

УДК 549.903

Н. М. Куссуль, А. Ю. Шелестов, С. В. Скакун, К. Г. Житомирська

Інститут космічних досліджень Національної академії наук України і Національного космічного агентства України, Київ
inform@ikd.kiev.ua

Автоматична система прогнозування міжпланетних ударних хвиль у сонячному вітрі

Надійшла до редакції 31.08.07

Описується автоматична система прогнозування міжпланетних ударних хвиль (УХ) у сонячному вітрі. Запропонована система складається з трьох модулів: модуля ідентифікації початку УХ, модуля класифікації УХ та модуля прогнозу часу прибуття УХ. У першому модулі використовується порогова фільтрація по узагальнених характеристиках потоку протонів сонячного вітру. Другий та третій модулі реалізовані на основі нейромережових обчислень та дозволяють визначити тип УХ та час до прибуття УХ відповідно. Всі три модулі орієнтовані на використання даних інструмента ЕРАМ супутника АСЕ, а їхні результати верифікуються за незалежними спостереженнями сонячних спалахів центру ІЗМІРАН. Всі числові експерименти проводилися для даних спостережень піку останнього циклу сонячної активності, що припав на 2000 рік, коли було зафіксовано 40 ударних хвиль.

ВСТУП

Космічною погодою називають комплекс зовнішніх, переважним чином сонячних, впливів на верхні шари атмосфери та іоносферу Землі, що потенційно впливають на функціонування космічних та наземних систем, а також біосферу та здоров'я людей [9]. Останнім часом космічна погода та її дослідження набувають все більшої ваги, адже космічні бурі можуть призвести до суттєвих пошкоджень таких високотехнологічних систем, як системи зв'язку, супутникові та навігаційні системи, електромережі. Наприклад, надзвичайна геомагнітна буря 13 березня 1989 р. спричинила 9-годинне вимкнення електростанції у провінції Квебек [7], однієї з найбільших станцій Північної Америки, що коштувало близько 13.2 млн дол., серед яких ціна пошкодженого обладнання склала 6.5 млн. Також під час цієї бурі була пошкоджена ядерна станція у Нью-Джерсі, що коштувало ще декілька мільйонів доларів. Найбільше космічна активність впливає на космічні станції та супут-

ники. У 1973 р. станція «Skylab» вийшла на нестабільну орбіту та згодом згоріла у атмосфері Землі через більшу за заплановану сонячну активність (<http://www-pao.ksc.nasa.gov/history/skylab/skylab-operations.htm>). Екстремальний викид радіації, викликаний так званим «Днем Бастилії» 14 липня 2000 р., спричинив появу білих ліній на ПЗЗ-матриці обсерваторії SOHO. Незважаючи на прогнозоване зниження сонячної активності, останні роки характеризуються низкою надзвичайно небезпечних сонячних викидів. За період з жовтня по листопад 2003 р. спостерігалася серія надзвичайних сонячних спалахів, що призвело до вимкнення енергосистеми у Швеції, пошкодження супутників та першого в історії попередження про небезпеку радіаційного впливу для пасажирів літаків на висоті 8 км [10]. Спалах 28 жовтня 2003 р. став найбільшим за впливом на Землю з часу обриву телеграфного зв'язку у 1859 р. Він вивів з ладу японський супутник «Kodama», що не провів на орбіті і року. Під час сонячного спалаху 13—16 грудня 2006 р. постраждало декілька

космічних місій, включаючи Envisat та Cluster, а також відбулися широкомасштабні відключення систем зв'язку в Китаї. У результаті Європейське космічне агентство заявило про необхідність посилення досліджень космічної погоди та створення систем прогнозу (http://www.esa.int/SPECIALS/ESOC/SEMB49QJNVE_0.html).

У періоди підвищення сонячної активності, що частішають протягом максимумів 11-річних сонячних циклів, у короні Сонця народжуються потоки рентгенівського випромінювання та сонячних енергетичних частинок (СЕЧ), а також відбуваються викиди великих мас плазми (КВМ) та магнітного поля у міжпланетний простір. При цьому у СВ утворюються ударні хвилі (УХ) як аномальні посилення інтенсивності СВ, що викликають збурення магнітосфери Землі. Інтервал між часом генерації УХ та досягненням фронтом Землі становить декілька діб, а у випадку її спрямування точно у напрямку Землі — півтори-дві доби. Прогнозування часу приходу УХ та її пікової інтенсивності дозволить прийняти відповідні заходи з мінімізації негативного впливу сонячної активності. Саме тому дистанційна ідентифікація УХ у СВ та визначення часу до її приходу є однією з найважливіших задач моніторингу та короткострокового прогнозу космічної погоди у навколоземному просторі.

