

УДК 523.98+550.38

М. І. Стоділка

Астрономічна обсерваторія Львівського національного університету імені Івана Франка, Львів

ПРОГНОЗ СЕРЕДНЬОДОБОВИХ ГЕОМАГНІТНИХ ЗБУРЕНЬ

Побудовано та протестовано модель стійкого прогнозу геомагнітних збурень, окреслено шляхи покращення якості прогнозу. Коефіцієнт кореляції між середньодобовими спостережуваними та спрогнозованими значеннями перевищив 0.9. Розроблену методіку можна використовувати для прогнозу середньодобового геомагнітного та планетарного індексів як у періоди помірної, так і надвисокої активності Сонця.

ВСТУП

Однією з важливих прикладних проблем сонячно-земної фізики є визначення електромагнітної обстановки в космічному просторі (космічна погода) залежно від параметрів сонячного вітру. Основна проблема зв'язку між сонячними і земними явищами — це виявлення залежності геофізичних явищ від проявів сонячної активності з подальшим передбаченням земних збурень на основі спостережень Сонця.

Космічні шторми, викликані сонячною активністю, зумовлюють потужні геомагнітні бурі. Під час таких бур виникають сильні флуктуації горизонтальної складової магнітного поля Землі, для опису яких використовується індекс D_{st} (disturbance storm time).

Зв'язки між викидами корональних мас, міжпланетною плазмою і геомагнітними штормами вивчалися у роботах [7–9, 14, 21].

Дослідження проблем сонячно-земних зв'язків поряд із теоретичним аспектом має ще й прикладне значення — використання наявної інформації та бази даних для прогнозу космічної погоди. Передбачення космічної погоди, тобто прогнозування явищ на Сонці та Землі, є водночас однією з головних задач сучасних космічних досліджень. В основі таких прогнозів лежать здебільшого емпіричні правила і закономірності.

В задачах прогнозу космічної погоди використовують різні підходи [10, 15].

1. Морфологічний аналіз. Він має низьку ефективність прогнозу, до того ж точність прогнозу важко оцінити.

2. Визначення довгоперіодичних збурень сонячного вітру [5, 6]. Завчасність такого прогнозу становить декілька днів, метод дає поганий прогноз потужних геомагнітних штормів.

3. Емпіричні моделі [4, 13, 16, 18] — дають короткий час прогнозу, точність прогнозу посередня. В цих моделях поряд із параметрами, які мають фізичний зміст, вводяться параметри підгонки, що дозволяють проводити налаштування алгоритму прогнозу. Як правило, в закономірностях процесів, які вивчаються, відбуваються певні зміни, а апіорна інформація про характер таких змін здебільшого відсутня. В таких випадках використовуються адаптивні моделі, які здатні враховувати еволюцію динамічних характеристик системи. Для побудови емпіричних моделей часто використовують кореляційний аналіз. Зокрема, в роботах [17, 19] були розроблені відповідні емпіричні моделі для прогнозу індексів D_{st} на основі вимірювань міжпланетного магнітного поля і параметрів плазми сонячного вітру.

4. Глобальні МНД-симуляції (динамічні моделі) — числове моделювання фізичних процесів в системі Сонце — міжпланетне середовище — Земля. Завчасність прогнозу — декілька днів, але точність прогнозу значно змінюється, оскільки є проблема коректного опису процесів у плазмі.

5. Багатовимірний аналіз часових рядів — завчасність прогнозу до декількох годин, а точність прогнозу не гірша від 80 %. Статистичний аналіз

часових рядів параметрів сонячної активності та геомагнітних індексів залишається ефективним методом одержання інформації про зв'язок між ними. Популярним методом прогнозування часових рядів є звичайне експоненціальне згладжування; цей підхід виправдовує себе при дослідженні процесів із постійним чи лінійним трендом, рядів із сезонною складовою. Експоненціальне згладжування дуже часто використовують в адаптивних моделях прогнозування та при аналізі різних процесів.

