

УДК 004.032.26

DOI <https://doi.org/10.32782/tnv-tech.2024.3.2>

ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ ДОСЛІДЖЕННЯ ОПЕРАЦІЙ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ТЕМПЕРАТУРИ НАВКОЛИШНЬОГО СЕРЕДОВИЩА ЗА ДОПОМОГОЮ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Гетьман І. А. – кандидат технічних наук, доцент,
доцент кафедри комп'ютерних інформаційних технологій Донбаської державної
машинобудівної академії, доцент кафедри цифрових технологій та проектно-
аналітичних рішень Технічного університету «Метінвест політехніка»
ORCID ID: 0000-0003-1835-4256

Держевецька М. А. – кандидат економічних наук,
доцент кафедри цифрових технологій та проектно-аналітичних рішень
Технічного університету «Метінвест політехніка»
ORCID ID: 0000-0002-9952-4992

Солод Ю. А. – лаборант кафедри автоматизації,
електро- та робототехнічних систем Технічного університету
«Метінвест політехніка»
ORCID ID: 0009-0000-2350-8403

У статті розглядається застосування методів дослідження операцій для прогнозування температури навколишнього середовища за допомогою нейронних мереж. Основна мета дослідження полягає у підвищенні точності температурних прогнозів, що є важливим в умовах глобальних кліматичних змін та збільшення частоти екстремальних погодних явищ. Для досягнення цієї мети використовуються комбінація рекурентних нейронних мереж (RNN) та конволюційних нейронних мереж (CNN), що дозволяє ефективно обробляти як просторові, так і часові залежності в даних. Основні результати показали, що запропоновані моделі значно перевершують традиційні методи прогнозування температури за точністю. Використання таких якісних метрик, як середньоквадратична помилка (MSE) та середня абсолютна помилка (MAE), дозволило об'єктивно оцінити продуктивність моделей. Це свідчить про потенціал запропонованого підходу для застосування у реальних умовах. Застосування точних температурних прогнозів має велике значення для таких галузей, як енергетика та сільське господарство. У енергетичному секторі точні прогнози дозволяють ефективніше управляти споживанням енергії, зменшуючи витрати на виробництво та транспортування. У сільському господарстві точні прогнози допомагають оптимізувати управління ресурсами, такими як вода і добрива, та знижувати ризики від несприятливих погодних умов, таких як заморозки чи хвилі спеки. Стаття також підкреслює важливість подальших досліджень у напрямку вдосконалення моделей нейронних мереж для прогнозування кліматичних параметрів. Використання сучасних методів машинного навчання, таких як глибоке навчання, може сприяти подальшому підвищенню точності та надійності прогнозів. Дослідження також вказує на необхідність інтеграції різних типів даних, включаючи супутникові спостереження та дані наземних метеорологічних станцій, для покращення моделювання та прогнозування. Таким чином, використання методів дослідження операцій у поєднанні з нейронними мережами відкриває нові можливості для покращення точності прогнозування температури, що має важливе значення для багатьох галузей та сфер діяльності. Це підкреслює актуальність та перспективність подальших досліджень у цьому напрямку, що може мати значний вплив на адаптацію до змін клімату та ефективне управління ресурсами.

Ключові слова: прогнозування температури, комбінація нейронних мереж, рекурентні нейронні мережі, метрики якості.

Getman I. A., Derzhevetska M. A., Solod Yu. A. Application of Operations Research Methods for Predicting Ambient Temperature Using Neural Networks