СТАН ДОСЛІДЖЕНЬ

Дистанційні спостереження КВМ за допомогою коронографів дають теоретичну можливість будувати прогноз УХ на декілька діб, але для цього потрібно створити адекватну модель поширення та викидів КВМ у геліосфері та поширення СВ у міжпланетному просторі, що надзвичайно ускладнюється через брак спостережного матеріалу. Іншим підходом до прогнозу є використання емпіричних моделей, які спираються на фізичні методи, інтелектуальні методи та методи системного аналізу. В більшості цих моделей використовуються дані супутника ACE та обсерваторії SOHO. До фізичних моделей відносяться STOA (Shock Time Of Arrival), яка спирається на теорію подібності вибухових хвиль [11, 17]; ISPM (Interplanetary Shock Propagation Model), в якій моделюються 2.5-вимірні

магнітогідродинамічні потоки [18]; кінетична модель сонячного вітру HAF (Hakamada — Akasofu — Fry) [12] та тривимірна МГД-модель [16]. Також задачі прогнозу космічної погоди розв'язуються із застосуванням моделі нелінійної авторегресії з ковзним середнім та екзогенним доповненням (NARMAX) [8, 14]. Головним недоліком усіх наведених моделей є надзвичайна складність обчислень або низька точність прогнозу, а також необхідність додаткової інформації, яку може надати лише оператор.

Для створення адаптивних систем аналізу даних космічної погоди використовують нейронні мережі. У роботі [19] запропоновано використовувати нейромережевий підхід для прогнозування часу прибуття УХ на Землю за даними інструмента EPAM супутника ACE. У якості початку УХ (onset) автори розглядають надзвичайні посилення інтенсивності частинок на усьому енергетичному спектрі, але використовують модель з невідомим алгоритмом його визначення. Застосовуються рекурентні нейронні мережі, які навчені та протестовані лише на 56 УХ за період з 1997 по 2001 рр., коли їхня загальна кількість за цей період складала 160. Зазначена помилка прогнозу за 24 год до реального часу прибуття УХ складає 8.9 год, а за 12 год — 4.6 год.

В даній роботі розвивається підхід, запропонований у роботі [19]. При цьому розроблено більш ефективну процедуру визначення початку УХ, а також удосконалено метод визначення часу прибуття УХ. Крім того, пропонується підхід, що дозволяє заздалегідь (на початку зародження УХ) визначити ступінь її небезпечності.

Описується система з трьох модулів: модуля ідентифікації початку УХ, модуля класифікації УХ та модуля прогнозу часу прибуття УХ. В першому модулі використовується порогова фільтрація за узагальненими характеристиками потоку протонів сонячного вітру. Другий та третій модулі реалізовані на основі нейромережових обчислень та дозволяють визначити тип УХ та час прибуття УХ відповідно.

Усі три модулі орієнтовані на використання даних інструмента EPAM супутника ACE, а їхні результати верифікуються за незалежними спостереженнями сонячних спалахів центру ІЗМІРАН [4].

ДАНІ АСЕ/ЕРАМ

Головною метою космічної обсерваторії АСЕ (Advanced Composition Explorer), запущеної у 1997 р., є спостереження Сонця, сонячної корони, сонячного вітру тощо. Супутник АСЕ проводить спостереження в так званій точці Лагранжа L1 — лібраційній точці поблизу лінії Земля — Сонце — на відстані 1.5 млн км від Землі (або приблизно 1 % від загальної відстані до Сонця). Монітор протонів, електронів та альфа-частинок (ЕРАМ) супутника АСЕ вимірює спектри заряджених частинок в точці L1 та може використовуватися для спостережень ударних хвиль у сонячному вітрі. Дані безпосередніх вимірювань вільно розповсюджуються через мережу інтернет [1, 2]. Як входи до моделей ідентифікації УХ, прогнозів типу та часу прибуття були використані п'ять енергетичних каналів інструмента ЕРАМ (табл. 1).

Для верифікації запропонованих моделей використовувалися наступні додаткові дані: дані монітора протонів, електронів та альфа-частинок сонячного вітру (SWEPAM) супутника АСЕ, що надає детальну інформацію про поточний стан сонячного вітру, та дані ІЗМІРАН про геомагнітні шторми та космічні бурі [4]. Усі числові експерименти проводилися на даних спостережень піку останнього циклу сонячної активності, що припав на 2000 рік, коли було зафіксовано 40 ударних хвиль.

Таблиця 1. Характеристики каналів приладу АСЕ/ЕРАМ LEMS30

| Канал | Енергетичний діапазон, МеВ (протони) |
|-------|--------------------------------------|
| P1 | 0.047—0.065 |
| P3 | 0.112—0.187 |
| P5 | 0.310—0.580 |
| P6 | 0.580—1.06 |
| P7 | 1.06 — 1.91 |

СИСТЕМА ПРОГНОЗУВАННЯ УДАРНИХ ХВИЛЬ

Виміри супутника АСЕ дозволяють зафіксувати УХ та її параметри: кількість заряджених частинок, швидкість та густину потоку поблизу магнітосфери Землі. Завдяки тому що радіохвилі поширюються у тисячі разів швидше за сонячний вітер, сигнал про збільшення сонячної активності з супутника АСЕ може попередити прибуття УХ на 10—40 хвилин. Достовірність прогнозу такого роду (тривалістю до 1 год) становить близько 100 %, адже він засновується на прямих спостереженнях біля самої границі навколоземного простору. На жаль, часова обмеженість цього прогнозу не дозволяє використовувати його у більшості прикладних задач. Для побудови прогнозу з більшим запасом часу (на 24—48 год) застосовують фізичну модель поширення УХ у СВ, що дозволяє розглядати процес прибуття ударної хвилі на Землю у декілька етапів.