Однією із різновидностей аналізу часових рядів є використання штучних нейронних сіток та кореляційний аналіз. В роботах [12, 20] на основі штучних нейронних сіток були розроблені відповідні моделі для прогнозу індексів D_{st} . Основним недоліком згаданих методів прогнозу є використання параметрів плазми сонячного вітру — адже ж відомо, що під час сильних сонячних спалахів відповідні вимірювальні прилади на космічних апаратах «зашкалюють», що унеможливує сам прогноз. В роботі [14] запропоновано алгоритм прогнозу D_{st} -індексів на базі нейронних сіток із використанням даних тільки про міжпланетне магнітне поле; такий підхід є ефективним за умов сильно підвищеної сонячної активності.

Регресійне моделювання — новий підхід у аналізі багатовимірних часових рядів, розроблений О. С. Парновським [15]; завчасність прогнозу — до шести годин, точність прогнозу 90 %. Значення параметру, який прогнозується, шукають у вигляді лінійної комбінації регресорів, які представляють вхідні величини, функції від вхідних величин та їхні комбінації.

Як бачимо, при прогнозі геомагнітних збурень найчастіше використовується індекс D_{st} . Справа не тільки у інформативності цього індексу, а й у тому, що він добре надається прогнозу. Гірше прогнозується геомагнітний індекс AE , який слугує оцінкою повного горизонтального струму. Його перша складова зумовлена сонячним вітром, а друга пов'язана з процесом вивільнення енергії, накопиченої в шлейфі геомагнітного поля. В роботі [3] показано, що відносно легко прогнозувати першу складову, тоді як другу практично неможливо відтворити за параметрами тільки сонячного вітру.

Таким чином, більшість підходів дає хороший прогноз геомагнітних збурень із завчасністю до кількох годин. Використовуючи підхід, аналогічний підходу [15], ми спробуємо на основі середньодобових показників сонячної активності та геомагнітних збурень побудувати модель стійкого прогнозу геомагнітних збурень із завчасністю, не меншою від однієї доби, провести відповідне тестування моделі прогнозу, окреслити шляхи покращення якості прогнозу.

СПОСТЕРЕЖНІ ДАНІ

Іоносферні та геомагнітні збурення можуть бути спричинені як сплесками випромінювання Сонця, так і корпускулярними потоками. Перші дають практично миттєві ефекти на Землі, тоді як корпускулярні потоки досягають Землі через деякий проміжок часу і зумовлюють тривалі магнітні бурі та полярні саява. Тому для модельних розрахунків будемо використовувати такі доступні нам часові ряди даних за 23-й цикл сонячної активності [www.swpc.noaa.gov/ftpdir/warehouse, www.srl.caltech.edu/ACE/ASC/level2/]:

- радіопотік на довжині хвилі 10.7 см,
- числа Вольфа,
- площі сонячних плям,
- рентгенівський потік (фон + спалах),
- потік протонів з енергією понад 1 MeV (GOES-8),
- потік електронів з енергією понад 0.6 MeV (GOES-8),
- значення міжпланетного магнітного поля (середнє значення та середнє квадратичне відхилення) в точці Лагранжа $L1$ (прилад MAG на космічному апараті ACE).

Для опису геомагнітних збурень ми брали часові ряди таких індексів (www.swpc.noaa.gov/ftpdir/warehouse, <http://wdc.kugi.kyoto-u.ac.jp/dstae>):

- планетарний A_p -індекс (індекс A_p є середнім значенням індекса a_p за добу; він характеризує стан іоносфери та відображає рівень активності магнітного поля Землі — вищі значення індексу відповідають сильнішому поглинанню радіосигналу).
- середньодобовий геомагнітний D_{st} -індекс (вираховується на основі щогодинних вимірювань чотирьох наземних магнітометричних станцій на низьких та середніх широтах).

Використано часові ряди з 1 січня 1996 р. по 31 грудня 2008 р.; ряд значень міжпланетного магнітного поля з 2 вересня 1997 р.

