

15. Левин И.Я., Рогельберг И.Л. Термоэлектрическая неоднородность проволочек и методы ее измерения // Исследования сплавов для термопар. - М.: Металлургия, 1971. Вып.32. - С. 93-105.
16. Павлов Б.П., Лижневская Л.И., Серягина Л.П. Графический метод расчета погрешности термопар из-за неоднородности электродов // Измерительная техника. - 1985. - №7. - С.43-45.
17. Тартаковский Д.Ф. Расчет погрешности термопары от термоэлектрической неоднородности ее электродов // Труды метролог. ин-тов СССР. - 1969. - Вып.105(165). - С.107-114.
18. Мильченко В.Ю. Исследование методов и разработка средств проверки термоэлектрических преобразователей из неблагородных металлов. Автореферат дис... к.т.н.: 05.11.15 - М., ВНИИФТРИ, 1984. - 25 с.
19. Чирка М.І. Підвищення точності вимірювання температури термоелектричними перетворювачами в нерівномірних теплових полях. Автореферат дис... к.т.н.: 05.11.04 - Львів, Державний університет "Львівська політехніка", 1997.
20. М.І.Чирка, Н.М.Васильків, Р.В.Кочан. Метод підвищення точності прогнозування нестабільності характеристик перетворення термоелектричних перетворювачів. // Вісник ТАНГ. Економіко-математичні моделювання. - 1999. - №6. - С.37-42.
21. Рогельберг Н.А., Пигидина Э.Н., Покровская Г.Н. и др. Изменения термоэлектрической силы проволоки из хромеля и алюмеля при нагреве на воздухе при 800°C продолжительностью до 10000 ч. // В сб. Исследование сплавов для термопар. Труды института Гипрошветметобработка. Том III. - М.: Металлургия, 1969. - С.33-41.

Одержано 17.01.2007 р.

УДК 531.374; 539.213

В.Турченко, канд. техн. наук; В.Демчук; А.Саченко, докт. техн. наук

Тернопільський національний економічний університет

ПІДХІД ДО ПРОГНОЗУВАННЯ МІЖПЛАНЕТНИХ УДАРНИХ ХВИЛЬ

У статті розглянуто підхід до прогнозування часу прибуття міжпланетних ударних хвиль за допомогою нейронних мереж на основі одного каналу EPAM (Electron, Proton and Alpha Monitor) космічного апарату ACE (Advanced Composition Explorer), що знаходиться в точці L1. Наведено короткий опис космічного апарату ACE та проаналізовані дані, що поступають від нього у мережу Інтернет у реальному часі. Обґрунтовано вибір даних для проведення експериментальних досліджень та наведено результати імітаційного моделювання прогнозування часу прибуття ударної хвилі в середовищі МАТЛАБ.

V.Turchenko, V.Demchuk, A.Sachenko

AN APPROACH TO INTERPLANETARY SHOCKS PREDICTION

An approach to prediction of the arrival time of interplanetary shocks using neural networks based on the data gathered from single EPAM (Electron, Proton and Alpha Monitor) channel of NASA's ACE (Advanced Composition Explorer) spacecraft is proposed in this paper. A short description of ACE spacecraft and the data, published online on the appropriate web-site, are considered. A data choice to fulfill a prediction of interplanetary shocks is proven and structure of neural network is described. The results of simulation modeling in MATLAB are considered in the end of the paper.

Умовні позначення

- | | |
|----------|--|
| N | - кількість нейронів у схованому рівні нейронної мережі; |
| w_{ij} | - вагові коефіцієнти від i -го нейрона схованого рівня до вихідного нейрона; |
| h_i | - вихід i -го нейрона; |
| T | - поріг вихідного нейрона; |

F_j	- функція активації вихідного нейрона;
w_{ij}	- вагові коефіцієнти від M вхідного нейрона до j -го нейрона схованого рівня;
x_i	- вхідні значення;
T_j	- поріг j -го нейрона схованого рівня.

