

О.М. ГУМЕН, К.О. РАЧЕК  
Національний технічний університет України  
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

## НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ ТА МАШИННЕ НАВЧАННЯ У ОБРОБЦІ ДАНИХ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ КОСМІЧНОЇ ПОГОДИ

*Для прогнозування геомагнітних збурень досліджуються не лише емпіричні методи, але і аналітичні: статистичні методи, моделі на основі фізики глобального масштабу (магніто-гідродинамічні, МГД), методи, засновані на машинному навчанні або комбінації цих методів. Ця оглядова робота присвячена саме розробкам на основі штучного інтелекту та машинного навчання для вирішення проблем обробки даних геомагнітної активності і передбачення космічної погоди. Адже, незважаючи на те, що збір та попередньою обробкою даних сонячної та геомагнітної активності займається велика кількість обсерваторій та космічних місії з усієї Землі, цей процес продовжує кидати науковцям виклики, такі як шум у даних, прогалини у часових рядах та аномалії. Все це є неабиякою перешкодою для розвитку прогнозування космічної погоди, зокрема створення прогнозів у реальному часі, і потребує застосування нових методів, розробки алгоритмів, які аналізують швидкість сонячного вітру та корональних викидів, забезпечуючи ефективне прогнозування перед їх досягнення Землі, що є важливим, оскільки сонячний вітер може досягати Землі за дуже короткі проміжки часу.*

*Методи попередньої обробки даних включають вибір міток, роботу з відсутніми значеннями та стандартизацію даних. Важливо враховувати фізичні явища та адаптувати функції втрат для оптимального використання комп'ютерних систем у цьому контексті.*

*У статті згадані дві створені моделі для прогнозування індексу Dst (геомагнітні бурі). Перша модель використовує нейронну мережу з Long Short-Term Memory (LSTM), навчану на даних з 2012–2016 років. Ця модель має точність 83,47%. Друга модель, Dst Transformer (DSTT), розроблена для короткострокового прогнозування та використовує рівень уваги та байєсівський висновок. DSTT показує високу точність і враховує два типи невизначеностей в даних. Обидві моделі протестовані авторами та порівняні з іншими методами машинного навчання.*

*Машинне навчання дозволяє виявляти складні зв'язки та прогнозувати значення планетарних індексів на майбутнє, допомагаючи у попередженні можливих негативних впливів геомагнітних бурь на технології та інфраструктуру, і навіть просто у перспективі надає людям досвід вирішення складних наукових проблем, що може посприяти новим відкриттям, винаходам і опануванню інших фізичних явищ.*

*Ключові слова: нейронні мережі, машинне навчання, геомагнітні бурі, геомагнітні індекси, Data Science.*

О.М. GUMEN, К.О. RACHEK  
National Technical University of Ukraine “Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”

## NEURAL NETWORKS AND MACHINE LEARNING IN DATA PROCESSING FOR SPACE WEATHER FORECASTING

*To forecast geomagnetic storms, researchers explore not only empirical methods but also analytical approaches, including statistical methods, models based on global-scale physics (magnetohydrodynamic, MHD), methods based on machine learning, or combinations of these. This review is dedicated to developments in artificial intelligence and machine learning aimed at addressing challenges in processing data on geomagnetic activity and predicting space weather. Despite numerous observatories and space missions worldwide collecting and preprocessing data on solar and geomagnetic activity, this process continues to pose challenges to scientists, such as data noise, gaps in time series, and anomalies. All of these are significant hindrances to the development of space weather forecasting, especially in creating real-time predictions, requiring the application of new methods and algorithm development that analyze solar wind speed and coronal mass ejections, ensuring effective forecasting before they reach Earth, which is crucial since solar wind can reach Earth in very short time intervals.*

*Data preprocessing methods include label assigning, handling missing values, and data standardization. It is essential to consider physical phenomena and adapt loss functions for optimal utilization of computer systems in this context.*

*The article mentions two models created for forecasting the Dst index (geomagnetic storms). The first model utilizes a neural network with Long Short-Term Memory (LSTM), trained on data from 2012–2016, achieving an accuracy of 83.47%. The second model, Dst Transformer (DSTT), designed for short-term forecasting, utilizes attention levels and Bayesian inference. DSTT demonstrates high accuracy and addresses two types of uncertainties in the data. Both models are tested and compared with other machine learning methods by the authors.*

*Machine learning enables the identification of complex relationships and forecasting planetary index values in the future, helping to mitigate potential negative impacts of geomagnetic storms on technology and infrastructure. Additionally, it provides people with experience in solving complex scientific problems, which could contribute to new discoveries, inventions, and a better understanding of other physical phenomena in the long run.*

*Key words: neural networks, machine learning, geomagnetic storms, geomagnetic indices, Data Science.*

### **Постановка проблеми**

Збільшення обчислювальної потужності та накопичення великих обсягів даних в сучасному світі створюють унікальні можливості для застосування штучного інтелекту та машинного навчання в різних галузях. Однією з актуальних областей досліджень є використання цих технологій для вирішення завдань Data Science. Науковці інтенсивно працюють над розробкою нейронних мереж та програм на основі машинного та глибокого навчання, щоб досягти кращих результатів у обробці великих обсягів даних.

