

К 519.711 (045)

ОЦІНЮВАННЯ ЯКОСТІ ПРОГНОЗУВАННЯ ЦИКЛІЧНИХ КОМПОНЕНТ ЧАСОВИХ РЯДІВ ЗНАЧЕНЬ ІНДЕКСУ ГЕОМАГНІТНОЇ АКТИВНОСТІ DST З ВИКОРИСТАННЯМ СИНГУЛЯРНОГО СПЕКТРАЛЬНОГО АНАЛІЗУ

Г. А. Шаповал

Національний авіаційний університет

kyjevemij@gmail.com

Розв'язано задачу прогнозування часових рядів геомагнітної активності на основі їх попередніх відліків з використанням сингулярного спектрального аналізу та оцінювання якості прогнозу. На прикладі ряду перевірена ефективність обраного методу прогнозування з урахуванням різноманітних додаткових параметрів.

Ключові слова: сингулярний спектральний аналіз, оцінювання якості прогнозування, компоненти ряду, геомагнітна активність, Dst-індекс.

The article deals with solving the problem of forecasting geomagnetic activity time series and evaluation of forecast quality. Efficiency of selected method was tested on example with considering different additional parameters.

Keywords: singular spectrum analysis, evaluation of forecast quality, time series components, geomagnetic activity, Dst-index.

Постановка проблеми

Сьогодні відомо, що процеси на Сонці негативно впливають на технічні пристрої та людей.

Одним зі шляхів, що дають змогу передбачити або помітно послабити наслідки такого впливу, є прогноз періодів і інтенсивності збурень навколоземного середовища, що призводять до порушення технічних систем або спричиняють шкоду здоров'ю людини.

Прогнозування космічної погоди — складне завдання. Система «сонце-сонячний вітер-магнітосфера Землі» являє собою надзвичайно складну нелінійну динамічну систему, у якій протікають та взаємодіють процеси з різними просторовими та часовими масштабами, і яка практично постійно знаходиться в стані нерівноваги.

Крім того, повна інформація про її стан недостатня. Саме тому для моделювання розвитку геомагнітних збурень використовують альтернативні методи.

Головна складність, яка виникає під час розв'язання задачі прогнозу космічної погоди за допомогою існуючих моделей, пов'язана в першу чергу з проблемою детерміністської передбачуваності стану навколоземного простору, через яку границя передбачуваності є різко обмеженою і, на думку багатьох фахівців, становить приблизно один-два тижні [1].

Характеристиками змін, що відбуваються у геомагнітних полях Сонця та Землі, є індекси сонячної активності, одним з яких є Dst-індекс:

$$Dst = DCF + DR,$$

де DCF — поле поверхневого струму; DR — поле кільцевого струму; границі вимірювання:

$-100 < Dst \leq -50$ нТл — для помірних магнітних бур, $Dst \leq -100$ нТл — для сильних магнітних бур.

Цей індекс являє собою вісесиметричну відносно геомагнітного диполя компоненту збуреного магнітного поля та визначається на основі вимірювань, що проводяться кожної години на п'яти приєкваторіальних станціях.

Оскільки часовому ряду значень індексу Dst характерні сезонні зміни, які нескладно прогнозувати, та різкі випадкові зміни [2], то задача прогнозування може бути розділена на дві: виділення та прогнозування циклічної складової ряду та прогнозування ряду залишків, що містить у собі різко осцилюючі випадкові складові.

У даній роботі буде розглянуто саме циклічну компоненту ряду, виділення та прогнозування її за допомогою сингулярного спектрального аналізу та оцінено якість цього прогнозу.

На сьогодні існує велика кількість підходів до глибинного вивчення та прогнозування поведінки геодинамічних рядів, які можна умовно розбити на такі групи: морфологічний аналіз зображення Сонця або синоптичний аналіз; детектування великомасштабних збурень у сонячному вітрі; побудова емпіричних моделей; чисельне моделювання та аналіз часових рядів.

Але кожен із цих методів під час дослідження складної динаміки геомагнітних індексів має свої недоліки, тому точних довгострокових прогнозів, як і раніше, ніхто дати не може [3].