Міжпланетні ударні хвилі в космосі – це області, що утворюються при надзвуковому русі газу, у яких мають місце різкі перепади щільності, тиску, температури, ступені іонізації газу та інших його параметрів [1]. Сонячний вітер, що переносить цей газ, налітає на земну магнітосферу зі швидкістю близько 500 км/с і зупиняється через опір магнітного поля Землі. На межі магнітосфери утворюється фронт щільної плазми з високою температурою та інтенсивною плазмовою турбулентністю. З міжпланетними ударними хвилями асоціюються такі явища, як енергетичні та геомагнітні бурі. Ці явища негативно впливають на дороге вартісне космічне обладнання і супутники, що знаходяться на низькоорбітальній навколоземній орбіті, на наземні високочастотні радіокомунікації і радары, електричні мережі та системи енергозабезпечення і на здоров'я людей [2]. Для прикладу, супутник погоди GOES-7 втратив половину своїх сонячних дзеркал протягом значного викиду Сонцем протонів 13 березня 1989, цей шторм зменшив термін експлуатації супутника вдвічі. ANIK E-1 та E-2 (20-21 січня 1994 року), два канадські комунікаційні супутники, були вимкнені внаслідок збільшення активності високо заряджених електронів у магнітосфері Землі. 11 січня 1997 року компанія AT&T відзначила масові збої у роботі системи живлення на їх супутнику Telstar 401 [3]. Можна ще навести багато подібних прикладів виходу з ладу супутників чи тимчасової втрати ними функціональності внаслідок міжпланетних ударних хвиль. Тому задачі прогнозування сонячної активності, її впливу на геомагнітне поле Землі, прогнозування часу, що залишається до прибуття міжпланетних ударних хвиль та пікової інтенсивності заряджених частинок, яких несе у собі сонячний вітер, є актуальними задачами сьогодні.

В останні роки багато стратегій були запропоновані для прогнозування сонячної погоди, базуючись на різноманітних даних, отриманих із супутників та наземних обсерваторій, багато дослідницьких лабораторій та науковців займаються прогнозуванням космічної погоди за допомогою апарату штучних нейронних мереж. R. A. Calvo та H. A. Seccatto використовують нейронні мережі із зворотніми зв'язками для дослідження динаміки Сонця, що визначається щорічним середнім значенням числа Вольфа. Вони прийшли до висновку, що нейронні мережі є добрим засобом для аналізу часових рядів даних. Зокрема, вони можуть бути застосовані для виявлення зміни динаміки сонячної активності, давати добрий довготерміновий прогноз для періодів, що є більшими за повний сонячний цикл [4]. A. Dmitriev та Yu. Minaeva використовують рекурентні штучні нейронні мережі для моделювання самоузгоджених часових рядів геомагнітних індексів Dst, Kp, AP, тощо [5]. Z. Voros і D. Jankovicova пропонують прогнозування геомагнітної активності на основі методу за використанням локальних експонент Холдера α . Нейронна мережа із зворотним розповсюдженням помилки та зворотними зв'язками використовується для дослідження сонячного вітру – на стику магнітосфери і прогнозування геомагнітного індексу Dst [6].

J. Vandegriff [7] розробив алгоритм, що здатний прогнозувати прибуття події штормів енергетичних частинок. Події штормів енергетичних частинок пов'язані з рухом міжпланетних ударних хвиль і мають тісний зв'язок із геомагнітними штормами. Автори використовують історичні дані про іонні потоки з космічного апарату NASA's Advanced Composition Explorer (ACE), який обертається по орбіті навколо точки Лагранжа L1 на відстані близько 1,5 млн. кілометрів від Землі. Вони навчили штучну нейронну мережу виявляти характерні сигнали, що сповіщають про майбутню подію. Нейронна мережа прогнозує час, що залишився до моменту максимальної інтенсивності потоку іонів біля магнітосфери Землі. Як вхідні дані для прогнозуючої моделі вони використовують п'ять іонних каналів (P1, P3, P5, P6, P7), поданих на

веб-сайті NOAA (U.S. National Oceanic and Atmospheric Administration), систему реального часу і додаткові похідні параметрів. Однак вибір цих даних не достатньо обґрунтований, і середнє значення прогнозу запропонованого методу становить 8,9 годин на 24-годинному проміжку часу.

Мета роботи – оцінка можливості використання окремих каналів ACE для прогнозування часу прибуття міжпланетних ударних хвиль з одночасним зменшенням складності алгоритму прогнозу та збільшенням точності визначення часу прибуття міжпланетної ударної хвилі.