Різка, не властиве звичайній картині коливань, збільшення інтенсивності СЕЧ у всіх діапазонах називають початком розвитку УХ (onset). Перевищення інтенсивності СЕЧ критичного порогу, що характеризується початком значних геомагнітних збурень і потенційною небезпекою для систем та живих істот, називають піком інтенсивності. Звичайно інтервал часу між початком розвитку ударної хвилі та першим небезпечним піком становить 12—48 год, в залежності від швидкості сонячного вітру та напрямку поширення ударної хвилі.

Для попередження ударних хвиль у реальному часі пропонується система прогнозування ударних хвиль у сонячному вітрі, яка складається з детектора УХ та двох нейромережевих модулів для визначення типу та часу прибуття УХ (рис. 1).

Алгоритм ідентифікації ударних хвиль. Модуль детектора УХ реалізує запропонований у [6] алгоритм ідентифікації початку УХ. Мо-

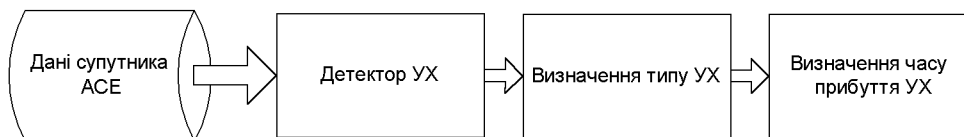


Рис. 1. Архітектура системи прогнозування

мент початку УХ визначається пороговим фільтром, який використовує узагальнені характеристики спостережень інструменту ЕРАМ супутника АСЕ для ідентифікації розвитку УХ у сонячному вітрі. Для входу використовуються дві узагальнені швидкості інтенсивності потоку. Перша отримана шляхом інтеграції похідних інтенсивностей протонів (швидкостей) в окремих каналах, а друга є похідною швидкості у об'єднаному каналі.

Алгоритм ідентифікації ударних хвиль, докладно описаний у роботі [6], складається з таких етапів.

1. Попередня обробка вхідних даних з використанням лінійного згладжування.

2. Визначення узагальнених характеристик: інтенсивності частинок для узагальненого каналу та зміни інтенсивності потоку для узагальненої швидкості.

3. Визначення зростання інтенсивності загального потоку з використанням порогового фільтра за узагальненими швидкостями.

Для ідентифікації моменту початку УХ використовуються такі узагальнені характеристики.

$P(t)$ — інтенсивність узагальненого каналу як об'єднання даних усіх інформативних каналів ЕРАМ;

$V_M(t)$ — узагальнена мультиплікативна швидкість як об'єднання швидкостей зростання інтенсивності в окремих каналах;

$V_C(t)$ — узагальнена швидкість як зміна інтенсивності в узагальненому каналі.

Ці значення обчислюються за виразами

$$P(t) = \prod_{i=1}^N P_i(t),$$

$$V_i(t) = \frac{dP_i(t)}{dt},$$

$$V_M(t) = \prod_{i=1}^N V_i(t)$$

$$V_C(t) = \frac{dP(t)}{dt},$$

де $P_i(t)$ — інтенсивність в каналі i у момент часу t ,

$$\frac{dP_i(t)}{dt} = \frac{P_i(t) - P_i(t - \Delta t)}{\Delta t}$$

— похідна інтенсивності у каналі $P_i(t)$, Δt —

проміжок часу між послідовними вимірюваннями.

Числові значення порогу для запропонованого алгоритму були отримані з історичних даних (насамперед, з даних за 2000 р.) шляхом мінімізації загальної похибки при максимізації кількості визначених УХ:

$$L_M = \arg \min_{L_M, t \in T} \max_{L_M, t \in T} (V_M(t) \geq L_M),$$

$$L_C = \arg \min_{L_C, t \in T} \max_{L_C, t \in T} (V_C(t) \geq L_C),$$

де L_M — значення порогу для першого фільтра, L_C — значення порогу для другого фільтра, T — масив значень дат з вираженими стрибками сонячного вітру.

Час та інтенсивність УХ у запропонованому алгоритмі верифікується швидкістю та густиною сонячного вітру за вимірами SWEPAM супутника АСЕ. Незвичайні стрибки цих характеристик традиційно пов'язують з попередніми УХ та широко використовують у дослідженнях космічної погоди.

Для роботи в режимі реального часу було використано комбінований подвійний фільтр, в якому початок УХ визначається або за першим, або за другим фільтром. Якщо узагальнена швидкість ($V_M(t)$ або $V_C(t)$) потоку протонів перевищує визначений поріг, то така надзвичайна активність розглядається як початок УХ. Момент початку УХ визначається за наступним подвійним предикатом (DP):

$$DP = (V_M(t) \geq L_M) \vee (V_C(t) \geq L_C),$$

де \vee — логічне «АБО».

Результати експериментів доводять конкурентоспроможність описаного підходу. Так, у даних за 2000 р. вдалось ідентифікувати 89 % періодів активності, що визначаються за спостереженнями інструмента SWEPAM. Розроблений алгоритм автоматичного визначення УХ точніший за використаний у роботі [19], що підтверджується даними незалежних спостережень [4]. Крім того, він надійно визначає УХ різних типів, включно зі слабкими та помірними хвилями, які не розглядалися у роботі [19].

