

Анализ вариаций космических лучей на основе нейронных сетей

О.В. Мандрикова¹, Т.Л. Заляев¹, В.С. Мандрикова^{1,2}

¹Институт космофизических исследований и распространения радиоволн ДВО РАН, Мирная 7, Паратунка, Камчатский край, Россия, 684034

²Белгородский государственный технологический университет им. В.Г. Шухова, Костюкова 46, Белгород, Россия, 308012

Аннотация. Работа посвящена созданию методов анализа вариаций космических лучей (по данным мировой сети нейтронных мониторов) и выделения аномальных периодов, характеризующих возникновение спорадических эффектов. Рассмотрены различные структуры прямонаправленных многослойных нейронных сетей и выполнена оценка их эффективности. Экспериментально показана возможность применения аппарата нейронных сетей для поставленной задачи. Предложен способ повышения эффективности работы нейронной сети на основе применения быстрых вейвлет-разложений.

1. Введение

Работа направлена на разработку методов изучения 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].

Поток ГКЛ в межпланетном пространстве испытывает воздействие атмосферы Земли, земного магнитного поля и неоднородного по структуре магнитного поля Солнца и солнечного ветра. Вследствие влияния указанных факторов регистрируемые данные ГКЛ имеют сложную структуру, включающую рекуррентные и спорадические составляющие. К рекуррентным составляющим относят 22-летние, 11-летние, 27-дневные и суточные вариации [2, 3]. К спорадическим изменениям, которые являются предметом данного исследования, относят Форбуш-понижения и сильные наземные возрастания интенсивности КЛ [1, 2, 4, 5]. Форбуш-понижения – изменения интенсивности ГКЛ, которые происходят в результате их взаимодействия с неоднородностями магнитного поля в солнечном ветре.

Сложная структура данных космических лучей, высокий уровень шума (погрешности аппаратуры и шумы неясной природы) (см. рис. 1, 2) и неполные априорные знания о процессах в околоземном космическом пространстве затрудняют процесс построения эффективных методов их обработки и анализа. Это ведет к необходимости использования математического аппарата, способного аппроксимировать сложные нелинейные зависимости и адаптироваться к любому набору исходных данных без полного знания об их внутренних связях. Известно, что для решения таких задач успешно используют аппарат нейронных

сетей [6, 7, 8, 9, 10]. Нейронные сети являются универсальным аппроксиматором и позволяют воспроизводить сложные нелинейные зависимости данных при неполном наличии априорных сведений. Данный математический аппарата был взят за основу для построения методики обработки и анализа данных ГКЛ.

Для проведения исследований использовались данные нейтронных мониторов станции Kingston за 2015 год (см. рис. 2, источник данных [[11]). Выбор данных определялся малым количеством пропусков в данных и наличием представительной статистики, что является необходимым условием возможности использования аппарата нейронных сетей. В работе на основе различных структур нейронных сетей выполнена аппроксимация данных ГКЛ применительно к задаче выделения спорадических эффектов. С целью повышения эффективности их работы предложен способ предварительной фильтрации наблюдений на основе быстрых вейвлет-разложений (КМА)[12, 13]. Впервые данный подход для анализа вариаций ГКЛ предложен в работах [14, 15]. В данной статье показано, что применение КМА позволяет выделить информативные составляющие вариаций ГКЛ и существенно уменьшить погрешности работы нейронной сети.

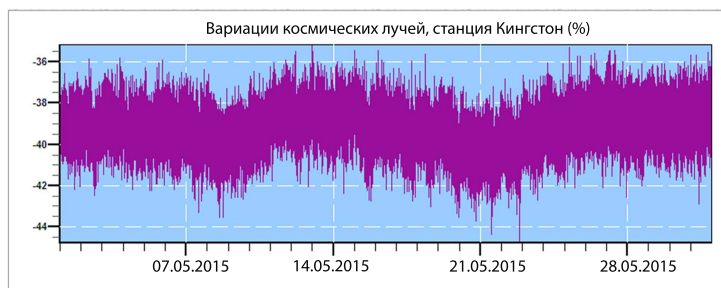


Рисунок 1. Вариации космических лучей за май 2016, станция Kingston (использовался ресурс [16])