ЕМПІРИЧНА МОДЕЛЬ

В нашій моделі будемо використовувати тільки регресори, які відповідають фізичним параметрам. Вважаємо, що збурення певного геомагнітного індексу, для якого робиться прогноз, на даний момент часу (добу) визначається параметрами сонячної активності та значеннями цього індексу за попередні моменти часу (середньодобові значення). Надалі будемо використовувати центровані та безрозмірні (нормовані на середнє квадратичне відхилення) фізичні параметри x , тоді рівняння регресії прогностичної моделі матиме вигляд

$$x_k(i + \tau) = \sum_{n=1}^N c_n x_1(i - n + 1) + \sum_{n=1}^N c_{n+N} x_2(i - n + 1) + \dots + \sum_{n=1}^N c_{n+(K-1)N} x_K(i - n + 1),$$

$$i = N, I - \tau - N + 1,$$

де τ — період прогнозу (проміжок часу, на який розробляється прогноз), K — число параметрів, N — період передісторії (проміжок часу, за який використовують інформацію для розробки прогнозу), I — довжина ряду значень фізичних параметрів. K -й параметр відповідає за відповідний геомагнітний індекс. В роботі [14] запропоновано поряд з регресорами x використовувати степеневі функції від них. У випадку авторегресії коефіцієнти c_n повинні задовільняти умову (при наявності постійних регресорів шукане рівняння повинно дати те саме значення):

$$\sum_{n=1}^N c_n = 1.$$

Записані рівняння дозволяють при відомих значеннях параметрів x підібрати такі невідомі коефіцієнти c_n , які дають найменшу похибку прогнозу. Отриману систему рівнянь запишемо у матричному представленні:

$$y = Xc,$$

де y — відомі значення геомагнітного індекса, за якими підбираються коефіцієнти прогностичної

моделі із заданою завчасністю. Система має $I - \tau - N + 1$ рівняння з KN невідомими. Оскільки, як правило, $I - \tau - N + 1 > KN$, то систему рівнянь будемо розв'язувати методом нев'язки — розв'язок шукаємо як елемент лінійного простору, що мінімізує квадратичну форму Φ :

$$\Phi(c) = (Xc - y)^T (Xc - y) + \alpha \cdot c^T c.$$

Перший доданок описує нев'язку системи рівнянь, другий є стабілізатором Тихонова [1], який задає певні обмеження на шуканий розв'язок, α — параметр регуляризації. Взавши похідну від Φ по c і прирівнявши її до нуля, отримуємо

$$c = (X^T \cdot X + \alpha)^{-1} \cdot X^T \cdot y.$$

Отримані коефіцієнти c_n визначають прогностичну модель із завчасністю τ , не меншою за одну добу; зазначимо, що значення коефіцієнтів прогностичної моделі залежать від завчасності прогнозу. Введення стабілізатора $\alpha \cdot c^T c$ обмежує варіації коефіцієнтів c , що часто забезпечує додаткову стійкість прогнозу. Параметр регуляризації α визначається на тестовій вибірці.

Отримавши таким чином коефіцієнти моделі, ми можемо робити прогноз на τ діб наперед відносно поточних (за останню добу) та попередніх значень регресорів. Звичайно, ми мусимо вважати, що коефіцієнти моделі не будуть при цьому суттєво змінюватись.

ТЕСТУВАННЯ

Є два підходи до тестування прогностичних можливостей моделей: прогнозування рядів за минулі проміжки часу та звичайна дослідна експлуатація. Ми обмежимося першим підходом — модель будемо не по всій наявній вибірці, а на так званій навчальній вибірці, з якої вилучаються декілька останніх точок (тестова вибірка). Модель «не знає» про наявність цих останніх даних. Виходячи з моделі, ми робили прогноз на відповідні інтервали часу, на які припадає тестова вибірка, і на основі різниці між фактичними та спрогнозованими значеннями отримували оцінку прогностичних можливостей нашої моделі. За період передісторії N ми брали такі його значення, для яких похибка прогнозу близька до найменшого значення. Крім цього, при зменшенні довжини ряду значень вхідних параметрів

рів, по яких проводиться “навчання” алгоритму, похибка прогнозу має тенденцію до збільшення. В нашому випадку: період передісторії $N \sim 10 \dots 40$, довжина ряду значень фізичних параметрів $I \sim 4000$, число параметрів $K \approx 5$.