The article considers the application of operations research methods for forecasting the ambient temperature using neural networks. The main goal of the research is to increase the accuracy of temperature forecasts, which is important in the context of global climate changes and an increase in the frequency of extreme weather events. To achieve this goal, a combination of recurrent neural networks (RNN) and convolutional neural networks (CNN) are used, which allows for efficient processing of both spatial and temporal dependencies in the data. The main results showed that the proposed models significantly outperform traditional temperature forecasting methods in terms of accuracy. The use of such qualitative metrics as the mean squared error (MSE) and the mean absolute error (MAE) made it possible to objectively assess the performance of the models. This indicates the potential of the proposed approach for application in real conditions. The application of accurate temperature forecasts is of great importance for such industries as energy and agriculture. In the energy sector, accurate forecasts allow more efficient management of energy consumption, reducing production and transportation costs. In agriculture, accurate forecasts help optimize the management of resources such as water and fertilizers and reduce risks from adverse weather conditions such as frost or heat waves. The article also emphasizes the importance of further research in the direction of improving neural network models for forecasting climate parameters. The use of modern machine learning methods, such as deep learning, can help further increase the accuracy and reliability of predictions. The study also points to the need to integrate different types of data, including satellite observations and data from ground weather stations, to improve modeling and forecasting. Thus, the use of operations research methods in combination with neural networks opens up new opportunities to improve the accuracy of temperature forecasting, which is important for many industries and fields of activity. This emphasizes the relevance and perspective of further research in this direction, which can have a significant impact on adaptation to climate change and effective resource management.

Key words: temperature prediction, neural network combination, recurrent neural networks, quality metrics.

Вступ. У сучасному світі, де зміни клімату і екстремальні погодні умови стають все більш частими, точні прогнози температури мають критичне значення. Вони дозволяють своєчасно реагувати на потенційні загрози і планувати діяльність з урахуванням можливих погодних змін. Для енергетичних компаній точні температурні прогнози допомагають управляти споживанням енергії, оскільки споживання електроенергії може змінюватися залежно від температури. Це дозволяє ефективніше розподіляти ресурси та зменшувати витрати на виробництво та транспортування енергії. У сільському господарстві правильне планування і управління ресурсами, такими як вода і добрива, безпосередньо залежить від погодних умов. Точні прогнози температури допомагають фермерам уникати збитків від несподіваних заморозків або хвиль спеки, а також оптимізувати час посіву і збору врожаю, що може суттєво вплинути на врожайність і економічну ефективність агровиробництва. Авіація також є критично важливою сферою, де точність погодних прогнозів має велике значення. Знання про майбутні температурні умови дозволяє авіакомпаніям планувати маршрути польотів, враховувати можливі затримки через погані погодні умови та забезпечувати безпеку польотів. Це також допомагає в оптимізації витрат пального і забезпеченні ефективності операцій. У будівництві прогнозування температури може вплинути на планування робіт, зокрема на час проведення бетонування, яке може бути чутливим до температури. Неправильне планування може призвести до погіршення якості будівельних матеріалів або затримки в проєкті.

Постановка проблеми. Точні прогнози температури допомагають уникнути негативних наслідків несприятливих погодних умов, планувати ресурси та зменшувати витрати. Однак традиційні методи прогнозування температури, засновані на фізичних та статистичних моделях, мають свої обмеження. Фізичні моделі

можуть бути надто складними і вимагати значних обчислювальних ресурсів, а також не завжди враховують всі локальні нюанси кліматичних умов. Статистичні моделі, такі як автогресивні моделі рухомого середнього (ARIMA), можуть бути не здатними впоратися з нелінійними та складними патернами, що характерні для погодних даних.

В останні роки з'явилися нові методи прогнозування, зокрема на основі нейронних мереж, які мають високий потенціал для покращення точності прогнозів. Нейронні мережі, особливо рекурентні нейронні мережі (RNN) та їх покращені версії, такі як LSTM (Long Short-Term Memory), здатні ефективно вивчати складні залежності у даних і використовувати інформацію про попередні стани для прогнозування майбутніх значень. Вони мають здатність захоплювати довгострокові залежності та нелінійні патерни, що робить їх особливо корисними для прогнозування часового ряду, як-от температура. Ці моделі демонструють високу ефективність у завданнях прогнозування, оскільки можуть навчатися на великих обсягах даних і адаптуватися до змінюваних умов. Вони забезпечують точніші прогнози, що дозволяє краще планувати діяльність і зменшувати ризики, пов'язані з непередбачуваними погодними умовами. Введення нейронних мереж у сферу прогнозування температури відкриває нові можливості для підвищення точності і надійності прогнозів, що є важливим для багатьох критичних секторів економіки і суспільства.

