

Анализ динамики космических лучей на основе нейронных сетей

О. В. Мандрикова¹, Т. Л. Заляев²,
Б. С. Мандрикова³

Институт космических исследований и
распространения радиоволн ДВО РАН
¹oksanam1@mail.ru, ²tim.aka.geralt@mail.ru,
³555bs5@mail.ru

М. С. Куприянов

Санкт-Петербургский государственный
электротехнический университет
«ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)
mskupriyanov@etu.ru

Аннотация. Предложен способ анализа вариаций космических лучей (по данным мировой сети нейтронных мониторов) и выделения аномальных изменений в их динамике, характеризующих возникновение спорадических эффектов. Способ основан на нейронных сетях и позволяет в автоматическом режиме определять периоды существенного повышения и понижения интенсивности космических лучей. В работе рассмотрены различные архитектуры нейронных сетей и показана их эффективность для решения поставленной задачи.

Ключевые слова: нейронные сети, вейвлет-преобразования, космические лучи, спорадические эффекты, магнитные бури.

I. ВВЕДЕНИЕ

Работа направлена на исследование вариаций галактических космических лучей (ГКЛ) по данным наземного наблюдения (нейтронные мониторы). Исследование вариаций ГКЛ имеет важное значение для фундаментальных исследований в области солнечно-земной физики, а также для прикладных исследований в задачах прогноза космической погоды [1, 2].

Поток ГКЛ в межпланетном пространстве испытывает воздействие атмосферы Земли, земного магнитного поля, магнитного поля Солнца и солнечного ветра. Вследствие влияния указанных факторов регистрируемые данные ГКЛ имеют сложную внутреннюю структуру, включают рекуррентные (характерные) составляющие и спорадические (аномальные) особенности, возникающие в периоды повышенной солнечной активности. К рекуррентным составляющим относят 22-летние, 11-летние, 27-дневные и суточные вариации [2, 3]. К спорадическим изменениям относят Форбуш-понижения и сильные возрастания интенсивности космических лучей [4–6]. Форбуш-понижения обусловлены взаимодействием ГКЛ с неоднородностями магнитного поля в солнечном ветре, они возникают в периоды повышенной солнечной

активности и сильных магнитных бурь. В настоящее время задача точного прогноза космической погоды далека от решения [7, 8], что определяет прикладную значимость исследования.

Сложная структура данных ГКЛ, высокий уровень шума (погрешности аппаратуры и шумы неясной природы) и неполные априорные знания о процессах в околоземном пространстве затрудняют процесс построения методов их обработки и анализа. Это ведет к необходимости использования математического аппарата, позволяющего изучить сложные нелинейные зависимости данных при наличии неполных априорных знаний об их структуре. Известно, что для решения таких задач успешно используют нейронные сети (НС) [9, 10]. Другим важным достоинством НС является возможность их автоматической реализации, что позволяет применять НС в задачах оперативной обработки регистрируемых данных. В работе данный математический аппарат взят за основу для построения способа анализа данных ГКЛ.

Для проведения исследований использовались данные нейтронных мониторов станций Кингстон и Апатиты (источник данных <http://cr0.izmiran.ru/kgmn/main.htm>). Выбор данных определялся малым количеством пропусков в данных и наличием представительной статистики, что является необходимым условием возможности использования аппарата НС. В работе рассмотрены различные архитектуры НС и показана их эффективность для решения поставленной задачи. С целью уменьшения погрешности работы НС предложена операция предварительной фильтрации данных на основе вейвлет-преобразования (используется кратномасштабный анализ (КМА)) [11, 12]. Показано, что применение КМА позволяет существенно уменьшить погрешности работы НС.

II. ОПИСАНИЕ СПОСОБА

А. Аппроксимация и анализ данных ГКЛ на основе прямонаправленных многослойных НС

Использовалась архитектура прямонаправленных многослойных НС [9]. Решалась задача статистической экстраполяции:

$$y: f \rightarrow f^*,$$

Исследования выполнены при поддержке Гранта РНФ №14-11-00194.