Алгоритм класифікації ударних хвиль. Модуль визначення типу УХ (рис. 1) забезпечує нейромережеву класифікацію УХ на два типи: безпечні та небезпечні УХ. Загалом за кла-

сифікацією NOAA [3] УХ розділяють на п'ять класів: S1 (слабка), S2 (помірна), S3 (сильна), S4 (небезпечна), S5 (надзвичайна). Для практичного застосування в даній роботі ударні хвилі розділено на класи відносно безпечних (S1 та S2) та небезпечних (S3, S4, S5).

Для класифікації УХ використовується авторегресійна модель з зовнішнім входом NARX, з нейронною мережею прямого поширення та вхідними даними, доповненими часовим вікном [5]. Чисельні дослідження показали, що така модель може ефективно навчатися, а її результат виявляється найкращим серед інших відомих методів, включаючи моделі рекурентних нейронних мереж, які використовуються в роботі [19] та мають більш складну структуру.

Як вхід для мережі використовуються дані інтенсивності по каналах за поточний момент часу та за 9 попередніх вимірів (розмір часового вікна складає 50 хв):

$$NN_{IN} = \{P(t - k\Delta t), i = 1, \dots, N, k = 0 \dots 9\},$$

де $\hat{P}_i(t)$ — нормалізована інтенсивність в каналі i у момент часу t , N — кількість інформативних каналів (тут $N = 5$), Δt — проміжок часу між послідовними вимірами (5 хв).

Для нормалізації даних пропонується застосувати асиметричне афінне перетворення:

$$\hat{x}_j = \begin{cases} \text{th} \left(\frac{x_j - x_c}{x_{\max} - x_c} K \right), & \text{якщо } x_j \geq x_c, \\ \frac{x_j - x_c}{x_{\max} - x_c} K, & \text{якщо } x_j \leq x_c, \end{cases}$$

де \hat{x}_j , x_j — нормалізоване та початкове j -те значення параметра, x_c — середнє значення параметра (медіана), $\max x$ — найбільше значущє значення параметра, $\min x$ — найменше значущє значення параметра, K — коефіцієнт стиснення ($K = 1$).

В якості класифікатора використовується нейронна мережа прямого поширення $NN_{50 \times 70 \times 1}$, вхідний шар якої містить 50 нейронів, прихований — 70, а вихідний шар складається з одного нейрона. Вихід нейронної мережі інтерпретується наступним чином: якщо $NN_{OUT} > 0$ — поточні спостереження відносяться до небезпечної УХ, в іншому разі — до безпечної УХ.

Алгоритм прогнозу часу прибуття ударної хвилі. Для прогнозування часу прибуття УХ

будемо використовувати нейронну мережу прямого поширення з 65 входами, 90 нейронами у прихованому шарі та одним вихідним нейроном — $NN_{65 \times 90 \times 1}$:

$$NN_{IN} = \{ \hat{P}_i(t - k\Delta t), \hat{V}_i(t - k\Delta t), \hat{P}(t - k\Delta t), \hat{V}_C(t - k\Delta t), \hat{V}_M(t - k\Delta t), i = 1, \dots, N \},$$

$$k = 0, \dots, 4,$$

де $\hat{P}_i(t)$ — нормалізоване значення інтенсивності в каналі i у момент часу t , $\hat{V}_i(t)$ — нормалізована згладжена швидкість за каналом i , $P(t)$ — нормалізоване значення інтенсивності узагальненого каналу, $V_C(t)$ — нормалізована узагальнена швидкість за узагальненим каналом, $\hat{V}_M(t)$ — нормалізована узагальнена швидкість за швидкостями окремих каналів, N — кількість інформативних каналів, Δt — проміжок часу між послідовними вимірами (5 хв).

РЕЗУЛЬТАТИ ЕКСПЕРИМЕНТІВ

Результати ідентифікації ударних хвиль. На основі запропонованого алгоритму з подвійним фільтром для 2000 року визначено 40 УХ, у п'яти з яких не спостерігається жодного достатньо небезпечного піку інтенсивності, у 18 спостерігаються лише слабкі піки ($P_i(t) \geq 10^4$), у 12 — помірні піки ($P_i(t) \geq 10^5$) та у п'яти — піки великої потужності ($P_i(t) \geq 10^6$).

На рис. 2 наведено графічну інтерпретацію процесу прибуття ударних хвиль та їхньої класифікації за потужністю піків у реальному часі. По осі абсцис відкладені окремі УХ, а по осі ординат — час від моменту ідентифікації ударних хвиль до закінчення періоду активності. Досягнення першого піку певної потужності для кожної УХ виділено зміною кольору. Видно, що більшість ударних хвиль за декілька діб розвивається від потоків з невеликою інтенсивністю до небезпечних піків.

Результати застосування алгоритму до історичних даних дали можливість зафіксувати початок розвитку УХ у 89 %, що майже утричі більше за результат фільтру, запропонованого у роботі [19]. Отримані результати дозволили створити систему визначення УХ у реальному режимі часу, що успішно працює з вересня