Аналіз досліджень

Аналіз часових рядів — доволі широка група методів, яка об'єднана загальною ознакою: вони

розглядають магнітосферу як «чорний ящик» і аналізують вхідні та вихідні параметри. Ці методи менше за інші враховують реальну фізику, тому забезпечують найкращі результати: завчасність до 9 год та точність на рівні 80–90 % [4]. Їх вразливою стороною є залежність від наявності супутникових даних. Конкретні методи досить різноманітні та використовують методи статистики, обробки сигналів, теорії керування, кореляційного аналізу та ін.

Штучні нейронні мережі забезпечують завчасність до 4-х год, але не є ефективними при прогнозуванні сильних магнітних бур [5; 6].

Методи оптимізації дозволяють досягти завчасності 8–9 год, однак у роботах, що використовують ці методи, зазвичай застосовують вибірки малого об'єму, що негативно впливає на репрезентативність отриманих результатів [7; 8].

Кореляційний аналіз використовується переважно як допоміжний засіб при розробці емпіричних моделей.

Регресійний аналіз дозволяє досягти найкращих результатів у побудові феноменологічних моделей і забезпечує завчасність до 6 год при точності понад 90 % [9], але потребує обробки великої кількості даних для отримання якісного прогнозу.

До методів аналізу часових рядів відносять також метод сингулярного спектрального аналізу. У працях В. Л. Горшкова [10; 11] було продемонстровано можливість використання сингулярного спектрального аналізу для дослідження та прогнозування рядів, що складаються з параметрів обертання Землі. Головними перевагами методу є те, що базові функції методу породжуються рядом, що досліджується; існує можливість відновлення ряду за інформативними компонентами, дослідження яких є інтерактивно доступним; можливе оцінювання не лише частоти та амплітуди гармонічних компонент ряду, а й їх фази; існує можливість багатоваріантного прогнозу. Метод дає змогу виявити структуру та спрогнозувати поведінку нелінійних дискретних динамічних систем на основі великих масивів даних. Оскільки магнітосфера Землі є складною нелінійною динамічною системою та в наявності є великий масив даних про параметри геомагнітної активності, то можемо застосувати даний метод до прогнозування космічної погоди.

Прогнозування поведінки Сонця часто пов'язують з існуванням циклів сонячної активності. Сонячним циклом називають періодичні зміни в поведінці Сонця.

Передбачається наявність великої кількості циклів: 7-денного, 27-денного, 30-денного, 45-денного, 11-річного, 22-річного, 87-річного,

210-річного та ін., але зі спостережень достовірно підтверджено існування тільки 11- і 22-річних циклів [12].

Очевидно, що космічна погода залежить від великої кількості факторів, які мають різноманітну природу.

Найчастіше використовують 27–45-добовий, 7-добовий, 2-добовий і 1-годинний прогнози. Кожен із цих типів прогнозів використовує різницю у швидкості електромагнітного сигналу і швидкості поширення збурення, і спирається на дистанційне спостереження явищ на Сонці або локальні вимірювання навколо Землі [13].

27–45 добові прогнози базуються на поточних спостереженнях Сонця, передбачають збурення геомагнітної активності та пов'язані з активними процесами на Сонці, що відбуваються з періодичністю 27 діб, приблизно рівною періоду обертання Сонця навколо своєї осі. 7-добовий прогноз базується на поточних спостереженнях активних областей біля східного лімба Сонця і передбачає збурення геомагнітної активності, пов'язані з переміщенням цих активних областей до лінії Сонце–Земля (тобто до центрального меридіана) через час, приблизно рівний чверті періоду обертання Сонця.

2-добовий прогноз спирається на поточні спостереження активних процесів біля центрального меридіана Сонця і передбачає пов'язані з цими процесами збурення геомагнітної активності через час, близький до характерного часу розповсюдження збурень від Сонця до Землі сонячного вітру (від 1,5 до 5 діб) і сонячних космічних променів (декілька годин). 1-годинний прогноз базується на прямих вимірюваннях параметрів плазми сонячного вітру за допомогою космічних апаратів, розповсюджених, як правило, в передній лібраційній точці $L1$ на відстані 1,5 млн км від Землі, поблизу лінії Сонце–Земля. Надійність 2-добового і 1-годинного прогнозу становить біля 30–50 % і 95 % відповідно. Інші прогнози мають лише загальний інформаційний характер і обмежене практичне застосування [14].