Рисунок 2. Вариации космических лучей за 2015, станция Kingston (использовался ресурс [16])

2. Описание методов

2.1. Аппроксимация временного хода данных ГКЛ на основе нейронных сетей

В работе использовалась архитектура прямонаправленных многослойных нейронных сетей (НС) [6, 7]. Обучение НС производилось по алгоритму Левенберга-Марквардта [17]. Решалась задача статистической экстраполяции:

$$y : f \rightarrow f^* \tag{1}$$

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 ещ 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: $e(t) = \hat{f}^* - f^*$. Внутренняя структура нейронных сетей определялась адаптивным способом, описанным в работе [6]. Факторами обучения НС являлись: достижение ошибок порогового числа (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 вариаций КЛ. Структура построенных НС показана на рисунке 3.

Для обучения НС использовались данные нейтронного монитора (станция Kingston, [18]) за временные интервалы, соответствующие кспокойнымь условиям (геомагнитная погода определялась по данным [18]). За спокойные условия приняты сутки, в течение которых 3-х часовые значения индекса геомагнитной активности (К-индекса) не превышали значения 2. Объем обучающей выборки содержал массив значений за 30 суток и охватывал 4 месяца (выбирались даты, соответствующие кспокойнымь условиям с апреля по июль 2015 г.) В роли тестовых данных использовались временные интервалы, соответствующие спокойным и возмущенным условиям и не используемые на этапе обучения НС (использовались данные 2015 г. за периоды январь - март, август, октябрь - декабрь). На рисунке 4, в качестве примера, представлен график среднеквадратического отклонения ошибки НС1. Заметим, что СКО ошибки НС1 в спокойный период не превышает значения 1.5. 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.

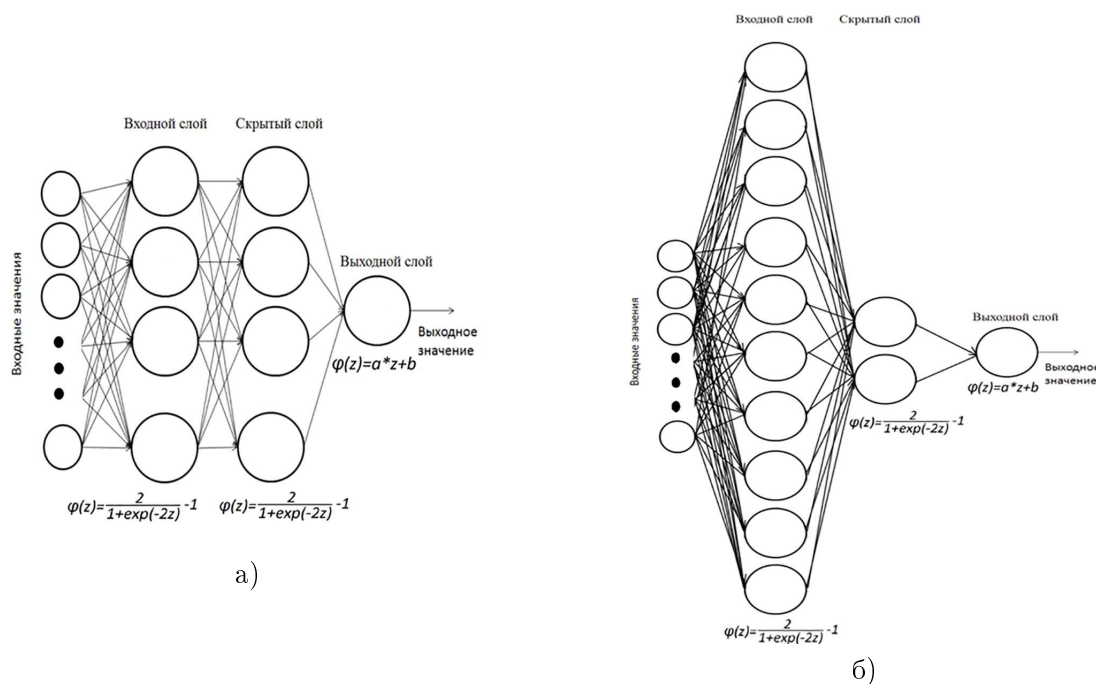


Рисунок 3. Архитектура а)НС1; б)НС2.

