

УДК 550.38:519.6

С. М. Іванов, аспірант
В. О. Яценко, д.т.н., проф.

Прогнозування геомагнітного Kp індексу за допомогою дискретної білінійної моделі

Інститут космічних досліджень НАНУ та
ДКАУ, 03680, м. Київ, проспект Академіка
Глушкова, 40, корп. 4/1,
e-mail: formula87@icloud.com
e-mail: vyatsenko@gmail.com

S. M. Ivanov, postgraduate student
V. O. Yatsenko, Sc.D., prof.

Prediction of the geomagnetic Kp index by a discrete bilinear model

Space Research Institute of NASU-SSAU,
03680, Kyiv, Akademika Glushkova str., 40,
bld. 4/1,
e-mail: formula87@icloud.com
e-mail: vyatsenko@gmail.com

Пропонується використати дискретну білінійну модель для прогнозування динаміки Kp індексу за наявними супутниковими даними. За допомогою кореляційної матриці були обрані такі вхідні дані: погодинна швидкість сонячного вітру та південна компонента магнітного поля, отриманих з ресурсу OMNI2. Розглядаються розподіли часових рядів навчальної вибірки. Пропонуються алгоритми знаходження оптимального розміру навчальної вибірки та переналаштування параметрів моделі. Наводяться результати обчислення локальних показників Ляпунова для обчислення горизонту прогнозу.

Ключові слова: прогнозування, Kp індекс, білінійна модель, розподіл, локальні показники Ляпунова.

Using the discrete bilinear model, operational model is constructed that predict the Kp index five hours in advance. The input data consist of hourly plasma (flow) speed and south magnetic field component obtained from OMNI2 resource. Non-Gaussian shape of the Kp index distribution is considered. Hyperbolic distributions Kp index and plasma speed are noted. Mathematical expectation and variance indicators of investigated time series are calculated. Mathematical expectation of Kp index for the 11-year solar cycle is considered. The algorithm of the optimal size of the training set and the need to reconfigure the parameters of the model is proposed. Localized Lyapunov exponent dynamics for the calculating of the prediction horizon is investigated by using Wolf's method. Adaptation of Wolf's method is noted. Discrete bilinear model with the logistic output for Kp index prediction is given. The structure and parameters of the bilinear model identification was performed by using a genetic algorithm in Matlab.

Key Words: prediction, Kp index, bilinear model, distribution, localized Lyapunov exponents.

Статтю представив д.ф.-м.н., проф. Хусаїнов Д.Я.

Серед багатьох проблем космічної погоди особливу й найважливішу роль займає попередження її проявів у магнітосфері, іоносфері та атмосфері, яка може вплинути на продуктивність і надійність не тільки космічних, але й наземних технологічних систем, а також на біологічні системи [1]. Виділяють наступні негативні впливи сонячної плазми на техногенні системи: вплив космічної радіації на апаратуру космічних апаратів, радіаційна загроза для космонавтів та екіпажів висотних літаків; зміни в умовах розповсюдження радіохвиль, перешкод у системах зв'язку й навігації, що утворюються іоносферою; зміна орбіт супутників через

нагрівання верхніх шарів атмосфери; виникнення геоіндуктивних токів у лініях електропередач, зв'язку та ін.; модифікація хімічного складу та властивостей атмосфери; вплив на біологічні об'єкти та людину [1]. Коли викид корональної плазми наближається до Землі, електрони в полярних районах магнітосфери створюють геомагнітний індукційний струм, який тече вздовж овалу полярних сьвів та може призводити до пошкодження трансформаторів й виключення систем енергопостачання [2]. Саме швидкі викиди корональної плазми є основною причиною великих геомагнітних бур і, отже, є одним з найбільш важливих сонячних явищ.