У цій роботі для прогнозування часового ряду буде використовуватись сингулярний спектральний аналіз, що дозволяє досліджувати структуру часового ряду, видаляти окремі його складові та прогнозувати як сам ряд, так і тенденції розвитку його складових.

Мета роботи — оцінювання якості прогнозування часового ряду за допомогою обраного методу залежно від довжини вікна, кількості компонент у відновленому ряді, кількості точок, на основі яких базується прогноз та довжини прогнозу, а також підбір оптимальних параметрів для прогнозування.

Виклад основного матеріалу

Оцінювання надійності прогностичних значень індексу геомагнітної активності *Dst* проводиться шляхом порівняння даних чисельного експерименту з даними фактичних замірів.

Точність прогнозу будемо оцінювати за допомогою $\bar{\delta}$ середньої відносної похибки прогнозу (похибки апроксимації), яка показує середнє відхилення розрахованих значень $p_{\text{прогн}}$ від фактичних $p_{\text{іст}}$:

$$\bar{\delta}_i = \left| \frac{p_{\text{прогн}} - p_{\text{іст}}}{p_{\text{іст}}} \right| \cdot 100\%, \quad i = \overline{0, N-1};$$

$$\bar{\delta} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \bar{\delta}_i, \quad \text{де } N \text{ — довжина ряду.}$$

Залежно від $\bar{\delta}$ будемо визначати точність таким чином: $\bar{\delta} < 5\%$ — висока точність; $5\% < \bar{\delta} < 10\%$ — хороша точність; $10\% < \bar{\delta} < 20\%$ — задовільна точність; $\bar{\delta} > 20\%$ — незадовільна точність.

Нехай задана послідовність (часовий ряд) $P = \{p_i\}_{i=0, N-1}$, де N — обсяг даних почасових даних *Dst*-індексу за визначений часовий проміжок.

Алгоритм експерименту:

1. Ряд почасових даних усереднюється по 27-ми дням:

$$P^* = \{p_j^*\}_{j=0, M-1};$$

$$p_j^* = \frac{\sum_{i=27j}^{27(j+1)} p_i}{27};$$

$$i = \overline{0, N-1};$$

$$j = \overline{0, M-1}, \quad M = \frac{N}{27}.$$

2. Проводиться сингулярний розклад усередненого часового ряду для $L = 50, 200$ та 222 .

Одновимірний ряд $P^* = \{p_j^*\}_{j=0, M-1}$ перетворюється на траєкторну матрицю X за допомогою оператора зсуву з параметром L — довжиною вікна:

$$X = \begin{pmatrix} p_0 & p_1 & \dots & p_{M-L-1} \\ p_1 & p_2 & \dots & p_{M-L} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ p_{L-1} & p_L & \dots & p_{M-1} \end{pmatrix}, \quad \text{де } M \geq 3.$$

Обчислюємо матрицю $DC = XX^T$. Визначаємо власні числа λ_k , $k = \overline{0, L-1}$ та матрицю

$$A = \begin{pmatrix} \alpha_{0,0} & \alpha_{0,1} & \dots & \alpha_{0,L-1} \\ \alpha_{1,0} & \alpha_{1,1} & \dots & \alpha_{1,L-1} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \alpha_{L-1,0} & \alpha_{L-1,1} & \dots & \alpha_{L-1,L-1} \end{pmatrix} \text{ власних векторів}$$

$$\vec{A}_k = (\alpha_{k,1}, \dots, \alpha_{k,L-1})^T, \quad k = \overline{0, L-1} \text{ матриці } DC.$$

Визначаємо головні компоненти $Y = AX$.