где f – вход НС, f^* – выход НС. При подаче на вход обученной НС значений функции f из интервала $(l-Q+1, l)$, сеть вычисляет упрежденные её значения на временном интервале $(l+1, l+I)$, где l – текущий дискретный момент времени; I – длина интервала упреждения. Ошибка НС определяется как разность между желаемым f^* и действительным \hat{f}^* выходными значениями функции: $e(t) = \hat{f}^*(t) - f^*(t)$. Внутренняя структура НС определялась адаптивным способом [9]. Факторами обучения НС являлись: достижение ошибок порогового значения (свидетельствует о наступлении переобучения), достижение конечного числа итераций, достижение минимума градиента. Размерность входного вектора НС соответствует одним суткам (1440 отсчетов), которая определялась с учетом суточного хода ГКЛ. Структура построенной НС1 показана на рис. 1. Для обучения НС1 использовались данные станции Кингстон 2015 г. за временные интервалы, соответствующие «спокойным» условиям (геомагнитная погода определялась по данным <ftp://ftp.swpc.noaa.gov/pub/lists/geomag/>). За спокойные условия приняты сутки, в течение которых 3-х часовые значения индекса геомагнитной активности (К-индекса) не превышали значения 2. В роли тестовых данных использовались временные интервалы, не используемые на этапе обучения НС. Очевидно, в случае изменения временного хода данных КЛ ошибки обученной НС возрастут, что будет свидетельствовать о возникновении спорадического эффекта и представляет интерес в данном исследовании.

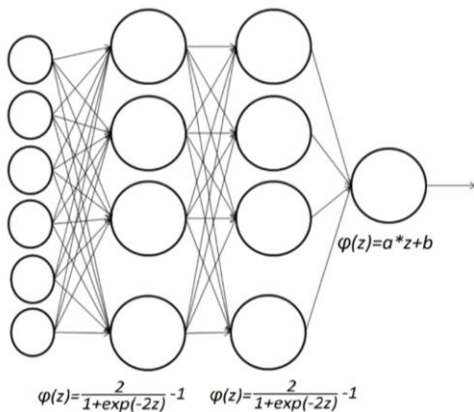


Рис. 1. Структура НС1

На рис. 2 представлены результаты работы НС1 в период сильной магнитной бури 17 марта 2015 г. (К-индекс до значения 8). Анализ результатов обработки данных ГКЛ показывает, что СКО ошибки НС1 в период магнитной бури с 17 по 20 марта возросло в 8–15 раз относительно слабо возмущенных интервалов. Максимум вектора ошибок приходится примерно на 18.00 UT 18 марта 2015 г. Анализ данного эксперимента подтверждает возможность использования НС1 для обнаружения периодов.

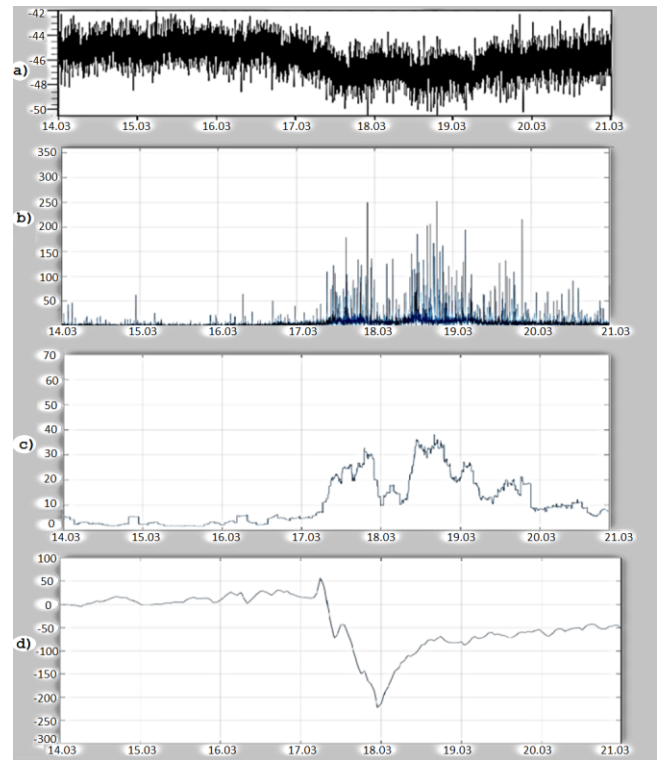


Рис. 2. Результаты работы НС1 а) данные нейтронного монитора, станция Кингсот; б) ошибка НС1; в) среднее квадратическое отклонение ошибки НС1; д) данные Dst-индекса

В. Аппроксимация и анализ данных ГКЛ на основе совмещения прямонаправленных многослойных НС и вейвлет-преобразования

Следуя результатам работ [11, 12] обработка данных ГКЛ выполнялась на основе следующих операций:

1. На основе КМА [13, 14] получено представление данных в виде:

$$f(t) = f_{a,(-5)}(t) + \sum_{j=-1}^{-5} f_{d,j}(t) \quad (1)$$

где $f_{a,(-5)}(t)$ – аппроксимирующая компонента, $f_{d,j}$ – детализирующие компоненты, $f_{a,(-5)}(t) = \sum_n c_{-5,n} \phi_{-5,n}(t)$, $f_{d,j}(t) = \sum_n d_{j,n} \Psi_{j,n}$, $\Psi_j = \{\Psi_{j,n}\}_{n \in \mathbb{Z}}$ – вейвлет-базис, $\phi_j = \{\phi_{j,n}\}_{n \in \mathbb{Z}}$ – базис, порожденный скейлинг-функцией, j – масштаб.

Уровень разложения $m=5$ (см. соотн. (1)) и используемый вейвлет-базис семейства Койфлеты порядка 3 определялись в работе путем минимизации погрешности экстраполяции на основе НС, оценки погрешности приведены в работе [11].

2. На основе прямонаправленных многослойных НС для компоненты $f_{a,(-5)}(t)$ (см. соотн. (2)) строилось отображение вида (1):

$$\gamma: f_{a,(-5)} \rightarrow \overline{f_{a,(-5)}},$$

где $f_{a,(-5)}$ – вход НС3, $\overline{f_{a,(-5)}}$ – выход НС3. Ошибка НС3 в момент времени t определяется как $e(t) = f_{a,(-5)}(t) -$

$\overline{f_{a,(-5)}}(t)$. Внутренняя структура НС3 определялась адаптивным способом, описанным в работе [12]. Размерность входного вектора НС3 определялась на основе минимизации погрешности экстраполяции (оценки приведены в работе [11]) и равна $\gamma_0 = 6$ отсчетам. Построенная НС3 выполняет отображение входных данных вида:

$$\overline{c}_{-5,n+1} = \phi_k^3(\sum_i \omega_{ki} \phi_i^2(\sum_l \omega_{il} \phi_l^1(\sum_{z=0}^6 \omega_{ln} c_{-5,n-z}))) \quad (2)$$

где ω_{ki} , ω_{il} , ω_{ln} – весовые коэффициенты НС, $\phi_l^1 = \phi_l^2 = \frac{2}{1+e^{-2z}} - 1$; $\phi_k^3 = a * z + b$; γ – размерность входного вектора НС.

Выполнение операции (2) позволяет воспроизводить характерные вариации КЛ (аппроксимирует характерный уровень вариаций КЛ). В период аномальных изменений временного хода КЛ абсолютные значения ошибок обученной НС возрастают, поэтому операция их выделения может быть основана, например, на проверке следующего условия: $|e(t)| > T_s$, где T_s – пороговое значение, определяющее наличие аномалии. Для оценки порога T_s сравнивалась погрешность работы НС в периоды содержащие спорадические эффекты, и в спокойные периоды.

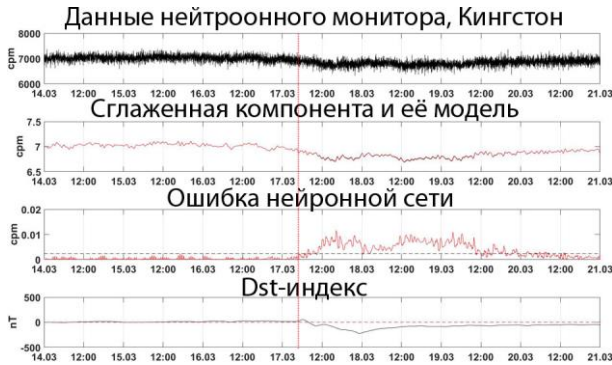


Рис. 3. Результаты работы НС1 после применения операции КМА

На рис. 3 показаны результаты работы НС1 после применения операции КМА в период магнитной бури 17 марта 2015 г. (рис. 2 и описание к нему). Анализ результатов показывает, что применение КМА (операции (1), (2)) позволило существенно уменьшить ошибки НС в период отсутствия спорадических эффектов (период с 14 по 16 марта 2015 г.). В моменты начала магнитной бури ошибки НС3 превысили порог более чем в 10 раз, что указывает на возникновение спорадического эффекта в вариациях КЛ. Ошибки НС оставались на высоком уровне до 01:00 UT 20 марта 2015 г., что позволяет получить информацию о длительности Форбуш-понижения на анализируемой станции. Анализ данного эксперимента подтверждает эффективность предлагаемого подхода для задачи исследования.