Результати, отримані за допомогою наявної моделі, можуть бути представлені у вигляді точкового, або ж інтервального прогнозу. Точковий прогноз — це одне значення відповідного параметра на певний момент часу. При цьому під похибкою прогнозу розуміють міру відхилення прогнозу від справжнього значення відповідного параметра, у більшості випадків — це залишкове середнє квадратичне відхилення rms , хоча для порівняння різних методів зручніше користуватись критеріями якості прогнозу у відносних одиницях: коефіцієнт кореляції r між спрогнозованими та істинними значеннями та ефективність передбачення $pe = 1 - (rms)^2/\sigma^2$. Інтервальный прогноз задає верхню і нижню границю прогнозу (довірчий інтервал) для певного моменту часу та відповідну довірку ймовірність попадання в цей інтервал. Отже, в цьому випадку точність прогнозу задається оцінкою довірного інтервалу прогнозу для заданої ймовірності його справджування, а достовірність прогнозу — оцінкою ймовірності здійснення прогнозу для заданого довірного інтервалу.

В нашому дослідженні ми обмежимося точковим прогнозом.

ФІЛЬТРАЦІЯ ВХІДНИХ ДАНИХ І ЯКІСТЬ ПРОГНОЗУ

У часових рядах вхідних фізичних параметрів наявна квазідובהва складова, яка погано відтворюється в рамках нашої моделі; її ми надалі будемо називати шумовою. Шумова складова зумовлена як самою природою даних: нерегулярність, просторова неоднорідність (індекс вираховується за даними невеликого числа наземних магнітометричних станцій), так і методикою їхнього отримання: інструментальною похибкою (нею можна знехтувати), часовим усередненням (середньодобові значення отримують шляхом усереднення вимірювань на менших часових інтервалах, при цьому варіації на дрібних

часових масштабах подавлюються, а квазідובהва шумова складова залишається) [11]. Такі шуми можна частково врахувати, наприклад ввівши в модель автокореляційні залишки. Згадані шуми мають вагомий вплив на результати прогнозу, коли мова йде про його високу якість. А тому вхідні дані (часові ряди середньодобових значень) були пропущені через відповідні низькочастотні фільтри Ланцоша [2], які подавлювали високочастотні шуми. Як прогнозанти ми брали часові ряди таких фізичних параметрів: радіопотік на довжині хвилі 10.7 см, числа Вольфа, площі сонячних плям, рентгенівський потік (фон+спалах), потік протонів, потік електронів, значення міжпланетного магнітного поля, середньодобовий D_{st} -індекс. Але радіопотік, числа Вольфа та площі сонячних плям сильно корелюють між собою; крім того, тільки три параметри — потік протонів, середнє значення міжпланетного магнітного поля та геомагнітні збурення (D_{st} та A_p індекси) є головними прогнозантами, які надалі будуть використовуватись нами для прогнозу. Вклад решти параметрів при прогнозі середньодобових значень є незначним: внесення будь-якого із цих параметрів дає покращення коефіцієнта кореляції не більше ніж на 0.001 або ж погіршує кореляцію. При сильних магнітних бурях вклад потоку протонів у кореляцію більший від вкладу міжпланетного магнітного поля.

У рамках розробленої нами прогностичної моделі ми розглянули прогноз із різною завчасністю: 1 доба, 2 доби, 3 доби. Для кожного випадку ми вибирали такі значення довжини навчальної вибірки N , частоти зрізу низькочастотного фільтра f_s та коефіцієнта регуляризації α , які дають найбільший коефіцієнт кореляції для тестової вибірки, тобто забезпечують найкращий прогноз. Зазначимо, що визначення кількості регресорів за допомогою статистичного критерію Фішера дає подібні значення передісторії параметрів N . Оцінка якості прогнозу зроблена за результатами 100 послідовних точкових прогнозів.