На рисунках 5 и 6 представлены результаты работы НС1 и НС2, на вход которых подан временной интервал, соответствующий периоду умеренного геомагнитного возмущения

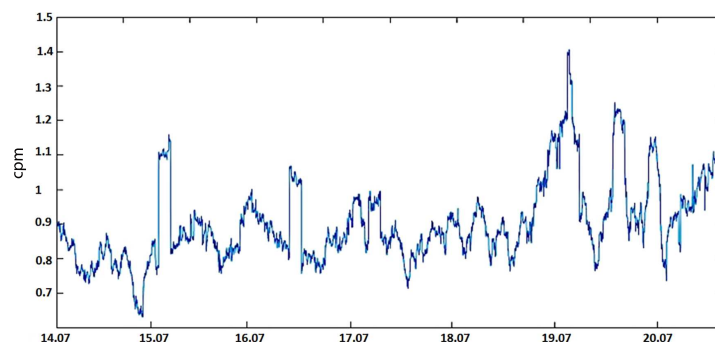


Рисунок 4. Среднеквадратическое отклонение (СКО) ошибки НС1 за июль)

(степень возмущенности геомагнитного поля характеризует представленный на рисунке 5 Dst-индекс). По данным космической погоды [19]: вспышечная активность в атмосфере Солнца умеренная 22 и 26 января, низкая в остальное время; 21 января из-за ускоренного потока от корональной дыры скорость солнечного ветра увеличилась до 550 км/сек; южная (отрицательная) компонента межпланетного магнитного поля (ММП) опустилась до $B_z = -15n$; 27 января под влиянием ускоренного потока от южной полярной корональной дыры скорость солнечного ветра увеличилась от 400 до 530 км/сек. Анализ результатов (рис. 5 и 6) показывает, что в период повышения геомагнитной активности ошибки НС1 и НС2 возросли (СКО возросло в 3-5 раз, относительно спокойного периода). Максимум вектора ошибок НС1 и НС2 приходится примерно на 00.00 UT 26 января 2015 года, что соответствует моменту начала понижения Dst-индекса, и как следствие моменту возрастания геомагнитной активности. Результаты данного эксперимента подтверждают хорошие аппроксимирующие свойства НС1 и НС2, а также показывают возможность использования НС для задачи анализа данных КЛ и выделения аномальных периодов.

На рисунках 7 и 8 представлены результаты работы НС1 и НС2 в период сильной магнитной бури, произошедшей 17 марта 2015 г. (показатель геомагнитной активности А-индекс возрос до значения 81, К-индекс до значения 8). По данным космической погоды [20, 21] из-за прихода ускоренного потока от переднего края южной корональной дыры скорость солнечного ветра в конце суток 18 марта увеличилась от 600 до 800 км/сек, значение южной компоненты ММП опустилось до $B_z = -5$ nT. В последующие пять суток скорость изменялась в пределах 500 - 750 км/сек из-за ускоренного потока от полярных протяженных корональных дыр. Анализ результатов (рис. 7 и 8) обработки данных КЛ показывает, что СКО ошибки НС1 и НС2 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 года. Анализ данного эксперимента также подтверждает эффективность НС1 и НС2 для задачи исследования.

2.2. Аппроксимация временного хода данных ГКЛ на основе нейронных сетей
Обработка данных выполнялась на основе следующих операций:

2.2.1 На основе КМА [11, 12] выполнялось преобразование данных КЛ в виде:

$$f(t) = f_{a,(-5)}(t) + \sum_{j=-1}^{-5} g_j(t) \quad (2)$$

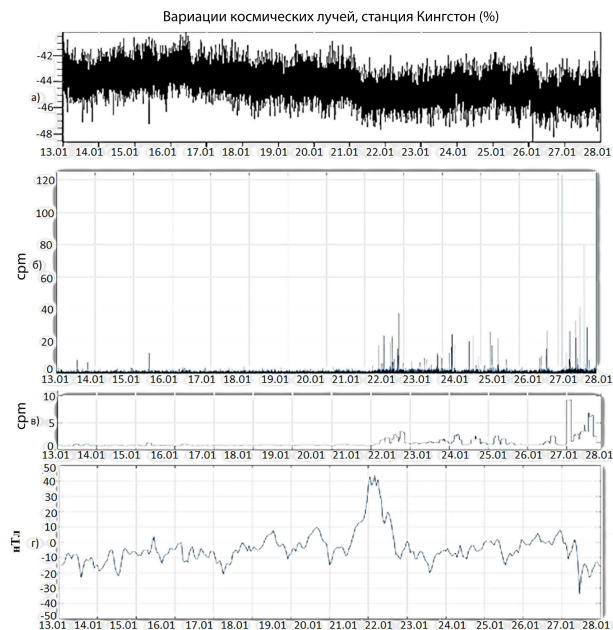


Рисунок 5. Результаты обработки данных за период 13 и 27 января 2015: а) данные нейтронного монитора, станция Kingston; б) ошибка HC1; в) среднеквадратическое отклонение ошибки HC1; г) данные Dst и индекса.

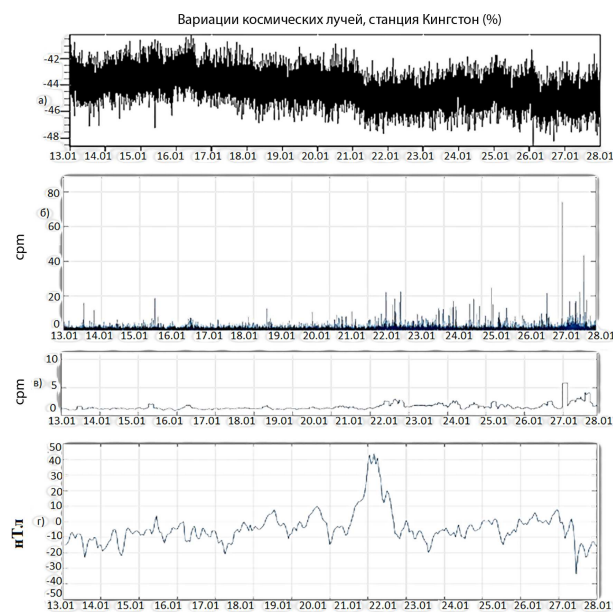


Рисунок 6. Результаты обработки данных за период 13 и 27 января 2015: а) данные нейтронного монитора станция Kingston; б) ошибка HC2; в) среднеквадратическое отклонение ошибки HC2; г) данные Dst и индекса.

где $g_j = \sum_n d_{j,n} \psi_{j,n}(t)$, $f_{a,(-5)} = \sum_n c_{-m,n} \phi_{-5,n}(t)$, $c_{-5,n} = \langle f, \phi_{-5,n} \rangle$, $d_{j,n} = \langle f, \Psi_{j,n} \rangle$, $\Psi_j = \{\Psi_{j,n}\}_{n \in \mathbb{Z}}$ - вейвлет-базис, $\phi_j = \{\phi_{j,n}\}_{n \in \mathbb{Z}}$ - базис, порожденный скейлинг-

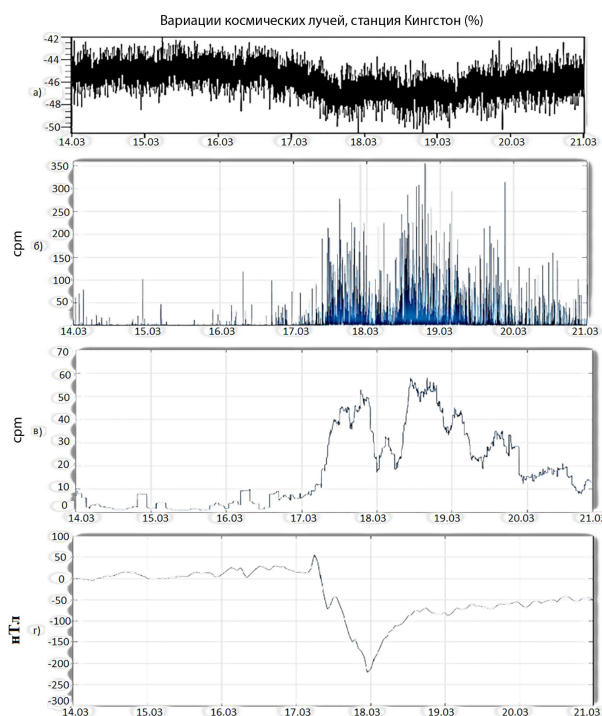


Рисунок 7. Результаты обработки данных за период 14 Ц 20 марта 2015: а) данные нейтронного монитора станция Kingston; б) ошибка НС2; в) среднеквадратическое отклонение ошибки НС2; г) данные DST Ц индекса.