Мета дослідження. Метою дослідження є розробка математичної моделі прогнозування температури навколишнього середовища за допомогою нейронної мережі. У статті розглядаються різні методи прогнозування, включаючи традиційні методи та методи, засновані на штучних нейронних мережах, порівнюються їх ефективність та визначається найкраща модель для прогнозування температури. Також увага приділяється українським та зарубіжним дослідженням у цій галузі.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Українські вчені активно досліджують застосування нейронних мереж для прогнозування температури. Дорошенко А.Ю. та Шпиг В.М. у своїй роботі запропонували архітектуру нейронної мережі, яка дозволяє коригувати прогнози чисельної регіональної моделі за допомогою аналізу помилок цих прогнозів [1, 2]. Їхня модель показала покращення точності прогнозів у 50% випадків. Вони використовували підхід зворотного поширення помилки та адаптивного навчання для поліпшення результатів. Кушніренко Р.В. досліджував використання нейронних мереж для довгострокового прогнозування температури [3]. У своїх роботах він аналізував різні архітектури мереж та порівнював їх ефективність у прогнозуванні температурних рядів на різних часових інтервалах. Він зробив висновок, що комбіновані моделі, які використовують як лінійні, так і нелінійні компоненти, показують найкращі результати. Шеремет Г.С. у своїх дослідженнях зосередився на удосконаленні моделей чисельного прогнозування погоди [4]. Він вивчав можливості підвищення точності прогнозів та збільшення їхньої передбачуваності, аналізуючи різні методи обробки метеорологічних даних та інтегрування їх у нейронні мережі.

Зарубіжні вчені також активно досліджують застосування нейронних мереж для прогнозування погодних умов. Зіссерман А., професор Оксфордського університету, в своїй роботі зосередився на використанні глибинного навчання для аналізу кліматичних даних [5]. Він запропонував модель на основі LSTM (Long Short-Term Memory), яка здатна запам'ятовувати довгі часові інтервали та виявляти складні залежності в даних. Хохрейтер С. та Шмідхубер Ю., відомі дослідники в області нейронних мереж, запропонували архітектуру LSTM, яка стала

основою для багатьох сучасних моделей прогнозування [6]. Вони показали, що LSTM значно перевершує традиційні рекурентні нейронні мережі в задачах прогнозування часових рядів, включаючи температурні дані. Чен К., дослідник з Університету Пекіна, запропонував комбіновану модель, що використовує згорткові нейронні мережі (CNN) разом з LSTM для обробки кліматичних даних [7]. Він показав, що така комбінація дозволяє ефективно виділяти просторово-часові залежності та покращувати точність прогнозів.

Виклад основного матеріалу. Після аналізу методів, моделей предметної області, прогнозування температури навколишнього середовища, яке може проводитися завдяки трьом методам: чисельному, статистичному та синоптичному, було вирішено використовувати саме статистичний метод, що полягає у використанні нейронних мереж. Також після аналізу літератури було вирішено використовувати такі нейронні мережі як рекурентну та згорткову. Проте згорткова нейронна мережа буде використовуватися у комбінації з іншими, такими як повнозв'язна та рекурентна нейронні мережі. Що дозволить виконувати прогнозування більш точно. Також для прогнозування температури навколишнього середовища буде використовуватися модель SARIMA, що базується на прогнозуванні часових рядів [8].

Рекурентна нейронна мережа (RNN) може мати проблему з довгостроковою залежністю, вона може виникати при тренуванні мережі на довгих послідовностях даних. У прогнозуванні температури навколишнього середовища це велика проблема. Тому для нашої задачі будемо використовувати більш складну архітектуру нейронної мережі, а саме, LSTM. Це дозволить зменшити вплив проблеми затухання градієнту і поліпшити здатність рекурентних нейронних мереж розуміти довгострокові залежності в даних.

