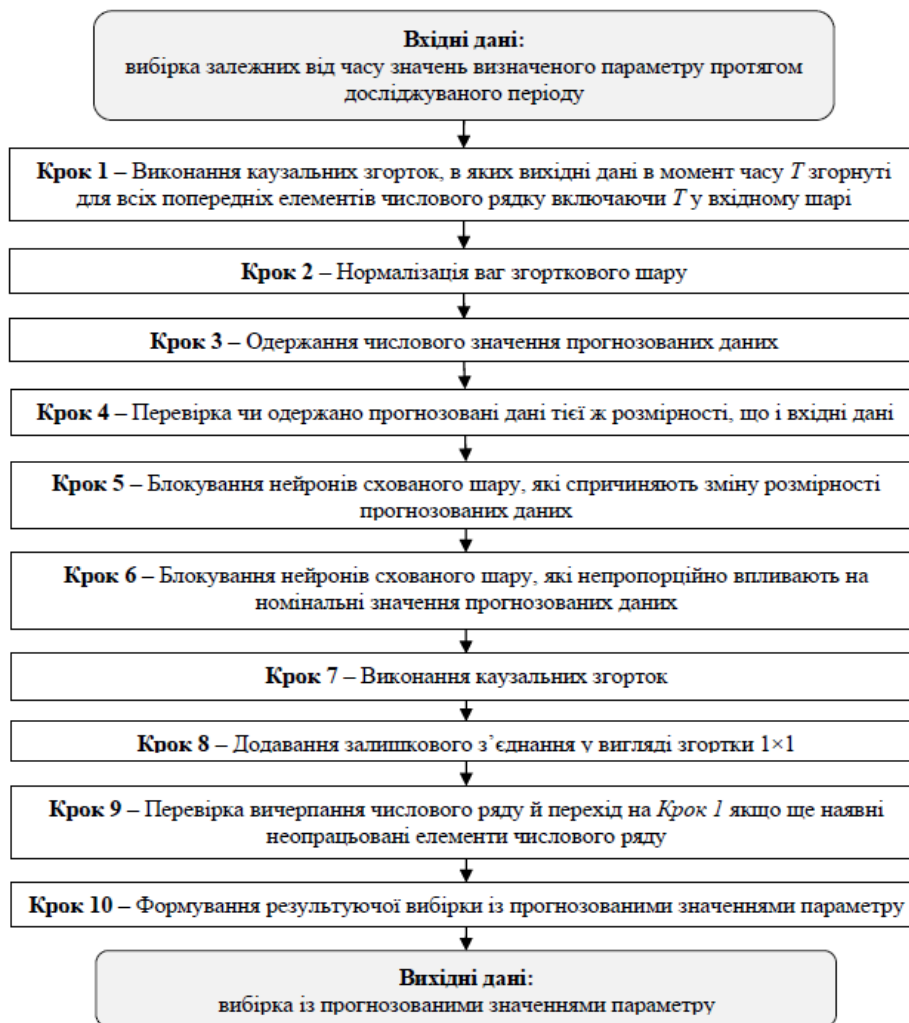


Рис. 2. Схема кроків виконання методу прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами

На Кроці 1 відбувається процес виконання каузальних згорток. Виконання даного кроку надає гарантію, що процес згортання числового ряду буде відбуватися в хронологічній послідовності та для кожного з вихідних значень будуть враховуватися всі попередні вхідні дані. Після цього на Кроці 2 відбуватиметься нормалізація вагів. Після 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 з використанням архітектури 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 будуть опрацьовані всі елементи числового ряду, виконується перехід до Кроку 10, на якому формується результуюча вибірка, що містить прогнозовані значення 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.

Дослідження ефективності

Для прогнозування значень параметрів за допомогою їх часових рядів було використано спеціалізоване програмне розширення, а саме бібліотеку Darts для мови програмування Python [10, 11]. Ця

бібліотека дозволяє здійснювати перетворення часових рядів та виконувати їх прогнозування.

У бібліотеці Darts доступні моделі глибоких нейронних мереж. Вона також спрощує процес тестування моделей, комбінування прогнозів з різних моделей і обробку зовнішніх даних. Базовим типом даних у Darts є TimeSeries, що подає багатовимірний часовий ряд. В основному це оболонка навколо Pandas DataFrame з деякими додатковими обмеженнями, що гарантують, що він подає правильно сформований часовий ряд з правильним часовим індексом. Бібліотека також містить функції для проведення ретроспективного тестування моделей прогнозування та регресії, пошуку гіперпараметрів за сіткою, оцінювання залишків та навіть автоматичного вибору моделі. В бібліотеці Darts для роботи з часовими рядами реалізовані наступні моделі: RNNModel, BlockRNNModel, TCNModel, NBEATSMoдел, NHiTSMoдел, TransformerModel та RegressionModel(включаючи LinearRegressionModel, RandomForest, LightGBMModel та CatBoostModel).