3. Проводиться відтворення часового ряду за 5-ма, 7-ма та 10-ма компонентами

$$x_{k,l} = \sum_{v=0}^w \alpha_{v,k} y_{v,l}, \quad k = \overline{0, L-1}, \quad l = \overline{0, M-L-1},$$

$$w < L-1.$$

Застосовуємо до відновленої матриці X процедуру діагонального усереднення:

$$\hat{p}_i = \begin{cases} \frac{1}{i+1} \sum_{j=0}^i x_{j,i-j}, & i = \overline{0, L-1}; \\ \frac{1}{L} \sum_{j=0}^{L-1} x_{j,i-j}, & i = \overline{L, M-L-1}; \\ \frac{1}{M-i} \sum_{j=i-L}^{L-i} x_{j,i-j}, & i = \overline{M-L, M-1}. \end{cases}$$

4. Відтворений ряд прогнозується на 2, 3, 5 та 10 точок уперед з передісторією, починаючи з 222-ї, 267-ї, 311-ї та 355-ї точок (50, 60, 70 та 80 % вихідного ряду відповідно).

Для реалізації рекурентної процедури прогнозування на один крок (отримання $\hat{p}_M, \hat{p}_{M+1}, \hat{p}_{M+2}, \dots$) припускають, що ортогоналізація часового ряду, що справедлива для кількості даних M , буде здійснюватись за тією самою системою власних векторів і для даних кількості $M+1, M+2, \dots$.

Розглянемо випадок прогнозу значення \hat{p}_M . Якщо необхідно виконання зроблених припущень, то маємо таку траєкторну матрицю:

$$X = \{x_{k,l}; k = \overline{0, L-1}, l = \overline{0, M-L}\},$$

$$X = \begin{pmatrix} p_0 & p_1 & \dots & p_{M-L} \\ p_1 & p_2 & \dots & p_{M-L+1} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ p_{L-1} & p_L & \dots & p_M \end{pmatrix} =$$

$$= \begin{pmatrix} x_{0,0} & x_{0,1} & \dots & x_{0,M-L} \\ x_{1,0} & x_{1,1} & \dots & x_{1,M-L} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{L-1,0} & x_{L-1,1} & \dots & x_{L-1,M-L} \end{pmatrix}.$$

Тоді елементи останнього стовпця матриці мають визначатись згідно з процедурою реконструкції (наприклад, за усіма компонентами) так:

$$x_{k,M-L} = \sum_{v=0}^{L-1} \alpha_{v,k} y_{v,M-L}, k = \overline{0, L-1}.$$

У даній системі L рівнянь та $L+1$ невідоме:

$$x_{L-1,M-L} \text{ та } y_{k,M-L}, k = \overline{0, L-1}.$$

Проте, як видно із практики застосування МГК, частка загальної варіабельності даних, що припадає на останню $(L-1)$ -у компоненту, мінімальна, а тому цією компонентою можна знехтувати задля визначення інших невідомих значень. Зокрема, можемо записати систему рівнянь

$$x_{k,M-L} = \sum_{v=0}^{L-2} \alpha_{v,k} y_{v,M-L}, k = \overline{0, L-2},$$

у якій $L-1$ рівняння та $L-1$ невідоме:

$$y_{k,M-L}, k = \overline{0, L-2},$$

визначивши які, знайдемо шукане $x_{L-1,M-L}$:

$$x_{L-1,M-L} = \sum_{v=0}^{L-2} \alpha_{v,L-1} y_{v,M-L}.$$

Після отримання $x_{L-1,M-L}$ неважко повернутись до часового ряду, який містить значення \hat{p}_M .

5. Отримане прогнозне значення порівнюється з фактичним та обраховується відносна похибка прогнозу.

Нижче наведені результати оцінювання прогнозу відновленого часового ряду значень індексу геомагнітної активності Dst за 5, 7 та 10 компонентами. Дані для статистичної обробки про заміри Dst -індексу були отримані з бази даних NASA Omni Web [15].

Для оцінювання прогнозування часового ряду за допомогою методу «гусені» було використано ряд значень індексу Dst за період з 01.01.1980 по 31.12.2012 роки, усереднений по 27-ми днях.