Підхід до прогнозування та вибірка даних ACE/EPAM

Дані телескопа ACE Electron, Proton, and Alpha Monitor (EPAM) можуть характеризувати динаміку поведінки електронів та іонів від $\sim 0,03$ до ~ 5 MeV, що призвидшені імпульсивними сонячними спалахами та міжпланетними ударними хвилями, пов'язаними з викидами коронарних мас на Сонці. Інструмент EPAM складається з двох телескопів з п'ятьма окремими апертурами [8]. Телескопи використовують обертання космічного апарату для огляду усього неба. Напівпровідникові детектори використовуються для вимірювання енергії та складу частинок. Вісім каналів EPAM/LEMS30 (Low-Energy Magnetic Spectrometer) детектора і їх енергетичні діапазони подані у таблиці 1 [8].

Таблиця 1 - Енергетичні діапазони LEMS30/ACE детектора

Енергетичний канал	Діапазон (MeV)	Часточки
P1	0,047-0,065	іони
P2	0,065-0,112	іони
P3	0,112-0,187	іони
P4	0,187-0,310	іони
P5	0,310-0,580	іони
P6	0,580-1,06	іони
P7	1,06-1,91	іони
P8	1,91-4,75	іони

ACE-дані призначені для моніторингу великих часток і поведінки фронту ударної хвилі та для вибору особливих періодів часу. Дані автоматично генеруються з потоку даних космічного апарату шляхом використання нескладних алгоритмів, забезпечених розробниками інструментів, і публікуються на веб-сайті NOAA у реальному масштабі часу. Ми використали історичні дані детектора ACE Level 2 LEMS30, які підготовлені для наукових досліджень [9].

Міжпланетні ударні хвилі можуть бути визначені з потоку EPAM даних за двома характеристиками [7]: збільшення розкиду на початку події та пікова інтенсивність заряджених частинок більша ніж 10^{45} для каналу P1. Автор J. Vandegeiff в роботі [7] використав звичайний тригер, запроєктований, щоб виявляти зростання дисперсії для визначення часу початку події. Додаткові параметри, що визначали цей тригер, були: спектральний нахил, середнє значення енергетичного спектру та часові похідні цих значень. Всі ці величини використані для навчання нейронної мережі, а саме: п'ять іонних каналів (P1, P3, P5, P6, P7) забезпечені системою реального масштабу часу NOAA, які перенесені у таблиці 1, та ще п'ять додаткових параметрів, а саме – коефіцієнт анізотропії, спектральний нахил (SS), середня інтенсивність (IMP) і часові похідні цих значень (SS' and IMP'). Таким чином, нейронна мережа мала 10 входів і один вихід. На вихід було подано значення часу, яке залишилося до шоку, тобто перевищення інтенсивності заряджених частинок значення 10^{45} . Однак при використанні даного підходу прогнозна модель фактично використовується неефективно, тому що кожному навчальному вектору в n-ий момент часу відповідає

значення часу до шоку, і для здійснення прогнозу потрібно знати значення вхідних послідовностей у всі моменти часу (наприклад, якщо дані інтенсивності поступають з інтервалом 5 хвилин, то від початку події до шоку приблизно може бути близько 500 даних). Тобто таку модель можна використати тільки для оцінки точності та ефективності цього підходу.

Для дослідження ми вибрали дві тестові події міжпланетних збурень, так само, як в роботі [7]:

1) *подія 1* – початок події 14.00, 248 день 2000 року, початок шоку 12.00, 250-й день 2000 року (06/09/2000) тривалість цієї події 46 годин (550 точок 5-хвилинних середніх значень потоку сонячних часток);

2) *подія 2* – початок події 0.00, 21 день 2001 року, початок шоку 6.00, 23-й день 2001 року (23/01/2001) тривалість цієї події 30 годин (360 точок 5-хвилинних середніх значень потоку сонячних часток).

На рис. 1 показано графіки потоків заряджених частинок ЕРАМ даних по Р1-Р2 каналах для події 1.

