

УДК 519

МОДЕЛИРОВАНИЕ ВАРИАЦИЙ КОСМИЧЕСКИХ ЛУЧЕЙ НА ОСНОВЕ СОВМЕЩЕНИЯ КРАТНОМАСШТАБНЫХ ВЕЙВЛЕТ-РАЗЛОЖЕНИЙ И НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ПЕРЕМЕННОЙ СТРУКТУРЫ

Мандрикова О.В., д.т.н., ведущий научный сотрудник Института космофизических исследований и распространения радиоволн ДВО РАН, профессор кафедры систем управления Камчатского государственного технического университета, e-mail: oksanam1@mail.ru;

Заляев Т.Л., младший научный сотрудник Института космофизических исследований и распространения радиоволн ДВО РАН, e-mail: tim.aka.gerald@mail.ru.

Ключевые слова: вейвлет-разложение, нейронные сети, переменная структура, вариации космических лучей, аномальные особенности.

Введение

Наблюдения вариаций интенсивности космических лучей (КЛ) используются при проведении ряда фундаментальных и прикладных исследований, связанных с мониторингом и прогнозом космической погоды [1]. В периоды сильных возрастаний интенсивности (GLE-события [2]) обширные потоки высокоэнергичных частиц создают главную проблему для космического оборудования и других технологий, для радиосвязи в полярных регионах, а также для космонавтов [2]. Поэтому выделение и предсказание подобных событий является весьма важным.

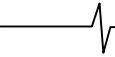
Сложности решения задачи моделирования и анализа вариаций космических лучей связаны с необходимостью понимания внутренней структуры исходных массивов данных, исследованием носителей информации, выделением информации, связанной непосредственно с процессом исследования. Наблюдаемые на поверхности Земли вариации космических лучей являются интегральным результатом различных солнечных, гелиосферных и атмосферных явлений и имеют сложную внутреннюю структуру [1, 3]. Их интенсивность зависит от метеорологических параметров, в частности от температуры и давления воздуха, состояния геомагнитного поля, электромагнитной обстановки в Солнечной системе и физических условий в Галактике [1]. В вариациях космических лучей находит отражение 11-летний цикл и 27-дневный солнечный период вращения [3]. Помимо перечисленного в вариациях присутствует суточный ход, обусловленный асимметрией формы магнитосферы, которая изменяется во времени при изменении параметров солнечного ветра [5].

В виду сложной структуры данных традиционные методы моделирования временных рядов не позволяют адекватно описывать вариации космических лучей и приводят к потере информации [5]. Исследования данной работы основаны на совместном применении методов вейвлет-преобразования и нейронных сетей переменной структуры [8]. Вейвлет-преобразование является

Предложен метод моделирования данных космических лучей, основанный на совместном применении вейвлет-преобразования и нейронных сетей, позволяющий выполнить детальный анализ и прогноз данных. Полученные на основе вейвлет-преобразования информативные составляющие вариаций космических лучей аппроксимируются нейронными сетями переменной структуры. Путём анализа ошибок сетей выявляются аномальные особенности, возникающие в периоды повышенной солнечной активности. На основе предложенного метода исследованы данные нейтронных мониторов станций «Мыс Шмидта» и «Апатиты» и выявлены аномальные особенности, возникающие в вариациях космических лучей во время магнитных бурь и в периоды событий сильного повышения интенсивности космических лучей. Проведена оценка точности метода и границ его применимости.

эффективным средством изучения сложных нестационарных процессов и дает возможность выполнять детальный анализ локальных структур [6, 7, 15, 16]. Преимущество нейросетевого представления аппроксимируемой функции заключается в большой гибкости базовых функций и их способности к адаптации [4, 10]. Аппарат нейронных сетей также позволяет путем анализа ошибок решения обученной сети выявлять скрытые закономерности в данных, связанные с изменением их структуры [10, 11]. В данной работе на основе кратномасштабных вейвлет-разложений [6, 7] выполняется выделение информативных составляющих вариаций космических лучей. Полученные составляющие далее аппроксимируются нейронной сетью. Для возможности построения адаптивных аппроксимаций предлагается использовать архитектуру прямонаправленной сети переменной структуры [8]. Для выбора вейвлетов используются критерии, предложенные в работе [12]. Алгоритм выбора уровня вейвлет-разложения и выделения информативных составляющих основан на минимизации погрешности получаемой аппроксимации.