С. Классификация данных ГКЛ на основе НС векторного квантования

Под векторным квантованием подразумевается процесс преобразования некоторого вектора X из множества $A \in$

R^N в вектор W из множества $B \in R^M$, где $M < N$ [15]. Векторное квантование осуществляется по методу «ближайшего соседа», причем под «ближайшим» понимается вектор, находящийся от данного на минимальном евклидовом расстоянии (Voronoi-классификатор [15]). В качестве метода обучения НС векторного квантования в работе выбрано контролируемое обучение НС LVQ1, основанного на принципе «обучение с учителем» [16]. Метод OLVQ1 улучшает методы контролируемого обучения за счет ускорения скорости сходимости путем адаптации векторов весов НС. Архитектура НС2 векторного квантования LVQ1 представлена на рис. 4.

Алгоритм обучения НСLVQ1:

1. Путем вычисления евклидова расстояния определяется нейрон-победитель:

$$\|x - w_c\|^2 = \min_j (\|x - w_j\|^2)$$

где x – вектор входов; w_c – вектор весов; w_j – вектор весов j нейрона НС Кохонена [15].

2. Веса выигравшего нейрона изменяются по следующему правилу:

$$w_c(k+1) = \begin{cases} w_c(k) + \alpha_c(k) * [x(k) - w_c(k)] \\ w_c(k) - \alpha_c(k) * [x(k) - w_c(k)] \end{cases} \quad (1)$$

где $w_c(k+1)$ – следующее значение веса; $w_c(k)$ – предыдущее значение веса; $x(k)$ – значение входа, $\alpha_c(k)$ – коэффициент обучения. Первый вариант в фигурных скобках (см. (1)) используется, если x и w_c принадлежат одному классу, в противном случае используется второй вариант.

Параметр обучения $\alpha_c(k)$ вычисляется по формуле:

$$\alpha_c(k) = \frac{\alpha_c(k-1)}{1 + \alpha_c(k-1) * S(k)},$$

где $\alpha_c(k)$ – следующее значение параметра обучения; $\alpha_c(k-1)$ – предыдущее значение параметра; $S(k)$ вычисляется по формуле:

$$S(k) = \begin{cases} +1, & \text{если } w \text{ и } x \text{ принадлежат одному классу} \\ -1, & \text{в противном случае} \end{cases}$$

Входной вектор НС2 – трехсуточный интервал, состоящий из поминутных данных нейтронных мониторов (4320 отсчетов).

Для обучения НС2 использованы данные станции Кингстон и Апатиты 2015 и 2016 гг. При обучении данные за временные интервалы, соответствующие «спокойным» условиям (прогноз геомагнитной погоды был взят на сайтах <ftp://ftp.swpc.noaa.gov/pub/lists/geomag/> и <http://ipg.geospace.ru/space-weather-review-23-11-2016.html>), отнесены к классу 1, а данные, соответствующие «возмущенным» периодам (периодам возникновения спорадических эффектов), отнесены к классу 2.

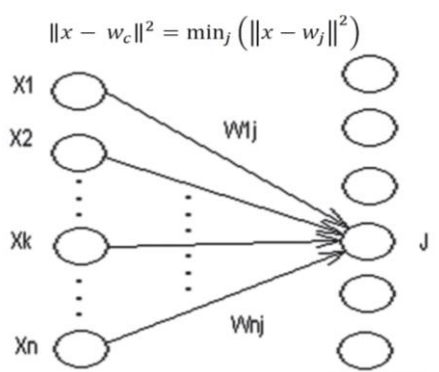


Рис. 4. Структура НС2

Результаты экспериментов:

1. На вход НС2 подано обучающее множество, состоящее из 20 выборок данных станции Кингстон за 2015 год, 10 из которых относились к классу – 1 («спокойные») и 10 к классу – 2 («возмущенные»). Далее на вход обученной НС2 подавались тестирующие выборки (6 интервалов) за 2015 г. Успех данного эксперимента составил 83,3%.
2. На вход НС2 подано обучающее множество, состоящее из 30 выборок данных станции Кингстон за 2015 и 2016 гг., 15 из которых относились к классу – 1 («спокойные») и 15 к классу – 2 («возмущенные»). Далее на вход успешно обученной НС подавались тестирующие выборки (10 интервалов) 2015 и 2016 гг. Успех данного эксперимента составил 90%.
3. На вход НС2 подано обучающее множество, состоящее из 20 выборок данных станции Апатиты за 2015 г., 10 из которых относились к классу – 1 («спокойные») и 10 к классу – 2 («возмущенные»). Далее на вход успешно обученной НС подавались тестирующие выборки (6 интервалов) так же 2015 г. Успех данного эксперимента составил 66,7%.