функцией.

Уровень разложения (см. соотн. (2)) и используемый вейвлет семейства Койфлеты порядка 3 в работе определялись путем минимизации погрешности экстраполяции на основе НС, оценки погрешности приведены в работе [15].

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

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

где $f_{a,(-5)}$ - вход НС3, $\overline{\overline{f_{a,(-5)}}}$ - выход НС3. Ошибка НС3 в момент времени t определяется как $e(t) = f_{a,(-5)} - \overline{\overline{f_{a,(-5)}}}$. Внутренняя структура НС3 определялась адаптивным способом, описанным в работе [6]. Длина входного вектора НС3 определялась на основе минимизации погрешности экстраполяции (оценки приведены в работе [22]) и равна $\gamma_0 = 6$ отсчетам. Построенная НС3 выполняет отображение входных данных вида:

$$\overline{c_{-5,n+1}} = \sum_{i=1}^{\gamma_2} \alpha_i \Phi_{sigm} \left(\sum_{j=1}^{\gamma_1} \omega_{ij} \Phi_{sigm} \left(\sum_{k=0}^6 \omega_{jk} c_{-5,n-k} + \beta_k \right) + \beta_j \right) + \beta \quad (3)$$

где $\Phi_{sigm}(n) = \frac{1}{1+e^{-\alpha\lambda(n)}}$ сигмоидальная функция активации, ω_{jk} весовые коэффициенты 1-го скрытого слоя, ω_{ij} весовые коэффициенты 2-го скрытого слоя, α_i весовые коэффициенты выходного нейрона, β_k пороговые коэффициенты 1-го слоя скрытого, β_j пороговые коэффициенты второго скрытого слоя, пороговый коэффициент выходного нейрона, γ_1 и γ_2 число нейронов 1-го и 2-го слоев.

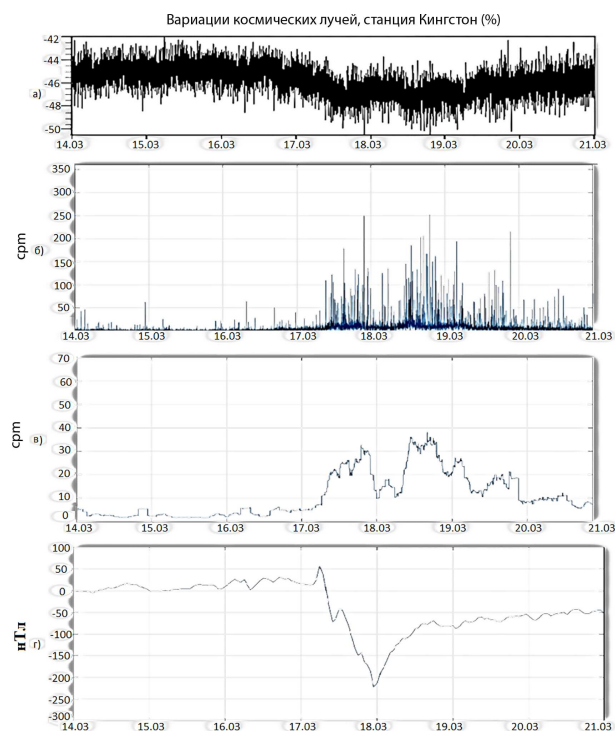


Рисунок 8. Результаты обработки данных за период 14 Ц 20 марта 2015: а) данные нейтронного монитора станция Kingston; б) ошибка НС1; в) среднеквадратическое отклонение ошибки НС1; г) данные Dst Ц индекса.