Довжина ряду становить 444 відмітки. Експеримент проводився для довжин вікна $L = 50, 200$ та 222. Як передісторію було вибрано 50, 60, 70 та 80 % вихідного часового ряду (222, 266, 310 та 355 відмітки відповідно).

У першому випадку для сингулярного розкладу ряду на компоненти використовувалася довжина вікна $L = 50$. Результати оцінювання точності прогнозу наведені в табл. 1.

Прогнозування, для якого як передісторію було взято 50 та 60 % від вихідного ряду, незалежно від кількості компонент у відновленому ряді та довжини прогнозу дало незадовільні результати. Найкращу точність отримано від прогнозу відновленого за 5-ма компонентами ряду, на які припадає $\text{Var} = 8,21\%$ від загальної варіабельності даних, який прогнозувався на основі 355 точок вихідного ряду на два кроки вперед, середня відносна похибка прогнозу становила $\bar{\delta} = 11,08\%$.

Виходячи з результатів експерименту, можна зробити висновок, що використання довжини вікна $L = 50$ для побудови прогнозу значень індексу геомагнітної активності Dst показує мало-ефективні результати. Аналогічний експеримент був проведений з використанням довжини вікна $L = 200$.

Результати експерименту подано в табл. 2.

Таблиця 1

Результати експериментальних досліджень для $L = 50$

	Кількість компонент у відновленому ряді	Var, %	Передісторія (% , точок від вихідного ряду)			
			50 %	60 %	70 %	80 %
			221 точка	266 точок	310 точок	354 точки
Прогноз на дві точки	5 компонент	82,11 %	92,90 %	26,20 %	21,23 %	11,08 %
	7 компонент	85,12 %	188,39 %	30,26 %	14,69 %	26,14 %
	10 компонент	89,05 %	943,48 %	40,26 %	16,33 %	44,10 %
Прогноз на три точки	5 компонент	79,26 %	94,58 %	24,64 %	24,29 %	22,00 %
	7 компонент	81,21 %	190,06 %	28,31 %	16,41 %	35,66 %
	10 компонент	83,08 %	3032,16 %	35,79 %	18,40 %	52,63 %
Прогноз на п'ять точок	5 компонент	82,11 %	60,31 %	17,50 %	22,56 %	34,99 %
	7 компонент	85,12 %	118,03 %	21,76 %	13,16 %	37,87 %
	10 компонент	89,05 %	1828,45 %	26,59 %	15,73 %	46,45 %
Прогноз на десять точок	5 компонент	82,11 %	40,56 %	16,02 %	14,89 %	22,39 %
	7 компонент	85,12 %	64,10 %	13,51 %	13,72 %	28,46 %
	10 компонент	89,05 %	921,32 %	16,45 %	15,54 %	37,95 %

Таблиця 2

Результати експериментальних досліджень для $L = 200$

	Кількість компонент у відновленому ряді	Var, %	Передісторія (% , точок від вихідного ряду)			
			50 %	60 %	70 %	80 %
			221 точка	266 точок	310 точок	354 точки
Прогноз на дві точки	5 компонент	79,26 %	5,52 %	15,43 %	3,70 %	6,75 %
	7 компонент	81,21 %	13,84 %	14,05 %	6,53 %	9,67 %
	10 компонент	83,08 %	61,50 %	8,74 %	9,39 %	6,95 %
Прогноз на три точки	5 компонент	79,26 %	6,50 %	15,93 %	3,26 %	6,05 %
	7 компонент	81,21 %	20,99 %	14,85 %	4,80 %	9,05 %
	10 компонент	83,08 %	75,61 %	10,34 %	8,80 %	6,87 %
Прогноз на п'ять точок	5 компонент	79,26 %	7,06 %	15,74 %	2,69 %	7,80 %
	7 компонент	81,21 %	14,89 %	15,16 %	3,17 %	11,16 %
	10 компонент	83,08 %	49,27 %	11,32 %	8,29 %	9,81 %
Прогноз на десять точок	5 компонент	79,26 %	7,25 %	14,97 %	3,18 %	9,13 %
	7 компонент	81,21 %	12,66 %	14,51 %	3,41 %	9,30 %
	10 компонент	83,08 %	32,14 %	12,61 %	7,68 %	8,95 %

Прогноз відновленого за 5-ма компонентами ряду, для якого як передісторію було взято 50 % від вихідного, показав хорошу точність прогнозів ($5\% < \bar{\delta} < 10\%$) на 2, 3, 5 та 10 кроків уперед.