Ще однією актуальною сферою застосування є вимірювання геомагнітної активності, нормування за різними геомагнітними індексами (aa, am, Kp, Dst, PC, AE, AU, AL, AO, SC, SFE, Q-days, D-days, СК-days тощо) та загальне прогнозування космічної погоди. Різноманітні дані про сонячну та геомагнітну активність, зібрані земними обсерваторіями та космічними зондами різних країн, становлять основу для визначення геомагнітних індексів та прогнозування подій у космосі. Збір параметрів та даних може відбуватися як погодинно, так і похвилинно.

### **Аналіз останніх досліджень і публікацій**

Перед аналізом необхідно провести попередню обробку отриманих великих обсягів даних для усунення помилок вимірювань, таких як шум, прогалини у часових рядах, нульові значення. Додатково, внаслідок збоїв на спостережуваних станціях та виявлення непередбачуваних аномалій у даних, деякі обсяги можуть бути викривлені або втрачені. Втрата даних у результаті випадкових збоїв також може служити індикатором космічної погоди, тому виявлення і аналіз аномалій може стати джерелом додаткових свідчень про космічну погоду, де також може застосовуватися штучний інтелект [1].

Оскільки швидкість руху сонячного вітру та корональних викидів маси в бік Землі може тривати від днів до годин, обробка даних потребує значної оперативності. З цією метою розробляються алгоритми обробки даних у реальному часі або наближеному до реального часу, зокрема розробка засобів передбачення наслідків сонячної активності до того, як сонячний вітер та корональні викиди маси досягнуть Землі. Науковці намагаються максимізувати час для створення успішних прогнозів [2].

### **Методи і мета дослідження**

Комп'ютерні системи, спрямовані на прогнозування параметрів магнітосфери, зазвичай навчають та оцінюють на основі науково оброблених якісних даних, що отримані від космічних апаратів, розташованих в точці L1 за течією від Землі. Вимірювання радіальної швидкості сонячного вітру на L1 виступає ключовим елементом для перевірки вивчених моделей корони та геліосфери, хоча також розглядаються інші параметри сонячного вітру, що не згадані тут. Вже з цієї точки, залежно від швидкості, сонячному вітру зазвичай потрібно близько 40 хвилин для досягнення Землі.

Етапи попередньої обробки даних для використання комп'ютерних систем (штучного інтелекту) передбачають вибір вхідних функцій і міток, врахування зв'язків між змінними та уникнення надмірності [3]. Такі методи, як інтеркореляції та PCA, допомагають видалити небажані функції. Обробка відсутніх значень є надзвичайно важливою, і пропозиції дослідників включають пошук додаткових джерел даних або знаходження балансу між видаленням та інтерполяцією. Стандартизація або нормалізація даних необхідна для ефективного порівняння моделей. Зазначається робота з викидами (outliers), особливо в мітках, з підкресленою необхідністю

розбірливості користувача, щоб відрізнити реальні аномалії від екстремальних значень. Існують проблеми адаптації функцій втрат у врахування фізичних явищ, що вимагає глибокого розуміння основної фізики, і є ключовим аспектом використання комп'ютерних систем в цьому контексті.

### Викладення основного матеріалу дослідження

Способи владнання перелічених питань можна побачити на прикладі досягнення успішних результатів у конкретних авторів. У розробленій [4] нейронній мережі використовується Long Short-Term Memory (LSTM) з декількома шарами. Перший шар – це вхідний послідовний шар, розмір якого дорівнює кількості характеристик вхідних даних. Дані перемішуються після кожної епохи у межах партії для мінімізації обчислювального навантаження і зменшення випадковості мережі. Другий шар – це один LSTM шар з 500 прихованими одиницями та гіперболічною тангенс-активаційною функцією. Третій шар – це повністю з'єднаний шар із розміром, що дорівнює кількості класів. Останній шар – це softmax і класифікаційний вихідний шар, який класифікує дані на основі попередньо визначеного набору даних Ground-Truth. Для навчання модель була відкалібрована вручну за допомогою таких гіперпараметрів як швидкість навчання, поріг градієнта та розмір введення.