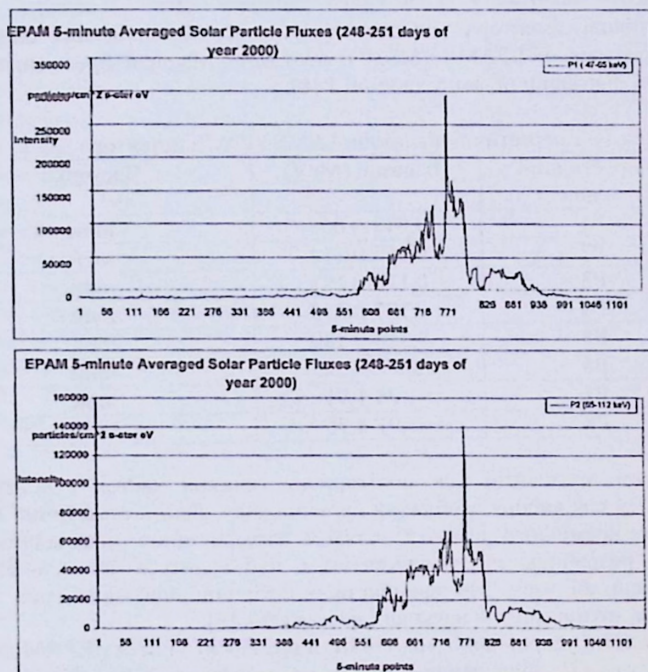


Рисунок 1 - Інтенсивності часток по окремих каналах Р1-Р2 для історичної вибірки даних: 248-251 дні 2000 року.

В результаті числового аналізу виявлено, що лише канали Р1 та Р2 показують пікову інтенсивність більшу, ніж 10^5 часток/(с cm^2 ster keV). Тому мінімально необхідно можна використати лише один із них для прогнозування часу, що залишився до початку шоку. При цьому достатньо спрогнозувати тільки перевищення інтенсивністю пікового значення 10^5 часток/(с cm^2 ster keV) і можна отримати прогнозований момент часу початку шоку, а різниця між прогнозованим і реальним моментом шоку покаже адекватність методу прогнозу. Усі інші канали Р4-Р8, крім каналу Р3, можна використовувати для більш точного визначення початку події.

Набори даних сонячної геофізичної активності космічного апарату ACE з інтервалом 1- та 5- хвилин доступні безкоштовно на анонімному FTP сервері [10]. Дані поступають щогодини із затримкою поступлення 7 хвилин, що дозволяє забезпечити

прогноз у реальному часі.

Структура нейронної мережі

Доцільно використати багаторівневий персептрон для виконання задачі прогнозування, так як ця архітектура має переваги простоти та широкого використання для задач прогнозування [11-12].

Вихідні значення трирівневого персептрона (рис. 2)

$$y = F_3 \left(\sum_{i=1}^N w_{i3} h_i - T \right),$$

де N - кількість нейронів у схованому рівні, w_{i3} - вагові коефіцієнти від i -го нейрону схованого рівня до вихідного нейрона, h_i - вихід i -го нейрона, T - поріг вихідного нейрона, F_3 - функція активації вихідного нейрона. Вихідне значення j -го нейрона схованого рівня

$$h_j = F_2 \left(\sum_{i=1}^M w_{ij} x_i - T_j \right),$$

де w_{ij} - вагові коефіцієнти від M вхідного нейрона до j -го нейрона схованого рівня, x_i - вхідні значення, T_j - поріг j -го нейрона схованого рівня.

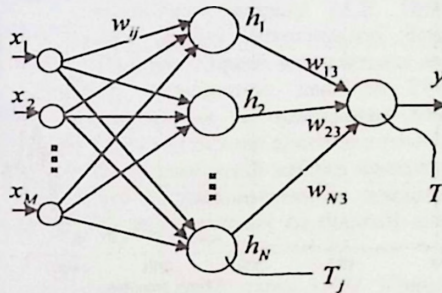


Рисунок 2 – Структура нейронної мережі.

Алгоритм Левенберга-Маркьюардта використаний для навчання, оскільки це найшвидший метод для навчання нейронних мереж із зворотними зв'язками та невеликої вибірки даних [13].