III. Выводы

Результаты экспериментов показали эффективность применения НС для анализа данных ГКЛ и выделения спорадических эффектов. Предлагаемый способ может быть реализован в автоматическом режиме для обработки регистрируемых данных нейтронных мониторов и оперативной оценки уровня ГКЛ, что определяет его прикладную значимость.

Результаты применения различных архитектур НС показали перспективность применения как прямонаправленных многослойных НС, так и НС векторного квантования. В дальнейшем авторы планируют

выполнить апробацию построенных архитектур НС на более представительной статистике с расширением числа анализируемых станций регистрации данных.

ВЫРАЖЕНИЕ ПРИЗНАТЕЛЬНОСТИ

Авторы выражают благодарность Российскому Научному Фонду за финансовую поддержку исследования (Проект №14-11-00194-П) и благодарят организации, выполняющие регистрацию данных, которые использовались в работе.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Dorman L.I. Cosmic rays in the earth's atmosphere and underground. Kluwer Academic Publishers, 2004. 885 p.
- [2] Топтыгин И.Н. Космические лучи в межпланетных магнитных полях. М.: Наука, 1983. 301с.
- [3] Kóta J Some problems of investigating periodicities of cosmic rays/ J.Kota, A. Somogyi//. Acta Phys Acad Sci Hung 27. doi: 10.1007/BF03156770
- [4] Belov A.V. et al. Cosmic ray anisotropy before and during the passage of major solar wind disturbances./ A.V. Belov., J.W. Bieber, E.A. Eroshenko, P. Evenson, R. Pyle, V.G. Yanke //Adv. Space Res 2003. Vol. 31. №4. P. 919–924.
- [5] Cane H V Coronal Mass Ejections and Forbush Decreases./H.V. Cane// Space Sci Rev. 2000. Vol.93. P.55–77. doi:10.1023/A:1026532125747
- [6] Forbush S.E. On cosmic ray effects associated with magnetic storms./S.E. Forbush// Eos, Trans Am Geophys Union. 1938. V.19. P.193–193. doi: 10.1029/TR019i001p00193-1
- [7] Munakata K. Precursors of geomagnetic storms observed by muon detector network / K. Munakata, J.W. Bieber, S. Yasue, C. Kato, M. Koyama, S. Akahane, K. Fujimoto, Z. Fujii, J.E. Humble, and M.L. Duldig // J. Geophys. Res. 2000. № 105. P. 27457–27468.
- [8] Ruffolo D. Transport and acceleration of energetic charged particles near an oblique shock / D. Ruffolo // Astrophys. J. 1999. № 515. P. 787–800.
- [9] Агеев А.Д. Нейроматематика: учеб. Пособие для вузов // Агеев А.Д. [и др.]; общая ред. А.И. Галушкина. М.:ИПРЖР, 2002. 448 с.
- [10] Haykin S. Neural networks: a comprehensive foundation. 2nd edn. / S. Haykin. New York: Prentice Hall, 1999
- [11] Мандрикова О.В. Моделирование вариаций космических лучей на основе совмещения кратномасштабных вейвлет-разложений и нейронных сетей переменной структуры / О.В. Мандрикова, Т.Л. Залаяев// Цифровая обработка сигналов. 2015. №1. С. 11-16.
- [12] Mandrikova O.V., Solovev I.S., and Zalyaev T.L. Methods of analysis of geomagnetic field variations and cosmic ray data.// Earth, Planets and Space. 2014. Vol 66(148). DOI:http://dx.doi.org/10.1186/s40623-014-0148-0.
- [13] Chui CK. An introduction in wavelets. Academic Press, New York, 1992. 264 p.
- [14] Daubechies I. Ten Lectures on wavelets. CBMS–NSF lecture notes nr., SIAM, Philadelphia, 1992.
- [15] T. Kohonen, Self-organization and associative memory, 3rd edition Springer-Verlag, Berlin, 1988. 312p.
- [16] Четвериков Г.Г., Лесовец Т.В., Касала О.В. Искусственные нейронные сети как метод интеллектуального анализа данных в финансовых системах. //Бионика Интеллекта. 2008. № 1 (68). С. 153–157