На основе разработанного средства авторами проведено исследование данных нейтронных мониторов станций «Мыс Шмидта» и «Апатиты». В процессе моделирования данных в вариациях космических лучей выявлены аномальные особенности, возникающие в периоды сильных магнитных бурь, а также наблюдающиеся накануне и после GLE-событий.



Теоретическая часть
Кратномасштабные разложения
временного ряда на компоненты

Не нарушая общности, будем считать, что исходные данные принадлежат пространству с разрешением $j = 0$ (до кратномасштабного разложения на компоненты). На основе кратномасштабных вейвлет-разложений до уровня m получаем представление временного ряда в виде [13, 14]:

$$f_0(t) = \sum_{j=-1}^{-m} f^d [2^j t] + f^a [2^{-m} t], \quad (1)$$

где $f^d [2^j t] \in W_j$, $f^a [2^{-m} t] \in V_{-m}$, $W_j = \text{clos}_{L^2(\mathbb{R})} \times (2^{j/2} \Psi(2^j t - n)) : n \in \mathbb{Z}$, Ψ – базисный вейвлет; $V_j = \text{clos}_{L^2(\mathbb{R})} (2^{j/2} \varphi(2^j t - n)) : n \in \mathbb{Z}$, φ – скейлинг-функция, j – разрешение. Компонента ряда $f^a [2^{-m} t] = \sum_k c_{-m,n} \varphi_{-m,n}(t)$, где $c_{-m,n} = \langle f, \varphi_{-m,n} \rangle$, является сглаженной компонентой, компоненты $f^d [2^j t] = \sum_n d_{j,n} \Psi_{j,n}(t)$, где $d_{j,n} = \langle f, \Psi_{j,n} \rangle$, являются разномасштабными детализирующими компонентами.

С целью восстановления исходного разрешения $j = 0$, для полученных после преобразования компонент (см. (1)) выполняем операцию вейвлет-восстановления (отдельно для каждой компоненты). Получаем следующее представление ряда:

$$f_0(t) = f_0^{a,(-m)}(t) + \sum_{j=-1}^{-m} f_0^{d,j}(t), \quad (2)$$

где $f_0^{a,(-m)}(t) = \sum_n c_{0,n}^{(-m)} \varphi_{0,n}(t)$, $f_0^{d,j}(t) = \sum_n d_{0,n}^j \Psi_{0,n}(t)$, верхние индексы $(-m)$, j соответствуют разрешению компоненты до выполнения операции вейвлет-восстановления.

Путем изменения уровня разложения m , мы можем получить различные кратномасштабные представления ряда вида (2). Для выбора уровня вейвлет-разложения, обеспечивающего наилучшее представление ряда, определяемое его структурой, будем использовать алгоритм, описанный далее.

Следуя критериям выбора аппроксимирующих вейвлетов, предложенным в работе [12], для кратномасштабных вейвлет-разложений будем использовать вейвлеты семейства Койфлеты. Койфлеты – единственные из ортогональных вейвлетов, которые имеют носитель наименьшего размера при достаточном числе нулевых моментов в скейлинг-функции φ [7]:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} t^k \Psi(t) dt = 0, k = \overline{0, s}; \quad \int_{-\infty}^{+\infty} \varphi(t) dt = 1, \int_{-\infty}^{+\infty} t^k \varphi(t) dt = 0$$

при $k = \overline{1, s}$.