У таблиці приведено отримані значення коефіцієнта кореляції r між спрогнозованими та спостережними значеннями індексу D_{st} (модель побудована за фільтрованими значеннями), зна-

чення коефіцієнта кореляції r_0 (у дужках) для випадку найпростішого прогнозу — «завтра чи післязавтра буде так, як сьогодні»; значення відношення σ_{rms}/σ_0 залишкового (між спрогнозованими та спостережуваними значеннями індексу D_{st}) середнього квадратичного відхилення до середнього квадратичного відхилення центрованих значень індексу D_{st} , частоти f_s зрізу цифрового фільтра та відповідного часового інтервалу Δt (у дужках) між відліками, ефективності передбачення pe . У двох останніх графах приведено параметр регуляризації α та загальне число KN регресорів.

У перших трьох випадках модель побудовано за фільтрованими регресорами. У нижньому рядку приведено результати прогнозу з використанням нефільтрованих даних для побудови моделі прогнозу; частота Найквіста становить 0.5, їй відповідає період 2 доби, коли розглядаються середньодобові значення. Як бачимо, для оптимального прогнозу із завчасністю 1 доба слід будувати модель по середньопівторадобових значеннях, із завчасністю 2 доби — по середньодвобових значеннях, із завчасністю 3 доби — по майже середньотридобових значеннях.

Як бачимо, подавлення високочастотних шумів суттєво покращує якість прогнозу із різною завчасністю: так, при прогнозі із завчасністю 1 доба коефіцієнт кореляції збільшується від 0.87 до 0.97. А із збільшенням завчасності прогнозу коефіцієнт кореляції та ефективність прогнозу зменшуються.

Зазначимо, що збільшення числа прогнозантів ($KN \geq 9$) при використанні нефільтрованих даних не призводить до покращення прогнозу, оскільки вклад шумів прогнозантів за останні дві-три доби перевищує внесок значень решти прогнозантів.

Маючи оцінки якості прогнозу згаданого найпростішого підходу, можна говорити про ефективність роботи нашого алгоритму: так, запропонований підхід дає збільшення коефіцієнта кореляції на 0.15 порівняно з найпростішим підходом вже у випадку нефільтрованих даних (нижній рядок таблиці), а фільтрація часових рядів прогнозантів додатково збільшує r ще на кілька десятих.

ВЕРИФІКАЦІЯ ПРОГНОЗУ

Оскільки ми розглядаємо процес, що відбувається в реальному масштабі часу, то для фільтрації часових рядів найкраще підходять фільтри реального часу. До такого класу фільтрів належать рекурсивні фільтри, зокрема фільтри Баттерворта, Бесселя, Чебишева [2]. Недоліком такого класу фільтрів є внесення від'ємного фазового зсуву при фільтрації в реальному часі; до того ж цей зсув залежить від частоти, що сильно деформує форму сигналу при фільтрації.

Єдиний вихід — фільтрація часового ряду у прямому та зворотному напрямках, однак це породжує на краях часового ряду участки нефільтрованих значень, ширина яких визначається порядком фільтра. Тобто, при використанні рекурсивних фільтрів реального часу виникають труднощі, притаманні для нерекурсивних фільтрів: для того щоб отримати відфільтроване значення в даний момент часу, необхідні значення часового ряду як у попередні, так і у наступні моменти часу (ширина вікна фільтра також визначається порядком фільтра). А це означає, що в разі використання відфільтрованих даних ми повинні робити прогноз із завчасністю, більшою за півширину фільтра. Зокрема, якщо ширина вікна фільтра $2k + 1$, то прогноз із завчасністю

Вплив фільтрації вхідних даних на якість прогнозу індексу D_{st}

Завчасність, діб	$r(r_0)$	σ_{rms}/σ_0	pe	$f_s(\Delta t, \text{діб})$	α	KN
1	0.97 (0.72)	0.23	0.94	0.33 (1.5)	0.04	60
2	0.94 (0.36)	0.33	0.88	0.25 (2)	0.001	60
3	0.91 (0.21)	0.40	0.83	0.18 (2.8)	0.001	45
1	0.87 (0.72)	0.48	0.76	0.5 (1)	0	9