Вплив космічної погоди на навколоземний простір характеризується геомагнітними індексами, які обчислюють за результатами вимірювань. Вони характеризують лише частину складної картини сонячно-земних зв'язків. Одним з таких індексів є Кр індекс. Кр індекс (позначає «planetary», планетарний) показує відхилення магнітного поля від нормального його стану. Область значень Кр від 0 до 9. Цей індекс розраховується як середнє значення К індексів, визначених на 13 геомагнітних обсерваторіях, які знаходяться між 44 і 60 градусами північної та південної геомагнітних широт. Кр індекс є одним з важливих показників космічної погоди, однак дослідження прогнозування Кр індексу за допомогою білінійної моделі, визначення глибини прогнозу під час його збурення та відносно спокійні інтервали часу потребують подальшого розгляду. Серед багатьох моделей прогнозування космічної погоди найбільш застосовуваними є штучні нейронні мережі [3], регресійні моделі, NARMAX, та білінійні моделі, до яких останнім часом спостерігається інтерес [4]. Тому метою даної роботи є проведення аналізу часових рядів Кр індексу, динамічних характеристик сонячного вітру й магнітосфери для визначення навчальної вибірки, горизонту прогнозу, структурно-параметричної ідентифікації білінійної моделі для прогнозування динаміки Кр індексу.

Розподіли досліджуваних часових рядів для побудови моделі й прогнозування. Оскільки у даній статті пропонується побудова білінійної моделі, яка має описати залежність Кр індексу від динамічних характеристик сонячного вітру й магнітосфери, то спочатку необхідно визначити ці найбільш впливові незалежні характеристики. Були розглянуті такі характеристики: B_x , B_y , B_z , GSM nT; Proton temperature, degrees K; proton density, N/cm^3 ; plasma (flow) speed, km/s. Пропонується використати кореляційну матрицю для знаходження таких характеристик, яка дозволяє легко визначити, що на Кр індекс найвпливовішими є швидкість протонів V (plasma speed) та компонента магнітного поля B_z . Використовувалися дані з каталогу OMNI2 [5]. Розподіл часового ряду Кр індексу за період з травня 2002 до грудня 2016 року представлені на рис. 1. Вертикальна вісь позначена у відсотках як частота. При визначенні оптимальної навчальної вибірки необхідне дотримання схожості характеристик, притаманних наявним експериментальним даним. $M(Kp)$ - математичне

очікування Кр індексу за 11-річні сонячні цикли представлено на рис. 2. Розподіл погодинних даних Кр індексу за період 05.2002 – 12.2016 (рис. 1) та з 01.1963 – 12.2016 (рис. 2) мають гранично гіперболічний вигляд. Зі збільшенням даних Кр індексу схожість розподілу вибірки саме на гранично гіперболічний тільки зростає.