Але при цьому така передісторія не є достатньою для прогнозування ряду, відновленого за 7-ма та 10-ма компонентами — в цьому випадку точність прогнозу незадовільна.

Прогнозування на основі 70 та 80 % від вихідного ряду показало хорошу якість прогнозу незалежно від кількості компонент у вихідному ряді та кількості кроків, на яку робиться прогноз.

Найкращу точність отримано від прогнозу відновленого за 5-ма компонентами ряду, на які припадає $\text{Var} = 79,26\%$ від загальної варіабельності даних, який прогнозувався на основі 70 % вихідного ряду на 5 кроків уперед, середня відносна похибка прогнозу становила $\bar{\delta} = 2,69\%$.

Експеримент, проведений з використанням довжини вікна $L = 222$, що дорівнює половині довжини ряду, показав такі результати (табл. 3).

Таблиця 3

Результати експериментальних досліджень для $L=222$

	Кількість компонент у відновленому ряді	Var, %	Передісторія (% , точок від вихідного ряду)			
			50 %	60 %	70 %	80 %
			221 точка	266 точок	310 точок	354 точки
Прогноз на дві точки	5 компонент	79,26 %	9,15 %	10,11 %	5,57 %	3,68 %
	7 компонент	81,21 %	14,40 %	8,65 %	8,05 %	1,62 %
	10 компонент	83,08 %	63,01 %	8,54 %	11,90 %	3,25 %
Прогноз на три точки	5 компонент	79,26 %	7,39 %	12,09 %	4,89 %	4,91 %
	7 компонент	81,21 %	22,32 %	11,12 %	5,77 %	2,53 %
	10 компонент	83,08 %	84,88 %	8,56 %	9,05 %	4,09 %
Прогноз на п'ять точок	5 компонент	79,26 %	8,59 %	12,94 %	4,08 %	5,62 %
	7 компонент	81,21 %	16,17 %	12,85 %	3,94 %	2,48 %
	10 компонент	83,08 %	56,16 %	8,53 %	6,52 %	5,97 %
Прогноз на десять точок	5 компонент	79,26 %	10,94 %	10,52 %	4,54 %	5,01 %
	7 компонент	81,21 %	15,45 %	11,85 %	4,98 %	3,93 %
	10 компонент	83,08 %	34,09 %	8,58 %	6,24 %	5,44 %

Незадовільну точність у цьому випадку показав лише прогноз з передісторією, яка дорівнює 222 відмітки від вихідного. Всі інші випадки продемонстрували прийнятну точність прогнозу.

Найкращу точність отримано від прогнозу відновленого за 7-ма компонентами ряду, на які припадає $\text{Var} = 81,21\%$ від загальної варіабельності даних, який прогнозувався на основі 80 % вихідного ряду на два кроки вперед, середня відносна похибка прогнозу становила $\bar{\delta} = 1,62\%$.

Висновки

У результаті проведених у роботі досліджень перевірено ефективність прогнозування з використанням методу «гусені» з урахуванням різноманітних додаткових параметрів. Найкращу якість прогнозу показали експерименти з максимальною передісторією (70 та 80 % вихідного ряду). Для довжини вікна $L = 50$ найкращу точність отримано від прогнозу відновленого за 5-ма компонентами ряду, на долю яких припадає 82,11 % від загальної варіабельності даних, який прогнозувався на основі 355 точок вихідного ряду на два кроки вперед, середня відносна похибка прогнозу становила $\bar{\delta} = 11,08\%$. Для $L = 200$ найкращим виявився прогноз відновленого за 5-ма компонентами ряду, на які припадає 79,26 % від загальної варіабельності даних, який прогнозувався на основі 70 % вихідного ряду на п'ять кроків вперед, середня відносна похибка прогнозу — $\bar{\delta} = 2,69\%$. Якщо говорити про прогноз з використанням довжини вікна $L = 222$, то цей експеримент продемонстрував найкращу серед інших точність у цілому. Щодо керуючих параметрів, то найякісніший прогноз отримано від прогнозу відновленого за 7-ма компонентами ряду, на які припадає 81,21 % від загальної варіабельності даних, який прогнозувався на основі 80 % вихідного ряду на два кроки вперед, середня відносна похибка прогнозу становила $\bar{\delta} = 1,62\%$. Це свідчить про хорошу якість прогнозу циклічної компоненти, що повільно змінюється. Прогнозування ряду залишків, що містить більш деталізовану інформацію про виникнення та природу магнітних бур, є напрямком подальшого дослідження.