$k + \tau$ дає реальну завчасність τ . Згідно із проведеними тестуваннями фільтри Ланцоша забезпечують кращу якість прогнозу, ніж рекурсивні фільтри. А тому надалі при фільтрації будемо використовувати виключно фільтри Ланцоша. Однак за умов реального прогнозу, коли часовий ряд обірваний справа, збільшення ширини вікна (при цьому покращується частотна характеристика фільтра) вимагає, як вже було зазначено, збільшення завчасності прогнозу. При цьому ми маємо покращення результатів самої фільтрації з одного боку, та погіршення якості прогнозу, з іншого. Виявляється, що в даній ситуації оптимальними є фільтри другого порядку: при ширині вікна, що дорівнює 3, прогнозу із завчасністю 2 доби відповідає реальне випередження, рівне 1 добі.

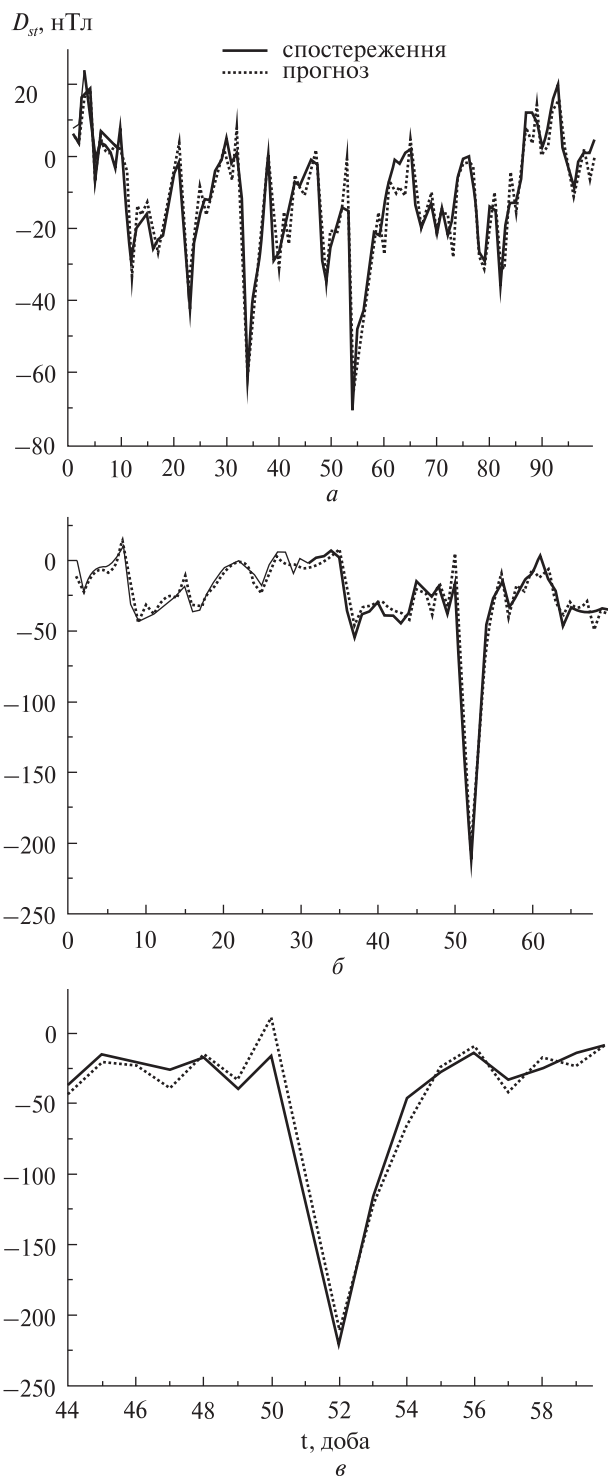
Розглянемо детальніше отримані ряди прогнозів геомагнітних індексів. Ми вибрали два інтервали активного та надактивного Сонця у 23-му циклі сонячної активності:

- 1) кінець гілки росту (перед першим максимумом), початок — 19 грудня 1999 р.;
- 2) середина гілки спаду, початок — 8 вересня 2003 р. (цей інтервал включає надпотужний сонячний спалах 28 жовтня 2003 р.).