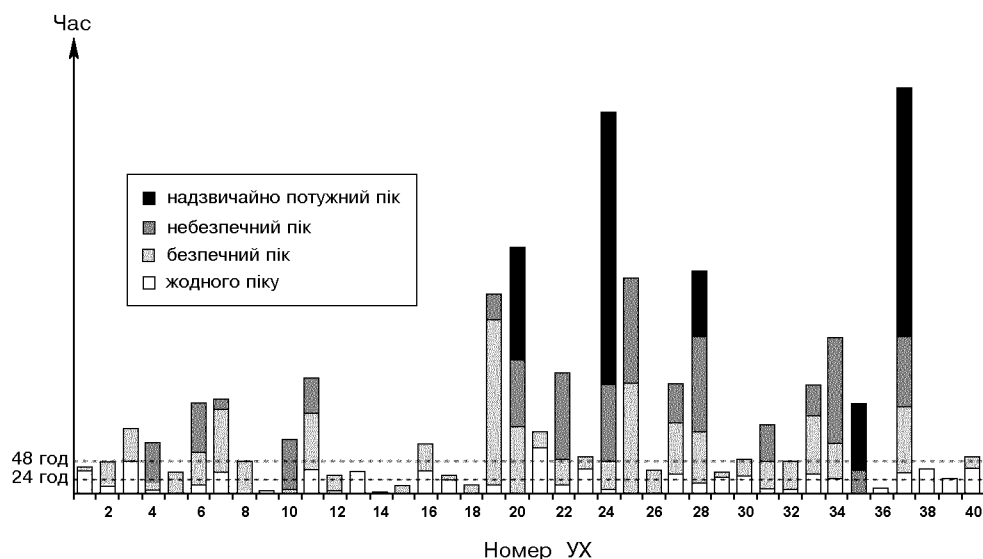


Рис. 2. Класифікація UX по перших піках різної потужності у режимі реального часу для UX за 2000 рік

2006 р. (доступний на порталі «Космічна погода» <http://spaceweather.org.ua>).

Результати класифікації ударних хвиль.

Отриманий на попередньому кроці список UX за 2000 р. забезпечує дані для модуля класифікації. Для проведення експериментів вектори спостережень у окремі моменти часу по кожній UX були трансформовані у загальний масив даних, що у свою чергу був розбитий на навчальну вибірку (9954 вектори) та на тестову (6636 вектори). Для навчання використано один з різновидів алгоритму зворотного розповсюдження помилки за методом градієнтного спуску-алгоритм Resilient Propagation (Rprop) [15], а саме його адаптивна реалізація iRPROP [13]. Алгоритм відноситься до класу алгоритмів групового навчання, у яких корекція ваги у мережі проводиться після пред'явлення усіх навчальних векторів. Основною перевагою обраного алгоритму є простота реалізації при великій швидкості збіжності для складних нейронних мереж.

В якості оцінки ефективності нейронної мережі було використано значення середньої квадратичної похибки MSE:

$$\text{MSE} = \frac{\sum_{t=0}^{t=NT-1} (NN_{OUT}(IN_t) - OUT_t)^2}{NT},$$

де $NN_{OUT}(IN_t)$ — вихід нейронної мережі від входу IN_t , OUT_t — бажаний вихід, NT — розмір навчальної або тестової вибірки.

Класифікація ударних хвиль виконувалася на нейронній мережі з різною кількістю прихованих нейронів. Найкращий результат був отриманий для мережі з 70 нейронами у прихованому шарі, тому саме така архітектура була реалізована у модулі визначення типу UX (рис. 1). Для такої архітектури середня квадратична похибка для навчальної вибірки складає 0.0969854. Похибка на тестових даних, які не використовувалися при навчанні, складає 0.0980823.

Для демонстрації спроможності нейронної мережі відрізняти різні класи UX використовувалися такі параметри:

— середній вихід (МОС), що відповідає середньому виходу нейронної мережі за період від моменту її ідентифікації до закінчення періоду активності:

$$\text{МОС}^d = \frac{\sum_{t=t_{onset}}^{t=t_{IPshock}} NN_{OUT}(IN_t^d)}{t_{IPshock} - t_{onset}},$$

де $NN_{OUT}(IN_t^d)$ — вихід нейронної мережі від входу IN_t^d для ударної хвилі $d = 1..40$, t_{onset} , $t_{IPshock}$ — час початку UX та прибуття першого піку,