Набір даних, використаний для навчання цієї моделі LSTM, складався з даних за 2012–2016 роки і включав дані про магнітне поле геоцентричної сонячної екліптики (величина міжпланетного магнітного поля,  $B_x$ ,  $B_z$ ); густину протонів плазми; індекс аврорального електроджету та потік протонів понад 10 MeV. Ці дані були перетворені в дані «Ground-Truth» шляхом додавання міток до чотирьох класів (слабкий, помірний, сильний, серйозний) на основі індексу часу штормового занепокоєння.

Модель було протестовано з використанням окремого тестового набору даних за 2017 рік, який використовувався для виявлення Dst (ключового індексу для геомагнітних бур). Модель LSTM присвоїла мітки навчальним даним на основі набору даних «Ground-Truth». Потім прогнозовані значення були перевірені з цими даними тестування, щоб оцінити точність моделі шляхом порівняння передбачуваних виявлень Dst із фактичними даними Dst на основі класифікації набору даних GT. Найвища точність моделі була оцінена в 83,47%, виходячи з даних навчання.

Метод глибокого навчання під назвою Dst Transformer (DSTT), розроблений [5] для короткострокового прогнозування (на 1–6 годин вперед) індексу Dst, використовує рівень уваги (multi-head attention layer) в поєднанні з байсесівським висновком, щоб впоратися як з алеаторичною невизначеністю (випадковість, властива даним), так і з епістемічною невизначеністю (варіабельність параметрів моделі). Архітектура моделі DSTT включає наступні рівні Conv1D, LSTM, рівень уваги, щільний варіаційний рівень (dense variational layer) і шари виключення (dropout layers). Він використовує метод вибірки Монте-Карло для отримання імовірнісних результатів прогнозування, кількісно оцінюючи обидва типи невизначеностей, згаданих вище.

Дані, використані для навчання моделі, були отримані з Координованого архіву даних NASA Space Science. Їхній період був з 1 січня 2010 року по 30 вересня 2021 року із загальним записом 102 976 випадків. Кожен запис містив сім значень параметрів сонячного вітру та етикетку моделі. Тестовий набір включав 1104 записи з 1 жовтня 2021 року по 15 листопада 2021 року.

Для тестування моделі вони провели абляційні дослідження, де оцінили зміну продуктивності з видаленням різних шарів із моделі DSTT. Вони також порівняли модель DSTT із шістьма тісно пов'язаними методами машинного навчання, включаючи лінійну регресію, випадкові ліси, опорну векторну регресію, ARIMA, LSTM і LSTM у поєднанні з процесами Гаусса. Використаними показниками продуктивності були середньоквадратична помилка та значення R-квадрат ( $R^2$ ) для кожного методу.

Крім того, вони провели 10-кратні тести перехресної перевірки на оригінальному та більшому наборі даних, щоб статистично підтвердити результати. Продуктивність і стабільність DSTT також оцінювалися за допомогою синтетичних даних, що містять до 1,2 мільйона записів.

### Висновки

Отже, для оптимізації аналізу та обробки даних та отримання нових кращих результатів розробляються оптимізаційні алгоритми і програми на основі машинного навчання та нейронних мереж, що вдосконалюють обробку даних і здатність до передбачення космічної погоди. Крім того, нейронні мережі можна навчати на масивах даних, вивчати кореляції (між сонячною активністю, космічною погодою у міжпланетному просторі, а також магнітосферними збуреннями на Землі), на основі чого вони зможуть аналітично відновлювати втрачені дані для більш коректної апроксимації та подальшої обробки.

Машинне навчання дозволяє виявити складні зв'язки між різними вхідними параметрами та геомагнітними індексами, які можуть бути недостатньо очевидними для звичайних методів аналізу даних, обходячи виведення законів і пошук формул [6]. Також машинне навчання дозволяє створити моделі, які можуть прогнозувати значення планетарного індексу в майбутньому на основі історичних даних та поточних спостережень [7]. Це допомагає попереджати можливі негативні впливи геомагнітних бур та інших явищ на технології та інфраструктуру.