Результати прогнозу середньодобового індексу D_{st} представлені на рисунку (a — на першому, b — на другому інтервалі, ϵ — окремо виділений у більшому часовому масштабі Хелоуїнський супершторм).

Коефіцієнт кореляції між спостережуваними індексами та спрогнозованими індексами (прогностична модель побудована за фільтрованими даними) становить 0.94 для першого участку та 0.96 для другого. Авторегресія також дає високий коефіцієнт кореляції: 0.925 та 0.94 для відповідних участків. Як бачимо, запропонований алгоритм прогнозу менш чутливий до малих геомагнітних збурень. Цей підхід дає непоганий прогноз великих збурень: як їхніх значень, так і моментів їхньої появи (рисунок, ϵ — Хелоуїнський супершторм).

Ми зробили аналогічно прогноз планетарного A_p -індексу. Цей індекс важче прогнозувати, а тому якість прогнозу дещо нижча: для першого



Прогноз геомагнітного індекса D_{st} (завчасність прогнозу 2 доби, реальна заздалегідність 1 доба): a — на першому інтервалі, b — на другому інтервалі, ϵ — Хелоуїнський супершторм (другий інтервал)

участку коефіцієнт кореляції становить 0.90, для другого — 0.93.

Подібні, але дещо гірші результати прогнозу отримуються при фільтрації даних із вікном $2k + 1 = 5$, але реальній завчасності прогнозу 1 доба відповідає тепер завчасність 3 доби.

Зазначимо, що реальна завчасність прогнозу 2 доби накладає більші вимоги до фільтрів. На жаль, використовувані нами фільтри не можуть забезпечити необхідну фільтрацію вхідних даних, що унеможливує якісний прогноз геомагнітних збурень із реальною завчасністю, більшою від однієї доби. Для цього потрібні досконаліші фільтри.

ВИСНОВКИ

1. Розроблено методику прогнозу середньодобових геомагнітних збурень — збурення геомагнітного індексу D_{st} та планетарного індексу A_p , визначаються потоком протонів, значенням міжпланетного магнітного поля та передісторією індексу, який прогнозують. Модель прогнозу — лінійна, робастність прогнозу забезпечує стабілізатор Тихонова, що накладає обмеження на розбаланс коефіцієнтів моделі.

2. Показано, що подавлення високочастотних шумів суттєво покращує якість прогнозу середньодобового геомагнітного та планетарного індексів. А тому коефіцієнти моделі необхідно шукати за відфільтрованими значеннями часових рядів.

3. Якість прогнозу визначається граничною частотою пропускання низькочастотного фільтра, довжиною навчальної вибірки, коефіцієнтом регуляризації. Коефіцієнт кореляції між спостережуваними нефільтрованими та спрогнозованими індексами більший від 0.9, тоді як використання найпростіших підходів дає коефіцієнт кореляції, на декілька десятків нижчий.

4. Розроблену методику можна використовувати для прогнозу середньодобового геомагнітного та планетарного індексів як у періоди помірної, так і надвисокої активності Сонця.

Автор щиро вдячний центрам даних SPDF, NSSDC та WDC-B за можливість доступу до різних даних, зокрема до каталогу OMNI2.