Результати експериментальних досліджень

Експериментальні дослідження проводились з використанням програмного середовища MatLab [14]. Вибірка навчання формувалася за методом Бокса-Дженкінса [15], розмір вхідного вікна при цьому становив 5 точок, розмір вихідного вікна дорівнював одиниці. Для прогнозування була використана модель багаторівневого персептрону з 5 вхідними, 5 схованими нейронами з функцією активації гіперболічного тангенса та 1 вихідний лінійний нейрон. Навчання було здійснено за методом Левенберга-Маркьюардта до середньоквадратичної помилки 10^{-3} . Нижче наведені усереднені результати досліджень, виконані декілька разів для кожної події.

На рис. 3 наведено результат прогнозування значення інтенсивності заряджених частинок для події 1 (06/09/2000). Для навчання нейронної мережі використовувались 550 значень інтенсивності з тієї ж події, тобто цей результат є фактично відтворенням вибірки навчання. Як видно з результату, прогнозована і реальна інтенсивності заряджених частинок практично зливаються. Аналіз числових даних результатів показав, що прогнозований час шоку становить 540 хвилина від початку події, в той час

як реальний час шоку був 545 хвилина, тому відносна похибка відтворення вибірки навчання становить менше, ніж 0,01%. Потім навчена на події 1 (на 550 даних) нейронна мережа використана для прогнозування часу настання шоку для події 2 (23/01/2001) довшнюю 360 даних. Як видно з рис. 4, прогнозована і реальна інтенсивності заряджених частинок також практично зливаються. Аналіз числових даних результатів показав, що прогнозований час шоку становить 352 хвилина від початку події, в той час як реальний час шоку був 355 хвилина, тому відносна похибка прогнозу часу прибуття становить менше, ніж 0,01%. На рис. 5 наведено результат прогнозування значення інтенсивності заряджених частинок для події 2 (23/01/2001) нейронною мережею, що була навчена на зменшеній вибірці навчання з події 1 (06/09/2000) розміром 360 значень. Аналіз числових значень рис. 5 показав, що прогнозований час шоку становить 263 хвилини від початку події, в той час як реальний час шоку був 355 хвилина, тому відносна похибка прогнозу часу прибуття ударної хвилі становить близько 27%.

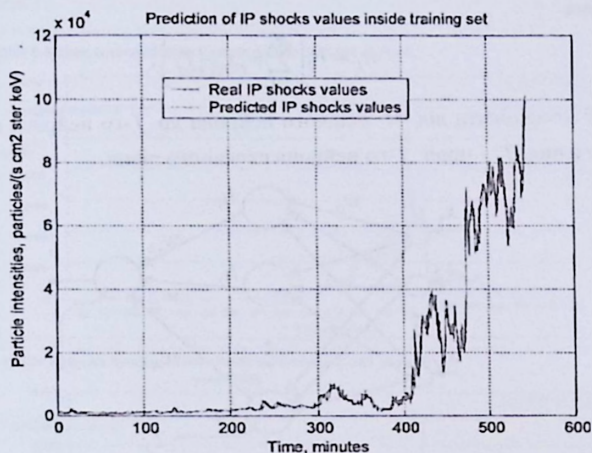


Рисунок 3 - Прогнозування міжпланетної ударної хвилі для події 1 з 550 точками даних у навчальній вибірці.

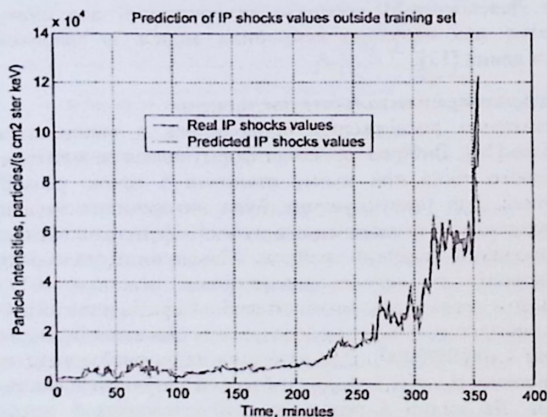


Рисунок 4 - Прогнозування міжпланетної ударної хвилі для події 2 з 550 точками даних у навчальній вибірці.