Обучение НС3 выполнялось на основе алгоритма Левенберга-Марквардта [17]. Объем обучающей выборки содержал массив значений за 23 дня и охватывал 5 месяцев (выбирались даты, соответствующие кспокойным условиям с июня по ноябрь 2015). В роли тестовых данных использовались временные интервалы, соответствующие спокойным и возмущенным условиям, не используемые на этапе обучения НС (использовались данные за периоды с января по май и декабрь 2015).

Выполнение операции (3) 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:

$$|e(t)| > T \tag{4}$$

где T – пороговое значение, определяющее наличие аномалии. Для оценки порога T сравнивалась погрешность работы НС в периоды содержащие спорадические эффекты, и в спокойные периоды.

Полученная на основе операций (2.2.1) - (2.2.2) схема преобразования данных представлена на рисунке 9.

На рисунке 10 представлены результаты работы НС3 за период с 13 по 27 января 2015 г. Данный период рассмотрен выше, и содержал две умеренные магнитные бури. Анализ результатов на рисунке 10 показывает, что в спокойный период ошибки НС не превышают значения $T = 0,94$, что показывает высокую эффективность предлагаемого метода, основанного на совмещении КМА и НС, позволяющего понизить уровень ошибок

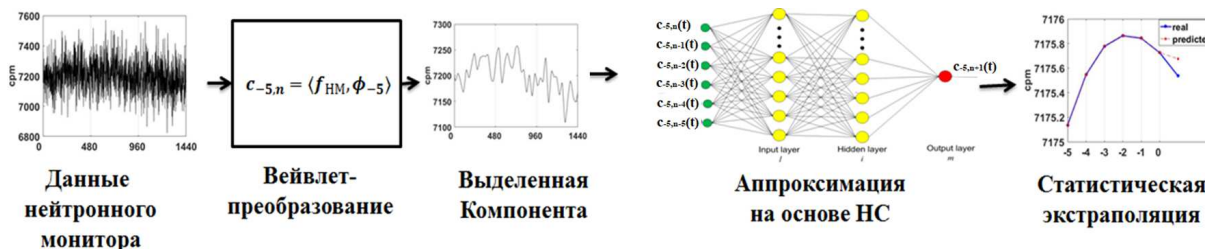


Рисунок 9. Схема преобразования данных КЛ

НС более чем в 10 раз. В момент начала первой магнитной бури (примерно в 8:00 UT 21 января) ошибки НС значительно возросли (более чем в 20 раз превысили порог T , отмеченный пунктирной линией на рисунке 8), и оставались на данном уровне на протяжении следующих двух суток. Как показано в работе [14] такая динамика ошибки обученной НС характерна для наличия в данных длительного Форбуш-понижения. Вторая магнитная буря была зафиксирована около 6:00UT 26 января, и в этот момент так же наблюдается существенное возрастание ошибок НС. Анализ эксперимента и сопоставление с результатами, представленными на рисунке 5, показывает высокую эффективность предлагаемого метода.

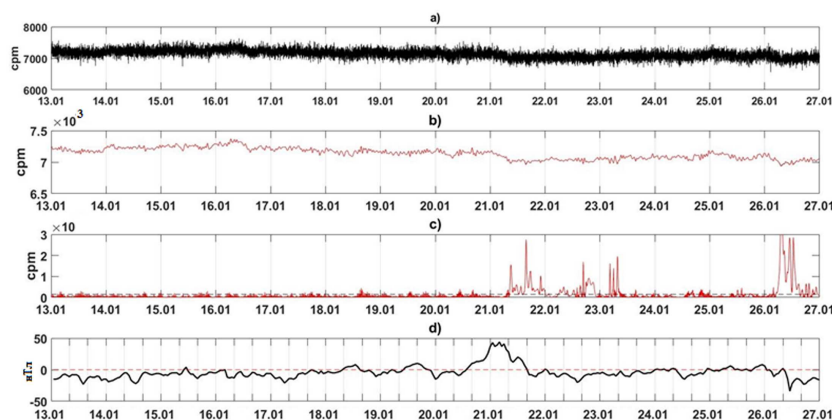


Рисунок 10. Результаты обработки данных за период 13.01.2015-26.01.2015. а) данные нейтронного монитора; б) компонента $f_{a,(-5)}$ и еч модель; в) ошибки НС3; д) Dst-индекс

На рисунке 11 представлены результаты работы НС3 в период сильной магнитной бури, произошедшей 17 марта 2015 г. Анализ результатов показывает, что в момент 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 года, что позволяет получить информацию о длительности Форбуш-понижения на анализируемой станции. Анализ данного эксперимента подтверждает эффективность предлагаемого подхода для задачи исследования.