### Список використаної літератури

1. Wintoft P., Lundstedt H., Eliasson L., Kalla L., Hilgers A. Spacecraft anomaly analysis and prediction system – SAAPS. *European Space Agency, (Special Publication) ESA SP*. 2001. 476, 169–176.
2. Smith A. W., Forsyth C., Rae I. J., Garton T. M., Jackman C. M., Bakrania M., Shore R. M., Richardson G. S., Beggan C. D., Heyns M. J., Eastwood J. P., Thomson A. W. P., Johnson, J. M. On the Considerations of Using Near Real Time Data for Space Weather Hazard Forecasting. *Space Weather*. 2022. 20(7).
3. Bouriat S., Vandame P., Barthélémy M., Chanussot J. Towards an AI-based understanding of the solar wind: A critical data analysis of ACE data. *Frontiers in Astronomy and Space Sciences*. 2022. 9(November). 1–18.
4. Gulati I., Li H., Johnston M., Dlay, S. Classification based Detection of Geomagnetic Storms using LSTM Neural Network. 2022 3rd URSI *Atlantic and Asia Pacific Radio Science Meeting AT-AP-RASC 2022*. 29 May – 3 June. Gran Canaria, 2022.
5. Abdullah Y., Wang J. T. L., Bose P., Zhang G., Gerges F., Wang H. Forecasting the Disturbance Storm Time Index with Bayesian Deep Learning. *Proceedings of the International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference, FLAIRS-35 2022*. 15–18 May. Jensen Beach, 2022.
6. Upendran V., Cheung M. C. M., Hanasoge S., Krishnamurthi G. Solar Wind Prediction Using Deep Learning. *Space Weather*. 2020. 18(9).
7. Schmölter E., Berdermann J. Predicting the effects of solar storms on the ionosphere based on a comparison of real-time solar wind data with the best-fitting historical storm event. *Atmosphere*. 2021. 12(12).

### References

1. Wintoft, P., Lundstedt, H., Eliasson, L., Kalla, L., & Hilgers, A. (2001). Spacecraft anomaly analysis and prediction system – SAAPS. *European Space Agency, (Special Publication) ESA SP*, 476, 169–176. [in English]
2. Smith, A.W., Forsyth, C., Rae, I.J., Garton, T.M., Jackman, C.M., Bakrania, M., Shore, R.M., Richardson, G.S., Beggan, C.D., Heyns, M.J., Eastwood, J.P., Thomson, A.W.P., & Johnson, J.M. (2022). On the Considerations of Using Near Real Time Data for Space Weather Hazard Forecasting. *Space Weather*, 20(7). <https://doi.org/10.1029/2022SW003098> [in English]
3. Bouriat, S., Vandame, P., Barthélémy, M., & Chanussot, J. (2022). Towards an AI-based understanding of the solar wind: A critical data analysis of ACE data. *Frontiers in Astronomy and Space Sciences*, 9 (November), 1–18. <https://doi.org/10.3389/fspas.2022.980759> [in English]

4. Gulati, I., Li, H., Johnston, M., & Dlay, S. (2022). Classification based Detection of Geomagnetic Storms using LSTM Neural Network. 2022 3rd URSI *Atlantic and Asia Pacific Radio Science Meeting, AT-AP-RASC 2022, May*. <https://doi.org/10.23919/AT-AP-RASC54737.2022.9814226> [in English]
5. Abdullallah, Y., Wang, J.T.L., Bose, P., Zhang, G., Gerges, F., & Wang, H. (2022). Forecasting the Disturbance Storm Time Index with Bayesian Deep Learning. *Proceedings of the International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference, FLAIRS, 35*(June). <https://doi.org/10.32473/flairs.v35i.130564> [in English]
6. Upendran, V., Cheung, M.C.M., Hanasoge, S., & Krishnamurthi, G. (2020). Solar Wind Prediction Using Deep Learning. *Space Weather, 18*(9). <https://doi.org/10.1029/2020SW002478> [in English]
7. Schmölter, E., & Berdermann, J. (2021). Predicting the effects of solar storms on the ionosphere based on a comparison of real-time solar wind data with the best-fitting historical storm event. *Atmosphere, 12*(12). <https://doi.org/10.3390/atmos12121684> [in English]

Гумен Олена Миколаївна – д.т.н., професор кафедри нарисної геометрії, інженерної та комп'ютерної графіки Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського». E-mail: [gumens@ukr.net](mailto:gumens@ukr.net), ORCID: 0000-0003-3992-895X.

Рачек Катерина Олександрівна – студентка бакалаврату кафедри загальної фізики та моделювання фізичних процесів Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського». E-mail: [kara-fmf25@iitl.kpi.ua](mailto:kara-fmf25@iitl.kpi.ua), ORCID: 0009-0008-7742-3454.

Gumen Olena Mykolaivna – Doctor of Technical Sciences, Professor of the Department of Descriptive Geometry, Engineering and Computer Graphics of the National Technical University of Ukraine “Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”. E-mail: [gumens@ukr.net](mailto:gumens@ukr.net), ORCID: 0000-0003-3992-895X.

Rachek Kateryna Oleksandrivna – a bachelor's degree student of the Department of General Physics and Modeling of Physical Processes of the National Technical University of Ukraine “Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”. E-mail: [kara-fmf25@iitl.kpi.ua](mailto:kara-fmf25@iitl.kpi.ua), ORCID: 0009-0008-7742-3454.