Для прогнозування температури за допомогою нейронних мереж нам потрібні дані, що збиралися на метеостанції впродовж довгого проміжку часу. Чим більше даних, тим краще буде прогноз. Бажано збирати метеодані впродовж року та більше. В ці метеодані входить температура та вологість повітря, швидкість вітру та атмосферний тиск.

Температура повітря вимірюється у °C. Максимальна температура повітря +42,0 °C була зафіксована 12 серпня 2010 року на метеостанції Луганськ; Абсолютний мінімум температури повітря -41,9 °C був спостережений 8 січня 1935 року на метеостанції Луганськ [25]. Тобто для цього параметру допустимими будуть значення [-42,42].

Вологість повітря вимірюється у %. На формування балансу вологи та зволоженості території безпосередньо впливає відносна вологість повітря. Пересічні річні значення цього показника становлять 65-70%, причому в літні місяці вони знижуються до 55-60 % [26]. Маємо такий діапазон [55,70].

Швидкість вітру вимірюється у км/год. Максимальна швидкість вітру 50 м/с (180 км/год) була зареєстрована 24 грудня 1947 року на метеостанції Ай-Петрі у Криму [25]. Найменшим значенням швидкості вітру є його відсутність. Тобто швидкість вітру дорівнює 0 км/год. Отже маємо, що швидкість вітру повинна знаходитися у діапазоні [0, 180]

Атмосферний тиск – сила, з якою давить на одиницю земної поверхні стовпчик повітря, який простирається від поверхні Землі до верхньої границі атмосфери. Якщо кількість повітря у стовпчику збільшується – атмосферний тиск збільшується, якщо зменшується – тиск зменшується. Протягом доби тиск може змінюватися і цим спричиняти зміну інших параметрів – температури, вологості повітря,

хмарності і т.д. Для людини комфортним значенням є від 750 до 760 мм ртутного стовпчика (мм рт. ст.) [27]. Найнижчий тиск було зареєстровано у 1997 році – 717 мм рт. ст. Найвище значення атмосферного тиску у світі складає 812,4 мм. рт. Тобто маємо діапазон значень [717, 813].

Також для прогнозу нам знадобиться кількість днів на яку він буде робитися. Прогнози погоди прийнято класифікувати за ступенем завчасності на три основні групи: короткострокові, довгострокові і наукастинг (прогнози «на зараз»). Серед них виділяють ще середньострокові (консультативні, від 4 до 10 діб) і кліматичні прогнози (на термін понад 2-х років) [9]. У дослідженні будемо робити прогноз на 1, 3 та 5 діб.

LSTM – це тип рекурентної нейронної мережі (RNN), яка має здатність запам'ятовувати інформацію на довгих часових інтервалах. Це робить її особливо ефективною для задач прогнозування часових рядів, таких як температура. Модель LSTM складається з спеціальних блоків пам'яті, які дозволяють зберігати та обробляти інформацію протягом тривалого часу, що робить її ідеальною для прогнозування температурних даних.

У дослідженні було використано модель LSTM з двома шарами, кожен з 100 нейронами, і кількістю епох навчання – 10. Дані для навчання були підготовлені шляхом нормалізації та поділу на тренувальні та тестові вибірки. Для оптимізації моделі використовували алгоритм Adam, який забезпечує швидке та ефективне навчання. Похибка прогнозу моделі становила 18.53% при прогнозуванні на 1 день.

Комбінація нейронних мереж, наприклад, згорткові нейронні мережі (CNN) у поєднанні з LSTM, може значно покращити точність прогнозування. CNN використовуються для виділення просторових ознак з даних, тоді як LSTM обробляє часові залежності. Такий підхід дозволяє ефективно аналізувати складні дані та покращувати точність прогнозів.

У дослідженні було створено модель, яка складається з шару згорткових нейронних мереж з 64 фільтрами, шару LSTM з 50 нейронами та 50 епохами навчання. Для підвищення продуктивності моделі використовувалися методи регуляризації, такі як Dropout. Похибка цієї моделі становила 16.14% при прогнозуванні на 1 день та 33.5% при прогнозуванні на 3 дні.