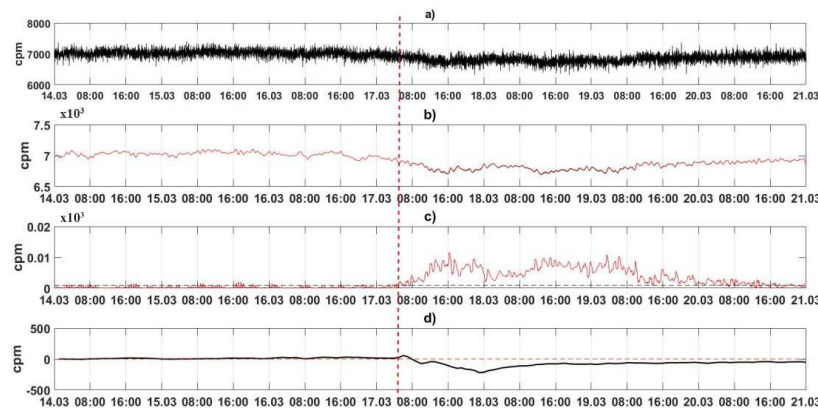


Рисунок 11. Результаты обработки данных за период 14.03.2015-20.03.2015. а) данные нейтронного монитора; б) компонента $f_{a,(-5)}$ и еч модель; в) ошибки НСЗ; д) Dst-индекс

3. Выводы

Выполнен анализ работы нейронных сетей с различной структурой, экспериментально показана возможность их применения для задачи анализа вариаций космических лучей и выделения периодов возникновения спорадических эффектов. Подтверждена эффективность применения вейвлет-преобразования для повышения качества работы нейронной сети.

4. Благодарности

Исследование выполнено при финансовой поддержке гранта РФФИ № 14-11-00194-П. Авторы благодарят институты, поддерживающие станции регистрации данных, которых были использованы в исследовании, а также выражают признательность сотрудникам Института земного магнетизма, ионосферы и распространения радиоволн РАН, разработавшим интерактивную среду и программное обеспечение баз данных, обеспечивающих оперативное получение информации о параметрах состояния космического пространства.

5. Литература

- [1] Крымский, Г.Ф. Космические лучи и солнечный ветер/ Г.Ф. Крымский, А.И. Кузьмин, П.А. Кривошапкин, И.С. Самсонов, Г.В. Скрипин, И.А. Транский, Н.П. Чирков // Новосибирск: Наука, 1981. - 224 с.
- [2] Зеленый, Л.М. Плазменная гелиогеофизика. В 2 т. / Л.М. Зеленый, И.С. Веселовский, Т.К. Бреус и др.; общ. ред. Л.М. Зеленый, И.С.Веселовский. – М. : Физматлит, 2008. – Т. 2. - 560 с.
- [3] Топтыгин, И.Н. Космические лучи в межпланетных магнитных полях / И.Н. Топтыгин. – М.: Наука, 1983. – 301 с.
- [4] Тясто, М.И. Большие снижения геомагнитных порогов космических лучей в период сильных возмущений магнитосферы / М.И. Тясто, О.А. Данилова, В.М. Дворников, В.Е Сдобнов // Известия РАН. Сер. Физ. - 2009. – Т. 73, № 3. - С. 385-388.
- [5] Belov, A. V. 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.
- [6] Агеев, А.Д. Нейроматематика: учеб. пособие для вузов // А.Д. Агеев [и др.]; общая ред. А.И. Галушкина. - М.: ИПРЖР, 2002. - 448 с.
- [7] Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс/С. Хайкин // М: Издательский дом Вильямс, 2006. - 1104 с.