1. Тихонов А. Н., Арсенин В. Я. Методы решения некорректных задач. — М.: Наука, 1979. — 142 с.
2. Хемминг П. В. Цифровые фильтры. — М.: Сов. радио, 1980. — 224 с.
3. Amata E., Consolini G., Pallochia G., Marcucci M. ANN forecast of hourly averaged AE index based on L1 IMF and plasma measurements // Acta Geophysica. — 2009. — **57**, N 1. — P. 185—196.
4. Cid C., Saiz E., Cerrato Y. Physical models to forecast the Dst index: A comparison of results // Solar Wind 11 / SOHO 16, Workshop “Connecting Sun and Heliosphere”. — 2005. — P. 601—604.
5. Eselevich V. G., Fainshtein V. G. An investigation of the relationship between the magnetic storm Dst-index and different types of solar wind streams // Ann. Geophys. — 1993. — **11**, N. 8. — P. 678—684.
6. Eselevich V. G., Fainshtein V. G., Rudenko G. V., et al. Forecasting the velocity of quasi-stationary solar wind and the intensity of geomagnetic disturbances produced by it // Cosmic Res. — 2009. — **47**, N 2. — P. 95—113.
7. Gonzalez W. D., Echer E. A study on the peak Dst and peaknegative Bz relationship during intense geomagnetic storms // Geophys. Res. Lett. — 2005. — **32**. — P. 18103—18106.
8. Gonzalez W. D., Tsurutani B. T., Gonzalez A. L. Interplanetary origin of geomagnetic storms // Space Sci. Rev. — 1999. — **88**. — P. 529—562.
9. Kane R. P. How good is the relationship of solar and interplanetary plasma parameters with geomagnetic storms? // J. Geophys. Res. — 2005. — **110**. — P. 2213—2215.
10. Khabarova O. V. Current problems of magnetic storm prediction and possible ways of their solving // Sun and Geosphere. — 2007. — **2**, N 1. — P. 33—38.
11. King J. H., Papitashvili N. E. Solar wind spatial scales in and comparisons of hourly Wind and ACE plasma and magnetic field data // J. Geophys. Res. — 2005. — **110A**, N 2. — P. A02104—A02111.
12. Lundstedt H., Gleisner H., Wintoft P. Operational forecasts of the geomagnetic Dst index // Geophys. Res. Lett. — 2002. — **29**, N 24. — P. 2181—2184.
13. O'Brien T. P., McPherron R. L. Forecasting the ring current index Dst in real time // J. Atmos. Terr. Phys. — 2000. — **62**. — P. 1295—1299.
14. Pallochia G., Amata E., Consolini G., et al. Geomagnetic Dst index forecast based on IMF data only // Ann. Geophys. — 2006. — **24**. — P. 989—999.
15. Parnowski A. S. Regression modeling method of space weather prediction // Astrophys. and Space Sci. — 2009. — **323**, N 2. — P. 169—180.
16. Siscoe G., McPherron R. L., Liemohn M. W., et al. Reconciling prediction algorithms for Dst // J. Geophys. Res. — 2005. — **110A**, N 2. — P. A02215—A02222.

17. *Temerin M., Li X.* A new model for the prediction of Dst on the basis of the solar wind // *J. Geophys. Res.* — 2002. — **107A**, N 12. — P. 1472—1479.
18. *Temerin M., Li X.* Dst model for 1995—2002 // *J. Geophys. Res.* — 2006. — **111A**, N 4. — P. A04221 — A04231.
19. *Wang C. B., Chao J. K., Lin C. H.* Influence of the solar wind dynamic pressure on the decay and injection of the ring current // *J. Geophys. Res.* — 2003. — **108A**, N 9. — P. 1341—1351.
20. *Wu J., Lundstedt H.* Geomagnetic storm predictions from solar wind data with the use of dynamic neural networks // *J. Geophys. Res.* — 1997. — **102A**, N 7. — P. 14255—14268.
21. *Yermolaev Y. I., Yermolaev M. Y., Zastenker G. N., et al. A.* Statistical studies of geomagnetic storm dependencies on

solar and interplanetary events: a review // *Planet. Space Sci.* — 2005. — **53**. — P. 189—196.

Надійшла до редакції 21.05.10

M. I. Stodilka

FORECAST OF THE DAILY GEOMAGNETIC PERTURBATIONS

A model of the robust forecast of geomagnetic perturbations is constructed and tested. Some ways to improve the forecast are considered. The correlation coefficient between daily observed and forecasted data is greater than 0.9. Our procedure can be used to perform the forecast of the daily geomagnetic and planetary indices during both moderate and superhigh solar activity.