В работе [9] показано, что данное свойство обеспечивает наилучшее приближение функции в сглаженных компонентах кратномасштабных вейвлет-разложений:

если функция f принадлежит C^k (C^k – пространство функций k раз непрерывно дифференцируемых) в окрестности $2^{-m} n$ с $k \leq s$, то

$$2^{-m/2} \langle f, \varphi_{-m,n} \rangle \approx f(2^{-m} n) + O(2^{-m(k+1)}).$$

Порядок приближения возрастает с ростом k , результирующий Койфлет имеет носитель размера $3s - 1$.

В работе [13] показано, что при совместном применении вейвлет-преобразования и нейронных сетей наименьшую погрешность аппроксимации вариаций космических лучей позволяют получить Койфлеты порядка $s = 3$.

Аппроксимация компонент временного ряда
нейронной сетью

На основе нейронной сети для сглаженной компоненты получаем отображение

$$y: f_0^{a,(-m)} \rightarrow f_0^{*a,(-m)}$$

Если $\hat{f}_0^{*a,(-m)}$ действительный выход сети, а $f_0^{*a,(-m)}$ – желаемый, то $f_0^{*a,(-m)} = y(f_0^{a,(-m)})$ – неизвестная функция, а $\hat{f}_0^{*a,(-m)}$ – ее аппроксимация, которую воспроизводит нейронная сеть.

При подаче на вход обученной нейронной сети значений функции $f_0^{a,(-m)}$ из интервала $[l - Q + 1, l]$, сеть становится способной вычислить упрежденные ее значения на временном интервале $[l + 1, l + I]$, где l – текущий дискретный момент времени; I – длина интервала упреждения. Ошибка сети в момент времени t определяется как разность между желаемым $f_0^{*a,(-m)}(t)$ и действительным $\hat{f}_0^{*a,(-m)}(t)$ выходными значениями сети.

Алгоритм построения сети
и выбора уровня разложения

Шаг 1. На основе соотношения (2) получаем сглаженную компоненту ряда в виде

$$f_0^{a,(-m)}(t) = \sum_n c_{0,n}^{(-m)} \varphi_{0,n}(t),$$

где $m = 1$.

Шаг 2. Массив данных $\{c_{0,n}^{(-m)}\}_{n=1}^N$, где N – число элементов массива, делим на блоки: $\{c_{0,n}^{(-m)}\}_{n=1}^Q$,

$\{c_{0,n}^{(-m)}\}_{n=2}^{Q+1}$, ..., $\{c_{0,n}^{(-m)}\}_{n=N-Q+1}^N$. Длина блока Q определяется путем минимизации погрешности получаемой аппроксимации данных.

Шаг 3. Из полученных блоков данных формируем обучающую матрицу размерности $Q \times V$, где Q – длина входного вектора сети, V – количество обучающих векторов.

Шаг 4. Строим сеть переменной структуры (сеть переменной структуры – это многослойная прямона-

правленная сеть, архитектура которой определяется путем минимизации ошибки решения на множестве обучающих векторов [8]).

Шаг 5. Используя тестовые данные $\{c_{0,l}^{(-m)}\}_{l=l_0}^L$, оцениваем ошибку сети:

$$E_m = \sum_{l=1}^L \sum_{i=1}^I |\varepsilon_{i,m}(l)|,$$

где $\varepsilon_{i,m}(l) = \hat{c}_{0,l}^{i,(-m)} - c_{0,l}^{i,(-m)}$ – ошибка сети в дискретный момент времени l с шагом упреждения i , $c_{0,l}^{i,(-m)}$ – желаемое, $\hat{c}_{0,l}^{i,(-m)}$ – действительное выходное значение сети, I – длина выходного вектора сети, L – длина массива тестовых данных.

Шаг 6. Оцениваем разницу: $\Delta = E_m - E_{m-1}$. Если $\Delta \leq 0$, то переходим к шагу 7. Если $\Delta > 0$ то искомый уровень разложения $m^* = m - 1$, шаг 7 не выполняем.