Таблиця 2. Результати тестування по окремих УХ

| № | Дата та час початку, 2000 р. | Дата та час закінчення, 2000 р. | Клас УХ (безпечна чи небезпечна) | MSE | МОС | CAR |
|----|---------------------------------|------------------------------------|--|--------|---------|------------|
| 1 | 01 січня, 12:25 | 02 січня, 02:00 | бп | 0.2310 | -0.1034 | 0.6426 |
| 2 | 09 січня, 10:25 | 11 січня, 06:45 | бп | 0.2420 | -0.1455 | 0.4545 |
| 3 | 19 січня, 10:30 | 23 січня, 06:45 | бп | 0.1413 | -0.3009 | 0.8976 |
| 4 | 27 січня, 04:10 | 30 січня, 07:00 | нбп | 0.218 | 0.3195 | 0.5569 |
| 5 | 06 лютого, 09:20 | 07 лютого, 04:25 | бп | 0.9810 | 0.9809 | 0 |
| 6 | 10 лютого, 11:45 | 14 лютого, 07:55 | нбп | 0.0640 | 0.7382 | 0.9069 |
| 7 | 18 лютого, 08:40 | 21 лютого, 12:10 | нбп | 0.0813 | 0.6082 | 0.9039 |
| 8 | 24 лютого, 04:15 | 26 лютого, 12:50 | бп | 0.3901 | 0.1222 | 0.5873 |
| 9 | 01 березня, 01:45 | 01 березня, 02:05 | бп | 0.0685 | -0.4850 | 1 |
| 10 | 22 березня, 02:20 | 25 березня, 04:40 | нбп | 0.1078 | 0.6423 | 0.7727 |
| 11 | 04 квітня, 09:35 | 08 квітня, 06:30 | нбп | 0.0017 | 0.9779 | 1 |
| 12 | 23 квітня, 01:25 | 24 квітня, 03:00 | бп | 0.0972 | -0.3955 | 0.98 |
| 13 | 28 квітня, 03:00 | 29 квітня, 10:10 | бп | 0.1249 | -0.3614 | 0.872 |
| 14 | 01 травня, 04:05 | 01 травня, 06:35 | бп | 0.1442 | -0.2513 | 0.9354 |
| 15 | 02 травня, 01:40 | 03 травня, 02:55 | бп | 0.5938 | 0.5411 | 0 |
| 16 | 06 травня, 06:05 | 09 травня, 01:55 | бп | 0.2361 | -0.0869 | 0.6465 |
| 17 | 11 травня, 11:00 | 13 травня, 01:30 | бп | 0.1283 | -0.3005 | 0.9185 |
| 18 | 13 травня, 06:10 | 14 травня, 05:15 | бп | 0.1051 | -0.3514 | 1 |
| 19 | 14 травня, 07:20 | 25 травня, 12:25 | нбп | 0.0842 | 0.5584 | 0.9287 |
| 20 | 04 червня, 11:10 | 15 червня, 01:20 | нбп | 0.0048 | 0.9374 | 1 |
| 21 | 16 червня, 02:50 | 19 червня, 06:25 | бп | 0.1617 | -0.3062 | 0.7967 |
| 22 | 22 червня, 12:00 | 28 червня, 02:55 | нбп | 0.2580 | 0.2524 | 0.5636 |
| 23 | 29 червня, 04:20 | 01 липня, 09:15 | бп | 0.1413 | -0.4383 | 0.8028 |
| 24 | 09 липня, 01:10 | 29 липня, 12:40 | нбп | 0.0956 | 0.6757 | 0.8058 |
| 25 | 05 серпня, 08:25 | 18 серпня, 02:20 | нбп | 0.1048 | 0.4951 | 0.8729 |
| 26 | 02 вересня, 05:55 | 03 вересня, 03:00 | бп | 0.6651 | 0.6279 | 0 |
| 27 | 04 вересня, 08:20 | 08 вересня, 09:00 | нбп | 0.0536 | 0.7899 | 0.88477366 |
| 28 | 12 вересня, 06:10 | 21 вересня, 05:20 | нбп | 0.0022 | 0.9812 | 1 |
| 29 | 28 вересня, 12:25 | 29 вересня, 07:35 | бп | 0.0777 | -0.4869 | 0.9794 |
| 30 | 03 жовтня, 01:05 | 05 жовтня, 02:30 | бп | 0.1396 | -0.3242 | 0.8626 |
| 31 | 11 жовтня, 12:30 | 14 жовтня, 08:50 | нбп | 0.0244 | 0.7626 | 1 |
| 32 | 16 жовтня, 07:35 | 18 жовтня, 04:00 | бп | 0.2008 | -0.1239 | 0.6811 |
| 33 | 26 жовтня, 12:45 | 30 жовтня, 12:55 | нбп | 0.0233 | 0.8257 | 0.9968 |
| 34 | 30 жовтня, 01:15 | 06 листопада, 10:40 | нбп | 0.0845 | 0.6013 | 0.8343 |
| 35 | 08 листопада, 11:25 | 14 листопада, 05:30 | нбп | 0.0623 | 0.7576 | 0.8461 |
| 36 | 22 листопада, 06:15 | 23 листопада, 02:50 | бп | 0.2555 | -0.0143 | 0.3173 |
| 37 | 23 листопада, 03:55 | 11 грудня, 07:10 | нбп | 0.0755 | 0.6789 | 0.9107 |
| 38 | 12 грудня, 06:25 | 14 грудня, 06:20 | бп | 0.0161 | -0.8292 | 0.9976 |
| 39 | 18 грудня, 09:15 | 19 грудня, 06:50 | бп | 0.4116 | 0.1881 | 0.5192 |
| 40 | 22 грудня, 11:55 | 24 грудня, 04:55 | бп | 0.0385 | -0.6752 | 0.9772 |

— відсоток правильних відповідей (CAR), що відповідає кількості правильних відповідей нейронної мережі за період від моменту її ідентифікації до закінчення періоду активності:

$$CAR^d = \frac{\sum_{t=t_{onset}}^{t=t_{IPshock}} P[\text{sign}(NN_{OUT}(IN_t^d)), OUT^d]}{t_{IPshock} - t_{onset}},$$

де $P(x, y)$ — предикат, що за умови $x = y$ рівний 1, та рівний 0 у інших випадках.

Результати застосування навченої нейронної мережі для класифікації УХ приведені у табл. 2.

Приклади застосування навченої нейронної мережі у режимі реального часу до УХ різних типів — безпечних та небезпечних — приведені на рис. 3, а та 3, б відповідно.