ЛІТЕРАТУРА

1. *Виноградская, А. А.* Предельные возможности долгосрочного прогноза погоды по архивным данным / А. А. Виноградская, Н. Е. Зимин, Д. М. Сонечкин // *Метеорология и гидрология*. — 1990. — № 10. — С. 5–12.
2. *Лычак М. М.* Циклы солнечной активности и вызванных ими геофизических эффектов, их анализ и прогнозирование / М. М. Лычак // *Космическая наука и технология*, 2008. — Том 14, № 6. — 39–51 с.
3. *Лоренц Э.* Предсказуемость климата / Э. Лоренц // В кн.: *Физические теории климата и его моделирование*. — Л.: Гидрометеиздат, 1977. — С. 137–141.
4. *Парновский А. С.* Индуктивное прогнозирование планетарного геомагнитного индекса Kp / А. С. Парновский, А. Ю. Полонская // *Индуктивное моделирование складных систем: сб. науч. пр.* — К.: МННЦ ИТС НАН та МОН України, 2011. — Вип. 3. — С. 135–144.
5. *Kugblenu S.* Prediction of the geomagnetic storm associated Dst index using an artificial neural network algorithm / S Kugblenu., S. Taguchi, T. Okuzawa // *Earth Planets Space*, 1999. 51. — P. 307–313.
6. *Watanabe S. et al.* Prediction of the Dst index from solar wind parameters by a neural network method. *Earth Planets Space*, 2002. 54. — P. 1263–1275.
7. *Семенов О. В.* Оптимизационный подход к прогнозированию космической погоды. Проблемы управления и информатики / О. В. Семенов, 2008. (4). — С. 115–130.
8. *Черемных О. К.* Нелинейные динамико-информационные модели магнитосферы для прогнозирования космической погоды / О. К. Черемных, В. И. Сидоренко, В. А. Яценко // *Космична наука і технологія*, 2008. 14(1). — С. 77–84.
9. *Парновский А. С.* Прогнозирование Dst индекса методом линейного регрессионного анализа / А. С. Парновский // *Космична Наука і Технологія*, 2008. 14(3). — С. 48–54.
10. *Исследование геодинамических рядов методом главных компонент* / В. Л. Горшков, Н. О. Миллер, Н. Р. Персиянинова, Е. Я. Прудникова. — Изв. ГАО, 2000. — № 214. — С. 173–180.
11. *Исследование основных составляющих в движении полюса Земли* / В. Л. Горшков, М. В. Воротков, Н. О. Миллер, Е. Я. Прудникова. — Изв. ГАО, 2002 — № 216. — С. 406–414.
12. *Горшков В. Л.* О методах прогнозирования в геодинимике / В. Л. Горшков. — Изв. ГАО РАН, 2004. — № 217. — С. 365–378.
13. *Кременецкий И. О.* Космична погода: механізми і прояви; за ред. д-ра фіз.-мат. наук О. П. Федорова / І. О. Кременецкий, О. К. Черемних. — К.: *Наук. думка*, 2009. — С. 78.
14. *Фізика космосу.* Маленька енциклопедія; за ред. Р. А. Сюняева. — М.: *Сов. енциклопедія*, 1986. — С. 112.
15. *Архив параметров солнечной активности.* — [Электронный ресурс]. — Режим доступа: <http://omniweb.gsfc.nasa.gov/form/dx1.html>.

Стаття надійшла до редакції 26.02.2015