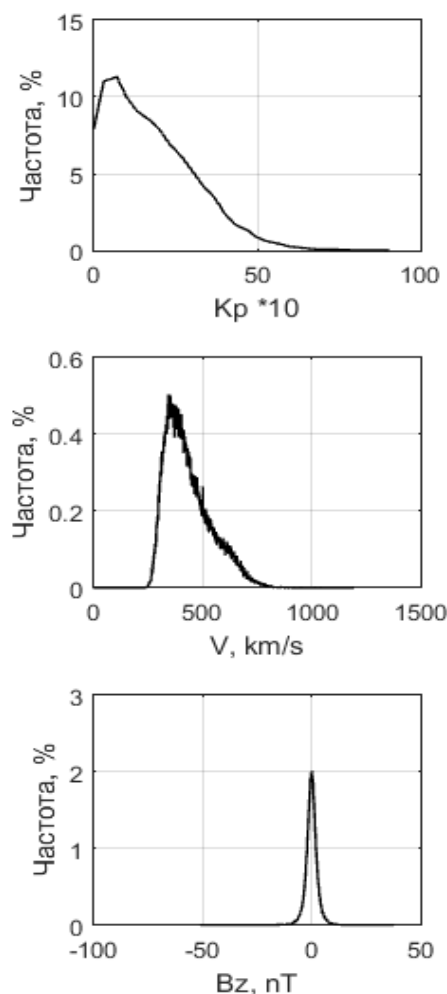


Рис. 1. Розподіли погодинних даних Кр, V, Bz за час 05.2002 – 12.2016

Основними числовими характеристиками вибірки є математичне очікування $M(\bullet)$ та дисперсія $D(\bullet)$. Для вибірок, з кардинальним числом ~ 128000 кожна за період, який вказаний на рис.1, $M(Kp)=17.7$; $M(V)=433.8$ km/s; $M(Bz)=0.0014$ nT; $D(Kp)=186.2$; $D(V)=1.14$; $D(Bz)=8.4$. Врахувавши прийнятне відхилення $\Delta M(\bullet)$ та $\Delta D(\bullet)$, знайдемо оптимальний розмір навчальної вибірки $\max_j \{N_j\}$. Для цього складемо

задачу булева програмування. Оптимальність навчальної вибірки розуміється у сенсі $\max_j \{N_j\}$ при розв'язку задачі (1).

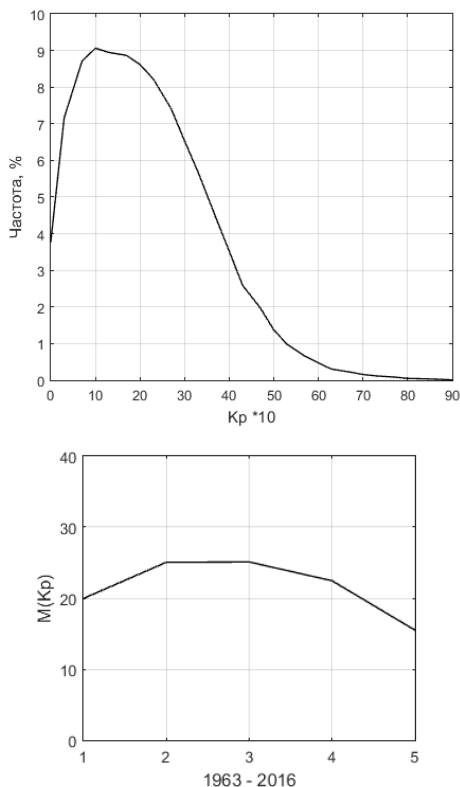


Рис. 2. Розподіл Кр індексу за період 01.1963 - 12.2016 (зверху) та $M(Kp)$ - математичне очікування Кр індексу за 11-річні сонячні цикли (знизу)

У системі (1) наведені кусочно-лінійні умови для значень n_i^j , тобто існує таке ціле k_{\min}^j , що виконуються умови: $n_i^j (i \in [1; k_{\min}^j]) = 1$, $n_i^j (i > k_{\min}^j) = 0$, $j = \overline{1..3}$ (для кожного з часових рядів).

$$\begin{cases} N_j = \sum_{i=1}^{Card(\bullet)} n_i^j \rightarrow \min, j = \overline{1..3}, \\ M(\bullet) - \Delta M(\bullet) \leq M^*(\bullet) \leq M(\bullet) + \Delta M(\bullet), \\ D(\bullet) - \Delta D(\bullet) \leq D^*(\bullet) \leq D(\bullet) + \Delta D(\bullet), \\ n_i^j \in \{0; 1\}, n_i^j (i \in [1; k_{\min}^j]) = 1, \\ k_{\min}^j \leq Card(\bullet), n_i^j (i > k_{\min}^j) = 0, \\ i, k_{\min}^j \in \mathbb{Z}. \end{cases} \quad (1)$$

При відхиленні не більше 5% від $M(\bullet)$ та $D(\bullet)$ оптимальний розмір складає ~ 40000 для кожного з досліджуваних часових рядів. При збільшенні

