

УДК 004.4

Овчарук О.М., Мазурець О.В.

Хмельницький національний університет

ПРОГНОЗУВАННЯ ЗНАЧЕНЬ ПАРАМЕТРІВ ЗА ЇХ ЧАСОВИМИ РЯДАМИ РЕКУРЕНТНОЮ ТЕМПОРАЛЬНОЮ НЕЙРОННОЮ МЕРЕЖЕЮ

Описано особливості використання засобів для прогнозування значень параметрів за їх часовими рядами у вигляді рекурентної темпоральної нейронної мережі із згортковим шаром. Це дозволило 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.

Features of the use of tools for forecasting parameter values based on their time series in the form of a recurrent temporal neural network with a convolutional layer are described. This made it possible, based on the input data in the form of a sample of time-dependent values of the specified parameter during the studied period, to receive output data in the form of a sample with predicted parameter values for further forecasting the level of epidemiological danger by means of neural network modeling.

Використання підходів машинного навчання, а саме штучних нейронних мереж є одним із способів прогнозування швидкості поширення інфекційних захворювань [1]. Методологія штучних нейронних мереж добре відома і підходить для вирішення завдань, де проведення аналітичного дослідження є доволі складним. [2]. 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.

Рекурентні нейронні мережі активно використовуються 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 [3].

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):

- один до одного;
- один до багатьох;
- багато до одного;
- багато до багатьох [4].

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.

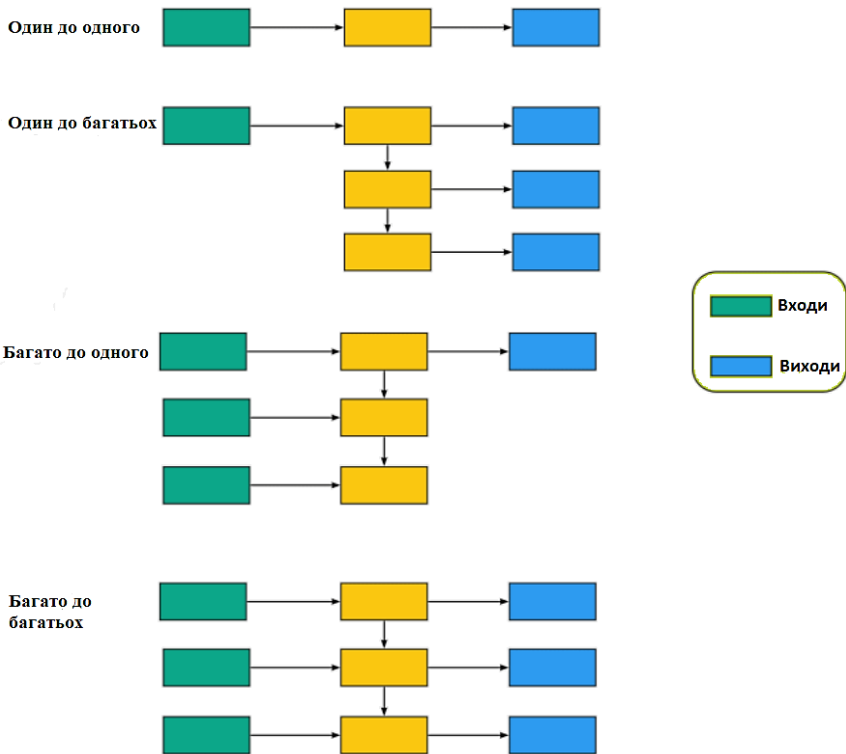


Рисунок 1 – Схема залежності між кількістю входів та кількістю виходів в RNN [4]

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 [5].

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.

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.

Темпоральні згорткові мережі є розширенням класичних згорткових нейронних мереж однак до них додаються певні властивості рекурентних нейромереж. 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 рядку включаючи T у вхідному шарі.

Щоб досягти другого пункту, TCN використовує архітектуру одновимірної повністю згорткової нейронної 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).