Шаг 7. Если $m \leq M$, где $M = \log_2 N$ (максимальный допустимый уровень разложения M определяется числом элементов массива данных $N : M \leq \log_2 N$), увеличиваем на 1 уровень разложения ($m = m + 1$) и выполняем шаги 2-5. Если $m > \log_2 N$, искомый уровень разложения $m^* = m$.

Результаты экспериментов

В экспериментах использовались минутные данные нейтронных мониторов станций «Апатиты» и «Мыс Шмидта» за 2008г. Этот период времени является периодом минимума солнечной активности, что обеспечивает наилучшие условия для построения аппроксимации характерного хода КЛ. Поскольку динамика наблюдаемых на поверхности Земли вариаций КЛ существенно зави-

сит от состояния геомагнитного поля и электромагнитной обстановки в солнечной системе [3], обучающие множества нейронных сетей формировались из данных, регистрируемых в периоды спокойного геомагнитного поля. В качестве базисных функций использовались ортонормированные вейвлеты семейства Койфлеты порядка $s = 3$. На основе описанного выше алгоритма для уровней разложения $m = \overline{1,6}$ были построены нейронные сети. Наилучшие результаты при тестировании полученных нейронных сетей показала сеть, воспроизводящая сглаженную компоненту $f^a [2^{-5}t]$ (см. соотношение 1). Данная компонента и исходные данные КЛ для станции «Апатиты» представлены на рис. 1. Архитектура построенных нейронных сетей для станций «Апатиты» и «Мыс Шмидта» представлена на рис. 2, 3, соответственно. Результаты работы данных нейронных сетей показаны на рис. 4, 5. При анализе результатов использовались Н-компоненты геомагнитного поля (данные станции «Паратунка», Камчатский край), характеризующие интенсивность геомагнитных возмущений в анализируемые периоды времени. Анализ рис. 4, 5 показывает, что в периоды спокойного геомагнитного поля абсолютные значения ошибок сетей не превышают значения 0.05, что говорит о хорошем качестве их аппроксимирующих свойств. В периоды повышенной геомагнитной активности на станции «Мыс Шмидта» (3.05.2008 – 5.05.2005, рис. 5, д) наблюдается существенное увеличение ошибок сети, которые характеризуют возникновение аномалий, связанных с изменением хода процесса. На рис. 6 представлены результаты обработки данных КЛ в период GLE-события и сильных магнитных бурь. Анализ рис. 6 показывает, что в периоды магнитных бурь наблюдается существенное увеличение ошибок сети, обусловленных понижением уровня КЛ (Форбуш-эффект). Увеличение ошибок сети также наблюдается накануне и после GLE-события.