на кожен наступну годину кожного з досліджуваних часових рядів, необхідна перевірка на виконання умов допустимого відхилення $M^*(\bullet)$ та $D^*(\bullet)$. Й при невиконанні даних умов, необхідне розв'язування задачі (1) та знаходження нового розміру навчальної вибірки. Наступною складовою є визначення горизонту прогнозу, який надасть уявлення про час, через який дані навчальної вибірки перестануть впливати на прогноз. Застосуємо адаптований метод Вольфа та ін. [6] для розрахунку старшого локального показника Ляпунова для одномірного часового ряду Кр індексу. Адаптація методу виконувалася шляхом розділення вибірки на підмножини, розміром приблизно 1000 елементів кожна.

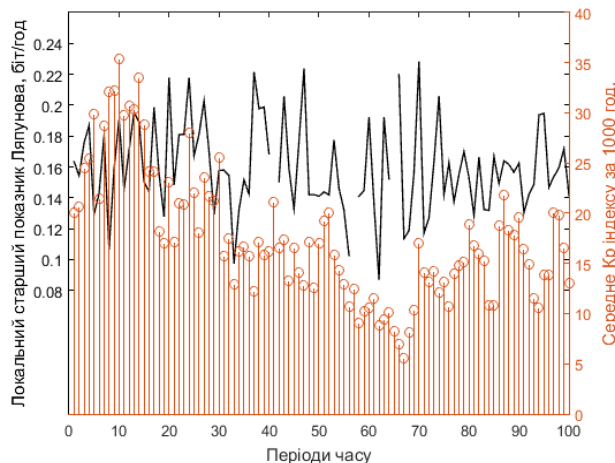


Рис. 3. Локальний старший показник Ляпунова

На рис. 3 на горизонтальній вісі за 1 прийнято 1000 год. з травня 2002 р. Під час відносно стійкого середнього значення Кр індексу спостерігається й стійкий локальний показник Ляпунова.

Попередня оцінка горизонту прогнозу для початкових даних складає від $1/0,16 \approx 6$ годин до $1/0,1 \approx 10$ годин (рис. 3). Даний підхід дає можливість здійснювати адаптивне переналаштування параметрів моделі через визначення оптимальної навчальної вибірки. Описаний алгоритм може бути цілком автоматичним.

Білінійна модель динаміки Кр індексу. Одним з важливих складових дослідження космічної погоди є прогнозування Кр індексу. Для розв'язання даної задачі було переглянуто багато моделей, однією з яких є білінійна модель (БМ), яка тут й розглядається. Чітко визначена область значень Кр індексу дозволяє застосувати

логістичну функцію виходу БМ. БМ є частковим випадком NARMAX - моделі.

Як приклад дискретної білінійної моделі наведемо наступне рівняння:

$$\begin{aligned} X(k+4) = & A1 * X(k-1) + A2 * X(k-2) + \\ & + A3 * X(k-3) + A4 * V(k-1) + A5 * V(k-2) + \\ & + A6 * V(k-3) + A7 * Bz(k-1) + A8 * Bz(k-2) + \\ & + A9 * Bz(k-3) + A10 * X(k-3) * V(k-3) + \\ & + A11 * X(k-1) * Bz(k-1). \end{aligned}$$

Застосовується вихідна логістична функція:
 $Kp_predict = 1/(1 + \exp(-X(k+4)))$.

Оптимальна структура визначалася шляхом додавання відповідних членів за попередні періоди часу до моделі, наведеної вище.

Навчання або налаштування параметрів такої моделі відбувалося за допомогою генетичного алгоритму в середовищі Matlab. На рис. 4 наведений графік тестування запропонованої БМ.

Робота виконувалась за підтримки європейського проекту PROGRESS в рамках програми HORIZON – 2020.