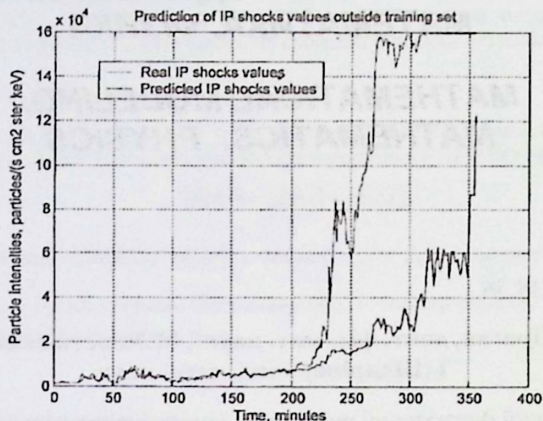


Рисунок 5 - Прогнозування міжпланетної ударної хвилі для події 2 з 360 точками даних у навчальній вибірці.

Висновки. В даній статті запропоновано підхід до прогнозування часу прибуття міжпланетних ударних хвиль за допомогою нейронних мереж на основі використання окремих каналів ЕРАМ даних з космічного апарату АСЕ. Нейромережовий підхід протестований з використанням одного каналу інтенсивності заряджених частинок у діапазоні 47-65 keV. Для навчання нейронної мережі використано дані інтенсивності про шок 06/09/2000, для прогнозування використано дані за 23/01/2001. Результати експериментальних досліджень, проведених з використанням MatLab, показали, що результати прогнозу є нестабільними і змінюються від достатньо точного значення 0,01% до досить великого значення близько 27% на зменшеній вибірці навчання. Тому в подальших дослідженнях доцільно провести серію експериментальних досліджень з використання додаткового каналу P2 та перевірити обидва підходи на більшій кількості міжпланетних ударних хвиль.

Ці дослідження підтримуються УНТЦ (www.stcu.int), грант #3872 "Розробка ефективних GRID технологій для екологічного моніторингу, використовуючи космічні дані" (2005-2007).

Література

1. http://www-spc.igpp.ucla.edu/~newbury/papers/sw_electrons/node9.html
2. Joselyn A., Anderson J., Coffey H. et al., Solar Cycle 23 Project: Summary of Panel Findings, Short Reference Paper. Nov. 1996.
3. Solar Storms: The Silent Menace, by Dr. Sten Odenwald, 1998 // <http://image.gsfc.nasa.gov/poetry/workbook/storms.html>
4. Calvo R. A., Ceccatto H. A. and Piacentini R. D. Neural network prediction of solar activity, *Astrophysical Journal*. - 1995 - Part 1 - Vol.444 - No.2 - P.916-921.
5. Dmitriev A., Minaeva Yu., Orlov Yu., Riazantseva M., Veselovsky I., Solar Activity Forecasting on 1999-2000 by Means of Artificial Neural Networks. Reported on EGS XXIV General Assembly 22 April 1999.
6. Voros Z. and Jankovicova D., Neural network prediction of geomagnetic activity: a method using local Holder exponents, *Nonlinear Processes in Geophysics*. - 2002 - 9 - P. 425-433.
7. Vandegriff J., Wagstaff K., Ho G., Plauger J. Forecasting space weather: Predicting interplanetary shocks using neural networks, *Advances in Space Research*. - 2005 - 36 - P. 2323-2327.
8. http://www.srl.caltech.edu/ACE/ASC/level2/epam_level2desc.html
9. http://www.srl.caltech.edu/ACE/ASC/level2/vl2DATA_EPAM.html
10. <http://sec.noaa.gov/fpmenu/lists/acc.html>
11. Hornik K., Stinchcombe M., White H. Multilayer Feedforward Networks are Universal Approximators, *Neural Networks*. - 1989 - 2 - P. 359-366.
12. Golovko V. Neural Networks: training, models and applications. - Moscow: Radiotekhnika, 2001. - P. 256 (in Russian).
13. Hagan M.T., Menhaj M. Training feed-forward networks with the Marquardt algorithm, *IEEE Transactions on Neural Networks*. - 1994 - Vol.5 - No.6 - P. 989-993.
14. Chapman S.J. MATLAB Programming for Engineers, 2nd Edition, Brooks/Cole Publishing Company. - 2002.
15. Box G., Jenkins G. Time Series analysis: Forecasting and Control. - Holden-Day, San Francisco. - 1976.

Одержано 15.12.2006 р.