Для прогнозування з використанням TCNModel у бібліотеці Darts необхідно спочатку завантажити дані в програму та перетворити їх на числовий ряд за допомогою методів класу TimeSeries. Після цього проводиться перевірка сезонності числового ряду. Перед подачею вихідних даних до нейронної мережі, їх нормалізується за допомогою функції Scaler().

Для розробки компонентів інформаційної системи автоматизованого прогнозування рівнів епідеміологічної небезпеки використовувалась платформа .NET з використанням мови програмування C# [12]. Отже, програмна система включає наступні компоненти:

– «Модуль побудови вхідних матриць даних для ініціації прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки» призначений для створення архітектури нейронної мережі, яка будується на основі розмірностей вхідної та вихідної матриці.

– «Модуль навчання згорткової нейронної мережі», в якому виконується формування навчальних вибірок (Рис. 3а).

– «Модуль генерації експертних висновків» призначений для оброблення даних тестових вибірок та передачу їх на входи навченої нейронної мережі. Після проходження вхідних даних через нейронну мережу, відбувається формування результуючого експертного висновку. Експертний висновок включає прогнозований варіант висновку, який обирається на основі найвищої оцінки, а також оцінку кожного з можливих варіантів висновку (Рис. 3б).

В межах дослідження ефективності інформаційної технології прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки було проведено оцінювання точності прогнозування епідеміологічних параметрів відносно різної кількості епох навчання нейронної мережі на основі реальних даних. Для цього було використано реальні дані з датасету поширення коронавірусної хвороби, який включав інформацію про випадки зараження та смертності, зібрані з усього світу з початку пандемії. Цей датасет доступний в інформаційній панелі Всесвітньої організації охорони здоров'я (ВООЗ).

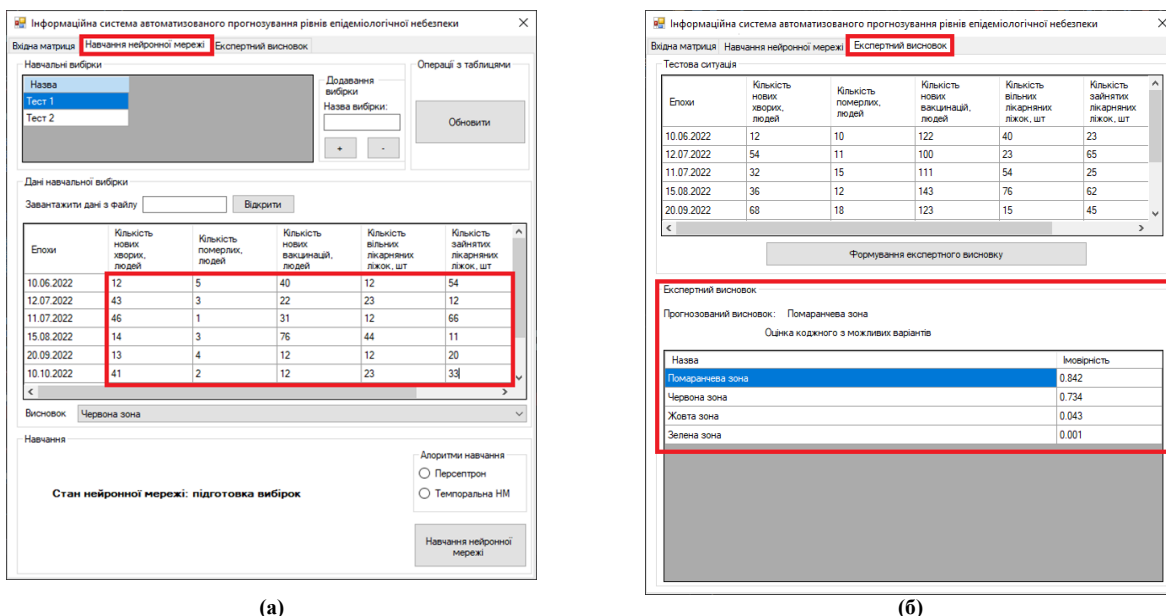


Рис. 3. Прикладні компоненти інформаційної системи: (а) модуль навчання згорткової нейронної мережі, (б) модуль генерації експертних висновків

У дослідженні було проведено порівняння точності прогнозування епідеміологічних параметрів залежно від різної кількості навчальних епох. З метою дослідження було виконано 5 ітерацій навчання рекурентної темпоральної нейронної мережі з згортковим шаром для прогнозування кількості нових випадків зараження протягом 14 днів. Оцінка точності була проведена за допомогою методу precision_metrics() з використанням бібліотеки Darts. Одержані результати дослідження представлені на Рис. 4.