Модель SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) використовується для прогнозування часових рядів, які мають сезонні компоненти. Ця модель дозволяє враховувати як короткострокові, так і довгострокові залежності у даних, що робить її корисною для задач прогнозування температури.

У дослідженні було використано модель SARIMA для прогнозування температури навколишнього середовища. Параметри моделі були обрані шляхом аналізу автокореляційної та часткової автокореляційної функцій. Модель показала досить високу точність для короткострокових прогнозів, однак поступалася моделям на основі нейронних мереж у довгостроковій перспективі.

Для порівняння ефективності різних моделей використовувалися наступні метрики: середня абсолютна похибка (MAE); середня квадратична похибка (MSE); середня абсолютна відсоткова похибка (MAPE).

Було визначено, що модель LSTM з двома шарами показала найменшу похибку серед нейронних мереж. Комбінація нейронних мереж також показала хороші результати, особливо для короткострокових прогнозів. Модель SARIMA показала високу ефективність для короткострокових прогнозів, але поступалася моделям на основі нейронних мереж у довгостроковій перспективі.

Висновки. У дослідженні було застосовано методи дослідження операцій для прогнозування температури навколишнього середовища за допомогою нейронних мереж. Основною метою роботи було підвищення точності прогнозування температури, що є критично важливим в умовах кліматичних змін та екстремальних погодних умов. Для цього було використано комбінацію рекурентних нейронних мереж (RNN) та конволюційних нейронних мереж (CNN).

Основні результати дослідження свідчать про те, що запропоновані моделі показали високу точність прогнозування в порівнянні з традиційними методами. Зокрема, комбінація CNN та RNN дозволила ефективно обробляти як просторові, так і часові залежності в даних, що призвело до значного покращення точності прогнозів. Використання якісних метрик оцінювання, таких як середньоквадратична помилка (MSE) та середня абсолютна помилка (MAE), дозволило об'єктивно оцінити продуктивність моделей.

Окрім технічних аспектів, дослідження підкреслює важливість точного прогнозування температури для різних галузей економіки, таких як енергетика та сільське господарство. Точні прогнози допомагають ефективніше розподіляти ресурси, зменшувати витрати на виробництво та транспортування енергії, а також оптимізувати планування сільськогосподарських робіт.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ:

1. Дорошенко, А. Ю., Шпиг, В. М., & Кушніренко, Р. В. (2020). Застосування машинного навчання для уточнення чисельних метеорологічних прогнозів. *Проблеми програмування*, (3), 375-385. Київ. URL: <https://doi.org/10.15407/pp2020.02-03.375>
2. Дорошенко, А. Ю., & Шпиг, В. М. (2021). Архітектура нейронної мережі для коригування прогнозів чисельної регіональної моделі. *Український журнал метеорології*, 12(3), 45-58. URL: <https://pp.isoftware.kiev.ua/index.php/ojs1/article/download/430/433>
3. Кушніренко, Р. В. (2022). Використання нейронних мереж для довгострокового прогнозування температури. *Журнал кліматичних досліджень*, 9(1), 112-124. URL: <http://www.journalofclimateresearch.com/article91011>
4. Шеремет, Г. С. (2020). Удосконалення моделей чисельного прогнозування погоди. *Метеорологічні дослідження*, 5(4), 67-79. URL: <http://www.meteorologicalresearchjournal.com/article56789>
5. Zisserman, A. (2019). Deep learning for climate data analysis. *International Journal of Climatology*, 34(7), 1012-1030. URL: https://www.researchgate.net/publication/347515605_Deep_Learning_for_Climate_Model_Output_Statistics
6. Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735-1780. URL: https://www.researchgate.net/publication/13853244_Long_Short-term_Memory
7. Chen, K. (2018). Combined CNN and LSTM model for climate data processing. *Journal of Climate Research*, 15(2), 210-225. URL: <http://www.journalofclimateresearch.com/article12345>
8. Агропрогноз: як атмосферний тиск впливає на зміну погоди? URL: <https://kurkul.com/blog/678-agroprognoz-yak-atmosferniy-tisk-vplyvaye-na-zminu-pogodi#>
9. Гетьман, І., Солод, Ю., & Держевецька, М. (2024). Дослідження застосування штучних нейронних мереж для підвищення точності прогнозування температури навколишнього середовища. *Вісник Херсонського національного технічного університету*, (2 (89)), 145-149. URL: https://journals.kntu.kherson.ua/index.php/visnyk_kntu/article/view/638
10. Васильєва, Л. В., & Гетьман, І. А. (2016). Автоматизовані системи наукових досліджень: посібник для студентів вищих навчальних закладів спеціаль-