- [8] Spitsyn V.G. Using a Haar wavelet transform, principal component analysis and neural networks for OCR in the presence of impulse noise./Spitsyn V.G., Bolotova Yu.A., Phan N.H., Bui T.T.T.//Computer Optics.— 2016.—40(2).—P. 249-257. DOI: 10.18287/2412-6179-2016-40-2-249-257.
- [9] Izotov P.Y. Technology of implementation of neural network algorithm in cuda environment at the example of handwritten digits recognition./Izotov PY, Sukhanov SV, Golovashkin DL.//Computer Optics.— 2010.— 34(2)— 243-251.
- [10] Мандрикова, О.В. Автоматический способ оценки состояния геомагнитного поля / О.В. Мандрикова, Е.А. Жижкина // Компьютерная оптика. - 2015. - Т. 39(3) - С. 420-428. DOI: 10.18287/0134-2452-2015-39-3-420-428.
- [11] Neutron monitor database. - URL: www.nmdb.eu.
- [12] Chui, C.K. An intr-oduction in wavelets / C.K. Chui // Academic Press, New Yor-k, 1992. - 264 p.
- [13] Daubechies, I. Ten Lectures on wavelets / I. Daubechies // CBMS-NSF lecture notes nr-. SIAM. - Philadelphia, 1992. - P. 61.
- [14] Мандрикова, О.В. Моделирование вариаций космических лучей на основе совмещения кратномасштабных вейвлет-разложений и нейронных сетей переменной структуры / О.В. Мандрикова, Т.Л. Заляев // Цифровая обработка сигналов. - 2015. - №.1. - С. 11-16.
- [15] Mandrikova O.V. Methods of analysis of geomagnetic field variations and cosmic ray data/ O.V. Mandrikova, I.S. Solovev, T.L. Zalyaev // Earth Planet Space. — 2014.—Vol. 66.—No148. — DOI:10.1186/s40623-014-0148-0.
- [16] Архив данных нейтронных мониторов ИЗМИРАН - <http://cr0.izmiran.ru/kgsn/main.html>.
- [17] Гудфеллоу Я.Глубокое обучение/Гудфеллоу Я., Бенджио И., Курвилль А. // пер. с англ. А. А. Слинкина. - 2-е изд., испр. - М.: ДМК Пресс, 2018. - 652 с.
- [18] Архив данных Space Weather Prediction Center - <ftp://ftp.swpc.noaa.gov/pub/lists/geomag/>
- [19] Обзор космической погоды за 13 января 2015 по данным Института прикладной геофизики имени академика Е. К. Федорова - <http://ipg.geospace.ru/space-weather-review-13-01-2015.html>
- [20] Обзор космической погоды за 11 марта 2015 по данным Института прикладной геофизики имени академика Е. К. Федорова - <http://ipg.geospace.ru/space-weather-review-11-03-2015.html>.
- [21] Обзор космической погоды за 18 марта 2015 по данным Института прикладной геофизики имени академика Е. К. Федорова - <http://ipg.geospace.ru/space-weather-review-18-03-2015.html>.
- [22] Мандрикова О. В. Моделирование и анализ вариаций космических лучей в периоды гелиосферных возмущений./ О.В. Мандрикова, Т.Л. Заляев // Сборник тезисов докладов XX-ой Международной научно-технической конференции по мягким вычислениям и измерениям (SCM'2017).—2017.— Т.1. — С. 474-478

Analysis of cosmic rays variations on the basis of neural networks

O.V. Mandrikova¹, T.L. Zalyaev¹, B.S. Mandrikova^{1,2}

¹Institute of Cosmophysical Research and Radio Wave Propagation FEB RAS, Mirnaya str. 7, Paratunka, Elizovskiy district, Kamchatka region, Russia, 684034

²Belgorod State Technological University named after V.G.Shoukhov, Kostyukov str., 46, Belgorod, Russia, 308012

Abstract. The work is devoted to the study of cosmic rays variations (according to the data of the world network of neutron monitors) and the allocation of anomalous periods characterizing the occurrence of sporadic effects. We considered various structures of directional multilayer neural networks and estimated their effectiveness. We experimentally demonstrated the possibility of using neural networks for the task. We proposed a method for increasing the efficiency of a neural network based on the application of fast wavelet decompositions. The study was carried out with the financial support of the grant of the RSF №14-11-00194-II.

Keywords: neural networks, cosmic rays, anomalies detection.