Список використаних джерел

1. Akasofu S.I. Predicting Geomagnetic Storms as a Space Weather Project / S.I. Akasofu. – Amer. Geophys. Union. Geophys. Monogr. Ser. V. 125. Space Weather, Washington, US. – 2001. – P. 329–337.
2. Balikhin M. Identification of Linear and Nonlinear processes in Space Plasma Turbulence / M. Balikhin, I. Bates, S. N. Walker // *Advances in Space Research*. 28, Issue 5. – 2001. – P. 787–800.
3. Wu J.G. Neural network modeling of solar wind magnetosphere interaction / Wu J.G., Lundstedt H. // *J. Geophys. Res.* 102. – 1997. – P. 14457–14466.
4. Yatsenko V. O. Geomagnetic Dst-index forecast based on bilinear models and nonlinear filtering techniques / V. O. Yatsenko, J. V. Prutsko, S. O. Cheremnykh // 10-а укр. конф. з косм. дослід. Матеріали. – К. : Освіта України, 2010. – С. 108.
5. GSFC/SPDF OMNIWeb [Електронний ресурс] / Режим доступу: <http://omniweb.gsfc.nasa.gov/>
6. Wolf A. Determining lyapunov exponents from time series / Wolf A., Swift J. B., Swinney H. L., Vastano J. A. // *Physica 16D*. – Amsterdam, Netherlands. – 1985. – P. 285–317.

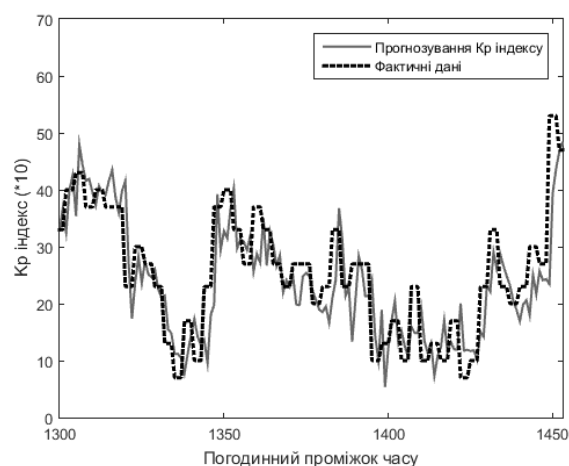


Рис. 4. Прогнозування Kp індексу

Висновки. Запропонована білінійна модель, яка може забезпечити прогноз Kp індексу до 5 годин наперед. Показано незначне зниження математичного очікування Kp індексу за останній 11-річний сонячний цикл. Попередній аналіз динаміки Kp індексу показав можливість появи хаотичної поведінки цього показника, на що вказує позитивний старший показник Ляпунова.

References

1. AKASOFU, S. I. (2001) Predicting Geomagnetic Storms as a Space Weather Project. *Amer. Geophys. Union. Geophys. Monogr. Ser. V. 125. Space Weather*. p. 329–337.
2. BALIKHIN, M., BATES I. and WALKER S. N. (2001) Identification of Linear and Nonlinear processes in Space Plasma Turbulence. *Advances in Space Research*. 28, Issue 5. p. 787–800.
3. WU, J. G. and LUNDSTEDT, H. (1997) Neural network modeling of solar wind magnetosphere interaction, *J. Geophys. Res.* 102. p. 14457–14466.
4. YATSENKO, V. O., PRUTSKO, J. V. and CHEREMNYKH, S. O. (2010) Geomagnetic Dst-index forecast based on bilinear models and nonlinear filtering techniques. *10 Ukrainian Conference of space research*. Kyiv: Osvita Ukrainy. P. 108.
5. GSFC/SPDF OMNIWeb. – Available from: <http://omniweb.gsfc.nasa.gov/>
6. WOLF, A. & SWIFT, J. B. & SWINNEY, H. L. & VASTANO, J. A. (1985) Determining lyapunov exponents from time series. *Physica 16D*. p. 285–317.

Надійшла до редколегії 14.09.2016