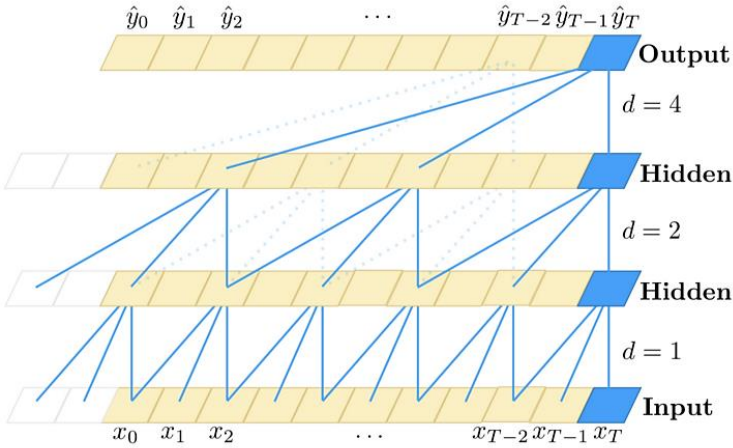


Рисунок 2 – Архітектура одновимірної TCN

На рисунку 2 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 3).

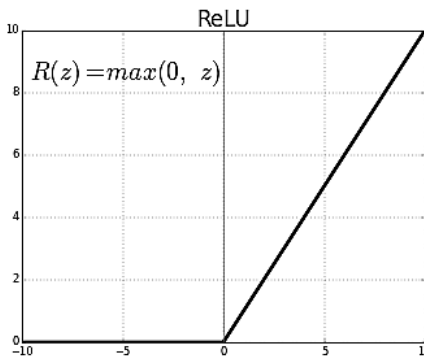


Рисунок 3 – Графік функції активації ReLU для TCN

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 TCN. Якщо в моделі відсутній шар Dropout то перша частина навчальних вибірок непропорційно сильно впливає на навчання нейромережі (рисунок 4).

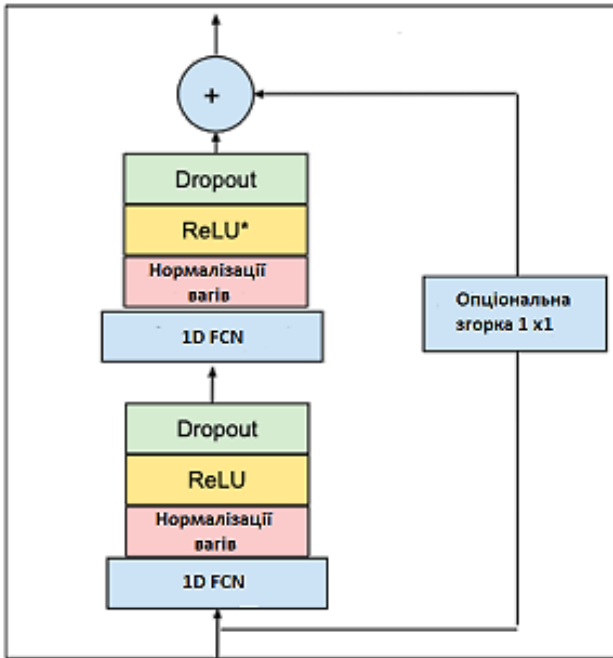


Рисунок 4 – Схема залишкових блоків

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 [1] 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.

Перелік посилань

1. Овчарук О.М., Мазурець О.В., Собко О.В., Молчанова М.О., Кліменко В.І. Інформаційна технологія прогнозування рівня епідеміологічної небезпеки з використанням нейромережевого моделювання. Науковий журнал «Вісник Хмельницького національного університету» серія: Технічні науки. Хмельницький, 2023. №4 (323). С. 224-230.
2. 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.
3. A Guide to Recurrent Neural Networks: Understanding RNN and LSTM Networks. URL: <https://builtin.com/data-science/recurrent-neural-networks-and-lstm>
4. Recurrent neural networks. URL: <https://www.techtarget.com/searchenterpriseai/definition/recurrent-neural-networks>
5. Convolutional Neural Networks URL: <https://www.ibm.com/cloud/learn/convolutional-neural-networks>