Безпечна ударна хвиля (рис. 3, а), що спостерігалася протягом чотирьох днів та характеризувалася лише слабкими піками інтенсивності потоку протонів, більшість часу класифікувалася нейронною мережею як безпечна (на ри-

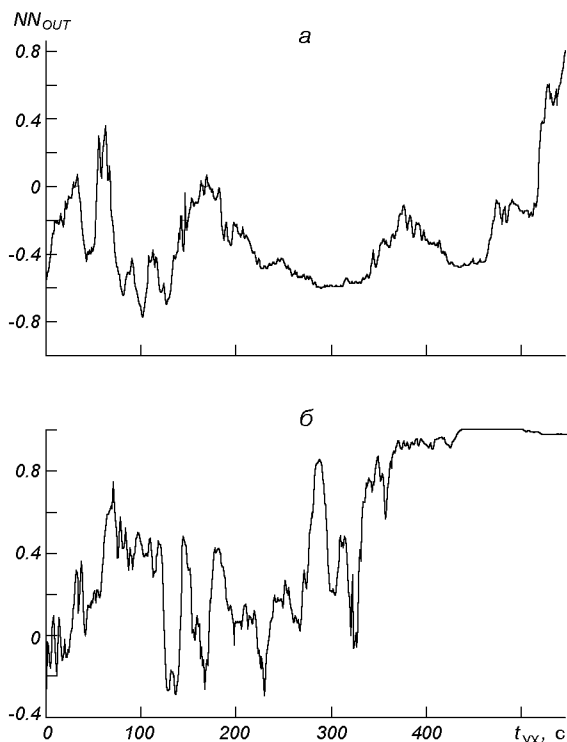


Рис. 3. Результати класифікації: *а* — безпечної УХ (19—23 січня 2000 р.), *б* — небезпечної УХ (18—21 лютого 2000 р.)

сунку виходи лежать у нижній (від'ємній) півплощині відносно осі абсцис). Навпаки, небезпечна УХ (рис. 3, б) ще на початку розвитку була правильно віднесена до класу небезпечних (виходи на рисунку лежать у верхній (додатній) півплощині), що згодом підтвердилося прибуттям відповідних УХ.

Серед 23 безпечних УХ було правильно визначено 80.59 % вхідних значень, тобто похибка другого роду для приведеної моделі становить 0.1941. Серед критичних 17 небезпечних УХ тип було правильно визначено для 91.6 % вхідних значень, тобто похибка першого роду становить 0.084. Загальний відсоток правильних відповідей нейронної мережі становить 88 %.

Результати прогнозу часу прибуття ударної хвилі. Отримані на попередньому кроці дані про УХ значної потужності за 2000 рік були розбиті на навчальну вибірку (4017 вхідних векторів) та на тестову (2679 вхідних векторів). В результаті експериментів по визначенню оп-

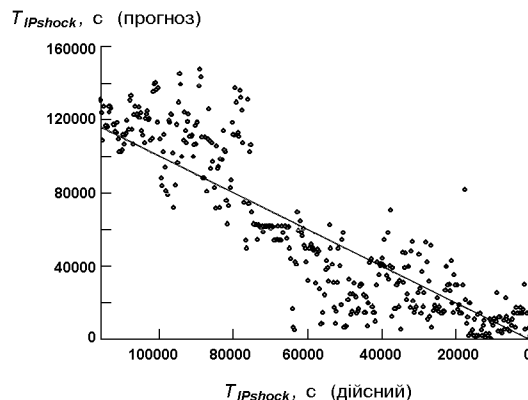


Рис. 4. Кореляція прогнозованих і дійсних значень часу $T_{IPshock}$ прибуття УХ (10—14 лютого 2000 р.). Прямая — лінія рівних значень

тимальної кількості нейронів у прихованому шарі найкращий результат у термінах середньої квадратичної похибки був отриманий для мережі з 90 прихованими нейронами. При навчанні нейронної мережі середня квадратична похибка складає 0.0969854. Похибка на тестових даних, які не використовувалися при навчанні, складає 0.0980823.

Застосування навченої нейронної мережі (рис. 4) дозволяє отримати прогноз з середньою точністю у 77 % (при порозі похибки у 1 %) у діапазоні прогнозів від 6 до 48 год до прибуття ударної хвилі, але для короткочасного прогнозу прибуття (за період до 6 год до реального часу) середня точність прогнозу зменшується. Однак практичну цінність має більш довготривалий прогноз, оскільки він дозволяє завчасно вживати заходів щодо запобігання небезпечним наслідкам, тому короткочасний прогноз (до 6 год) можна не брати до уваги.

Середня похибка прогнозу за 24 год до приходу УХ становить 6.23 год, а за 6 год — 2.78842 год. Зменшення відносної точності прогнозу при переході від довгострокового до короткострокового прогнозу можна пояснити наступним чином: на більших проміжках часу краще виділяються статистичні закономірності, ніж на менших. Відповідно, функціонування нейронної мережі на менш зашумлених даних (для великих проміжків часу) є кращим. Порівняння нейромережевого прогнозу з реальними спостереженнями наведено на рис. 4.

ВИСНОВКИ

У роботі запропоновано автоматичну систему для прогнозування ударних хвиль у сонячному вітрі. Система складається з трьох окремих модулів: модуля ідентифікації початку УХ, модуля класифікації типу УХ та модуля прогнозу часу прибуття УХ. Усі три модулі були орієнтовані на використання даних інструмента EPAM супутника ACE та верифіковані на незалежних даних ІЗМІРАН про надзвичайні події у сонячному вітрі.