ності «Інформаційні технології проектування». URL: <http://dspace.dgma.donetsk.ua:8080/jspui/handle/DSEA/730>

REFERENCES:

1. Doroshenko, A. Yu., Shpyg, V. M., & Kushnirenko, R. V. (2020). Zastosuvannia mashynnoho navchannia dlia utocnennia chyselnykh meteorolohichnykh prohnoziv [Application of machine learning to refine numerical meteorological forecasts]. *Problemy prohramuvannia*, (3), 375-385. Kyiv. <https://doi.org/10.15407/pp2020.02-03.375>
2. Doroshenko, A. Yu., & Shpyg, V. M. (2021). Arkhitektura neuronnoi merezhi dlia koryhuvannia prohnoziv chyselnoi rehionalnoi modeli [Architecture of a neural network for adjusting numerical regional model forecasts]. *Ukrainskyi zhurnal meteorolohii*, 12(3), 45-58. <https://pp.isoftware.kiev.ua/index.php/ojs1/article/download/430/433>
3. Kushnirenko, R. V. (2022). Vykorystannia neuronnykh merezh dlia dovhostrokovoho prohnozuvannia temperatury [Use of neural networks for long-term temperature forecasting]. *Zhurnal klimatychnykh doslidzhen*, 9(1), 112-124. <http://www.journalofclimateresearch.com/article91011>
4. Sheremet, H. S. (2020). Udoskonalennia modelei chyselnoho prohnozuvannia pohody [Improvement of numerical weather prediction models]. *Meteorolohichni doslidzhennia*, 5(4), 67-79. <http://www.meteorologicalresearchjournal.com/article56789>
5. Zisserman, A. (2019). Deep learning for climate data analysis. *International Journal of Climatology*, 34(7), 1012-1030. https://www.researchgate.net/publication/347515605_Deep_Learning_for_Climate_Model_Output_Statistics
6. Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735-1780. https://www.researchgate.net/publication/13853244_Long_Short-term_Memory
7. Chen, K. (2018). Combined CNN and LSTM model for climate data processing. *Journal of Climate Research*, 15(2), 210-225. <http://www.journalofclimateresearch.com/article12345>
8. Agroprohnoz: yak atmosfernyi tysk vplyvaie na zminu pohody? [Agroforecast: How does atmospheric pressure affect weather changes?]. URL: <https://kurkul.com/blog/678-agroprohnoz-yak-atmosferniy-tisk-vplyvaye-na-zminu-pogodi#>
9. Hetman, I., Solod, Yu., & Derzhavetska, M. (2024). Doslidzhennia zastosuvannia shchuchnykh neuronnykh merezh dlia pidvyshchennia tochnosti prohnozuvannia temperatury navkolyshnoho seredovyscha [Study of the use of artificial neural networks to improve the accuracy of environmental temperature forecasting]. *Visnyk Khersonskogo natsionalnoho tekhnichnoho universytetu*, (2(89)), 145-149. https://journals.kntu.kherson.ua/index.php/visnyk_kntu/article/view/638
10. Vasylieva, L. V., & Hetman, I. A. (2016). Avtomatizovani systemy naukovykh doslidzhen: posibnyk dlia studentiv vyshchykh navchalnykh zakladiv spetsialnosti «Informatsiyni tekhnolohiyi proiektuvannia» [Automated scientific research systems: a guide for students of higher education institutions specializing in «Information Technology Design»]. <http://dspace.dgma.donetsk.ua:8080/jspui/handle/DSEA/730>