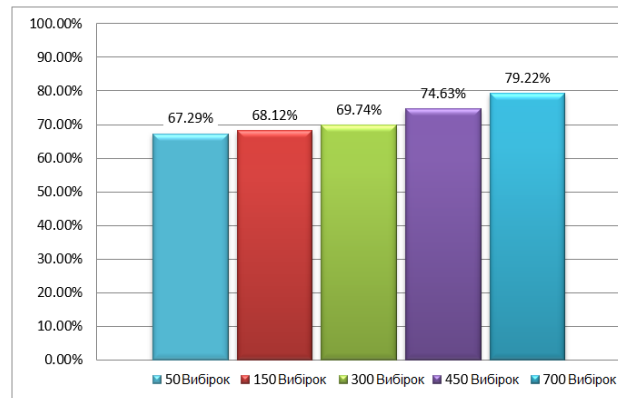


Рис. 4. Залежність точності прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки відповідно до кількості досліджених періодів (вибірок даних), %

У результаті дослідження точності прогнозування кількості нових випадків захворювання була виявлена пропорційна залежність між кількістю навчальних епох і точністю прогнозування. Це означає, що зі збільшенням кількості навчальних епох точність прогнозування також збільшується.

Висновки

Для вирішення завдання прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки була створена відповідна інформаційна технологія. Створена інформаційна технологія використовує нейромережеве моделювання для прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки. Вона оперує вхідними даними про актуальні параметри протягом досліджуваного періоду і надає вихідні дані у вигляді експертного висновку, що містить прогнозовані варіанти рівня епідеміологічної небезпеки й оцінки для кожного з них. Відмінністю цієї технології від існуючих є можливість використовувати різну кількість актуальних параметрів та досліджувані періоди спостережень. Також вона використовує рекурентну темпоральну нейронну мережу зі згортковим шаром для прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами. Це дозволяє створити додаткові вхідні дані у вигляді прогнозованих значень параметрів, що сприяє підвищенню точності прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки.

Розроблений метод прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами рекурентною темпоральною нейронною мережею із згортковим шаром є складовою інформаційної технології й 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.

Для оцінки ефективності розробленої інформаційної технології було проведено дослідження, в якому аналізувалась точність прогнозування епідеміологічних параметрів в залежності від різної кількості епох навчання нейронної мережі. Дослідження базувалось на реальних даних. Крім того, було порівняно точність прогнозу між методом прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами з використанням рекурентної темпоральної нейронної мережі зі згортковим шаром та методом лінійної регресії. Результати проведених досліджень свідчать про те, що збільшення кількості досліджуваних епох, шляхом включення максимально можливого попереднього діапазону параметрів, призводить до підвищення точності прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки. Так, за охоплення аналізом 50 вибірок актуальних параметрів протягом досліджуваного періоду точність прогнозування складала 67.29%, а за охоплення аналізом 700 вибірок актуальних параметрів протягом досліджуваного періоду точність прогнозування збільшилась до 79.22%. Так, розроблена інформаційна технологія дозволяє ефективно прогнозувати рівень епідеміологічної небезпеки. Більш точні прогнози можуть бути отримані шляхом збільшення кількості вибірок актуальних параметрів, які підлягають аналізу.

Література

1. Real-time Epidemic Forecasting: Challenges and Opportunities [Електронний ресурс]. – 2019. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6708259/>
2. Eco-social processes influencing infectious disease emergence and spread [Електронний ресурс]. – 2016. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.cambridge.org/core/journals/parasitology/article/ecosocial-processes-influencing-infectious-disease-emergence-and-spread/D813C041564388F7505FAA5147EBECBB>
3. 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 / О.М. Овчарук, О.В. Мазурець, М.О. Молчанова, О.В. Собко, Р.В. Віт. // Збірник наукових праць за матеріалами XIV Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2022». // Хмельницький. – 2022. – С. 217-222.
4. Infection forecasts powered by big data [Електронний ресурс]. – 2018. – Режим доступу до ресурсу:

<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>

5. Epidemiological Surveillance [Електронний ресурс]. – 2017. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.sciencedirect.com/topics/medicine-and-dentistry/epidemiological-surveillance>

6. The Prediction of Infectious Diseases: A Bibliometric Analysis [Електронний ресурс]. – 2020. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC7504049/>

7. Statistical Modeling for the Prediction of Infectious Disease [Електронний ресурс]. – 2021. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fpubh.2021.645405/full>

8. 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 [Електронний ресурс]. – 2021. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.mdpi.com/1424-8220/21/13/4598>

9. SIR Model [Електронний ресурс]. – 2023. – Режим доступу до ресурсу: <https://mathworld.wolfram.com/SIRModel.html>

10. Principled Training of Neural Networks with Direct Feedback Alignment [Електронний ресурс]. – 2019. – Режим доступу до ресурсу: <https://arxiv.org/abs/1906.04554>

11. Darts: Time Series Made Easy in Python [Електронний ресурс]. – 2020. – Режим доступу до ресурсу: <https://medium.com/unit8-machine-learning-publication/darts-time-series-made-easy-in-python-5ac2947a8878>

12. 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 нейромережових технологій / О.М. Овчарук, О.В. Мазурець, А.Л. Молчанова, О.В. Собко, М.О. Молчанова. // Proceedings of the XI International Scientific and Practical Conference «Actual problems of learning and teaching methods». // Vienna, Austria. – 2022. – С. 504-510.

References

1. Real-time Epidemic Forecasting: Challenges and Opportunities [Elektronnyi resurs]. – 2019. – Rezhym dostupu do resursu: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6708259/>

2. Eco-social processes influencing infectious disease emergence and spread [Elektronnyi resurs]. – 2016. – Rezhym dostupu do resursu: <https://www.cambridge.org/core/journals/parasitology/article/ecosocial-processes-influencing-infectious-disease-emergence-and-spread/D813C041564388F7505FAA5147EBECBB>

3. Ovcharuk O.M., Mazurets O.V., Molchanova M.O., Sobko O.V., Vit R.V. Ekspertna systema neiromerezhevoho vyznachennia rivnia epidemiolohichnoi nebezpeky za chasovymy pokaznykamy / O.M. Ovcharuk, O.V. Mazurets, M.O. Molchanova, O.V. Sobko, R.V. Vit. // Zbirnyk naukovykh prats za materialamy XIV Vseukrainskoi naukovo-praktychnoi konferentsii «Aktualni problemy kompiuternykh nauk APKN-2022». // Khmelnytskyi. – 2022. – S. 217-222.

4. Infection forecasts powered by big data [Elektronnyi resurs]. – 2018. – Rezhym dostupu do resursu: <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>

5. Epidemiological Surveillance [Elektronnyi resurs]. – 2017. – Rezhym dostupu do resursu: <https://www.sciencedirect.com/topics/medicine-and-dentistry/epidemiological-surveillance>

6. The Prediction of Infectious Diseases: A Bibliometric Analysis [Elektronnyi resurs]. – 2020. – Rezhym dostupu do resursu: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC7504049/>

7. Statistical Modeling for the Prediction of Infectious Disease [Elektronnyi resurs]. – 2021. – Rezhym dostupu do resursu: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fpubh.2021.645405/full>

8. 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 [Elektronnyi resurs]. – 2021. – Rezhym dostupu do resursu: <https://www.mdpi.com/1424-8220/21/13/4598>

9. SIR Model [Elektronnyi resurs]. – 2023. – Rezhym dostupu do resursu: <https://mathworld.wolfram.com/SIRModel.html>

10. Principled Training of Neural Networks with Direct Feedback Alignment [Elektronnyi resurs]. – 2019. – Rezhym dostupu do resursu: <https://arxiv.org/abs/1906.04554>

11. Darts: Time Series Made Easy in Python [Elektronnyi resurs]. – 2020. – Rezhym dostupu do resursu: <https://medium.com/unit8-machine-learning-publication/darts-time-series-made-easy-in-python-5ac2947a8878>

12. Ovcharuk O.M., Mazurets O.V., Molchanova A.L., Sobko O.V., Molchanova M.O. Ekspertna systema vyznachennia rivnia epidemiolohichnoi nebezpeky za chasovymy pokaznykamy z vykorystanniam neiromerezhevykh tekhnolohii / O.M. Ovcharuk, O.V. Mazurets, A.L. Molchanova, O.V. Sobko, M.O. Molchanova. // Proceedings of the XI International Scientific and Practical Conference «Actual problems of learning and teaching methods». // Vienna, Austria. – 2022. – S. 504-510.