Експерименти показали, що запропонований підхід точніший, ніж існуючі моделі. Оптимізований алгоритм визначення початку УХ дозволяє визначати 89 % УХ, що втричі перевищує результати відомої моделі [19]. Модуль класифікації УХ дозволяє розділяти небезпечні та безпечні УХ з точністю 91 %. Для прогнозу часу прибуття була використана простіша нейронна мережа прямого поширення. Середня похибка прогнозу за 24 год до прибуття УХ склала 6.23 год, а за 12 год — 2.79 год, що також значно краще, ніж результати моделі [19], адже на 24 год її середня похибка складає 8 год, а на 12 — цілих 6 год. Таким чином, запропонована система забезпечує точніший прогноз порівняно з моделлю [19] при використанні простіших прогнозних моделей.

Результати роботи представлені у вигляді сервісу на порталі «Космічна погода» (<http://www.spaceweather.org.ua>), який створено під егідою Національного космічного агентства України.

1. Архів даних першого рівня супутника ACE.— <http://sohowww.nascom.nasa.gov/sdb/ace/daily>.
2. Дані першого рівня супутника ACE у режимі реального часу.— <http://www.sec.noaa.gov/ftpd/ir/lists/ace>.
3. Класифікація подій космічної погоди NOAA.— http://www.sec.noaa.gov/NOAA_scales.
4. Перелік ударних хвиль за 1997—2006 роки (ІЗМІРАН).— <http://helios.izmiran.troitsk.ru/cosray/events.htm>.
5. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / Пер. с англ. — М.: Изд. дом «Вильямс», 2006.—940 с.
6. Шелестов А. Ю., Житомирская К. Г., Кременецкий И. А., Ильин Н. И. Автоматическое выявление ударных волн по измерениям спутника ACE // Кибернетика и вычислительная техника.—2006.—№ 151.—С. 3—16.
7. Blais G., Metsa P. Operating the Hydro-Quebec grid under magnetic storm conditions since the storm of March 13, 1989 // Proc. Solar-Terrestrial Predictions Workshop, Ottawa, May 18-22, 1992 / Eds J. Hruska, M. A. Shea,

- D. F. Smart, G. Heckman. — Boulder, USA: NOAA 1993.—Vol 1.—P. 108—130.
8. Boaghe O. M., Balikhin M. A., Billings S. A., Alleyne H. Identification of nonlinear processes in the magnetospheric dynamics and forecasting of Dst index // J. Geophys. Lett.—2001.—106.—P. 30047—30066.
9. Cole D. G. Space weather: Its Effects and Predictability // Space Sci. Rev.—2003.—N 107.—P. 295—302.
10. Doherty P., Coster A. J., Murtagh W. Space weather effects of October–November 2003 // GPS Solutions.—2004.—8.—P. 267—271.
11. Dryer M., Smart D. F. Dynamical models of coronal transients and interplanetary disturbances // Adv. Space Res.—1984.—4.—P. 291—301.
12. Fry C. D., Sun W., Deehr C. S., et al. Improvements to the HAF solar wind model for space weather predictions // J. Geophys. Res.—2001.—106, N A10.—P. 20985—21002.
13. Igel C., Husken M. Improving the Rprop learning algorithm // Proceedings of the Second International Symposium on Neural Computation / Eds H. Bothe, R. Rojas. — ICSC Academic Press, 2000.—P. 115—121.
14. Leontaritis I. J., Billings S. A. Model Selection and Validation Methods for Nonlinear Systems // Int. J. Control.—1987.—45.—P. 311—341.
15. Riedmiller M., Braun H. A direct adaptive method for faster backpropagation learning: The RPROP algorithm // Proc. of the IEEE Intl. Conf. on Neural Networks. — San Francisco, USA., 1993.—P. 586—591.
16. Riley P., Linker J., Mikic Z., Lionello R. MHD modeling of the solar corona and inner heliosphere: Comparison with observations // Space Weather: Geophys. Monogr. Ser. / Eds P. Song, H. J. Singer, G. L. Siscoe.—2001.—125.—159 p.
17. Smart D. F., Shea M. A. A simplified model for timing the arrival of solar-initiated shocks // J. Geophys. Res.—1985.—90.—P. 183—190.
18. Smith Z. K., Dryer M., Ort E., Murtagh W. Performance of interplanetary shock prediction models // J. Atmos. Solar-Terr. Phys.—2000.—62.—P. 1264—1274.
19. Vandegriff J., Wagstaff K., Ho G., Plauger J. Forecasting space weather: Predicting interplanetary shocks using neural networks // Adv. Space Res.—2005.—36.—P. 2323—2327.

FORECASTING SPACE WEATHER: AUTOMATIC SYSTEM FOR INTERPLANETARY SHOCKS PREDICTION

*N. N. Kussul, A. Yu. Shelestov, S. V. Skakun,
K. G. Zhytomirska*

We describe the automatic system for interplanetary (IP) shocks prediction using observations from the EPAM instrument onboard the ACE satellite. The proposed three-module cascade system architecture consists of IP shock onset detection module and two neural networks modules for dangerous IP shock type prediction and IP shock arrival time prediction. The proposed approach was verified on historical data of IP shocks for last solar cycle maximum (in 2000) that included both minor and moderate IP shocks and outperformed existing models.