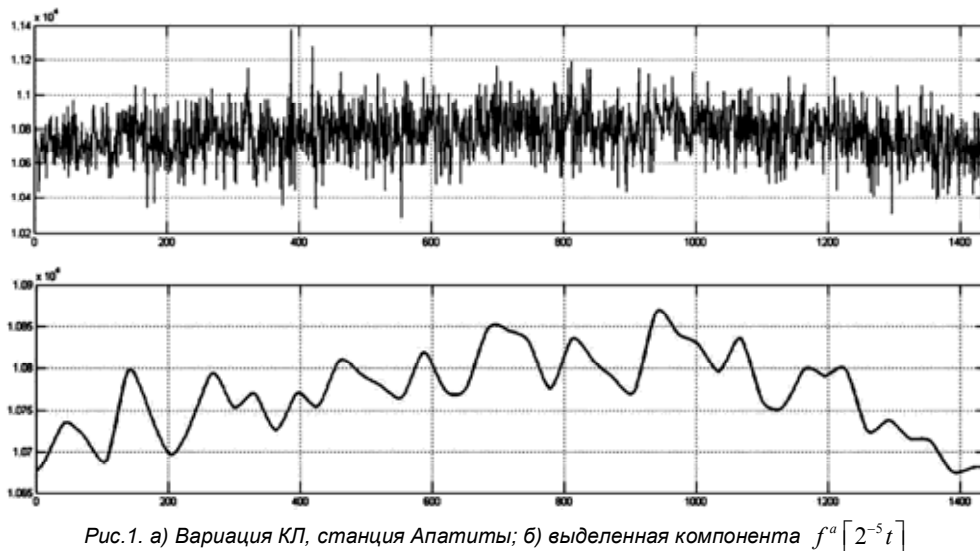


Рис.1. а) Вариация КЛ, станция Апатиты; б) выделенная компонента $f^a [2^{-5}t]$



Рис 2. Архитектура нейронной сети по аппроксимации данных КЛ станции «Апатиты»

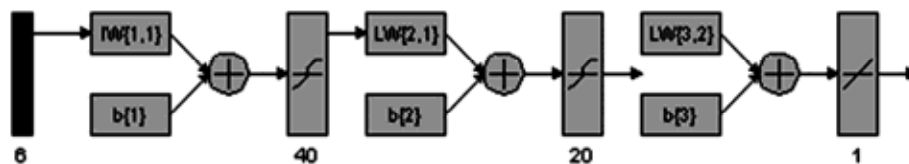


Рис 3. Архитектура нейронной сети по аппроксимации данных КЛ станции «Мыс Шмидта»

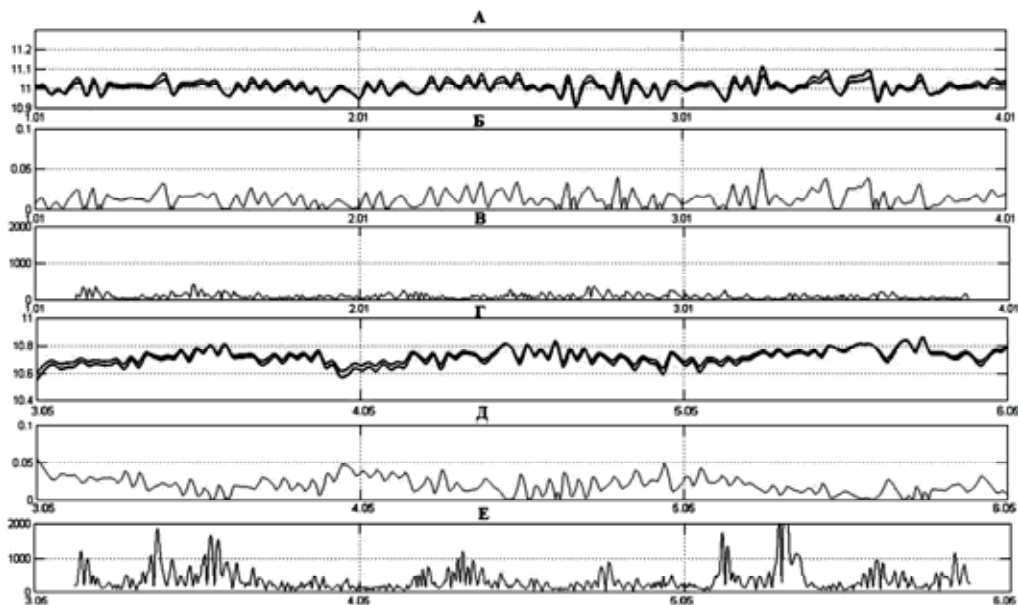


Рис. 4. Результаты работы нейронной сети, станция «Апатиты».

- а) сглаженная компонента вариации КЛ за период 1-3 января 2008 года (серый цвет) и её аппроксимация нейронной сетью (черный цвет) (период спокойного геомагнитного поля);
 б) абсолютные значения ошибок нейронной сети;

- в) интенсивность геомагнитных возмущений; г) сглаженная компонента вариации КЛ за период 3-5 мая 2008 года (серый цвет) и её аппроксимация нейронной сетью (черный цвет) (период возмущенного геомагнитного поля);
 д) абсолютные значения ошибок нейронной сети; е) интенсивность геомагнитных возмущений

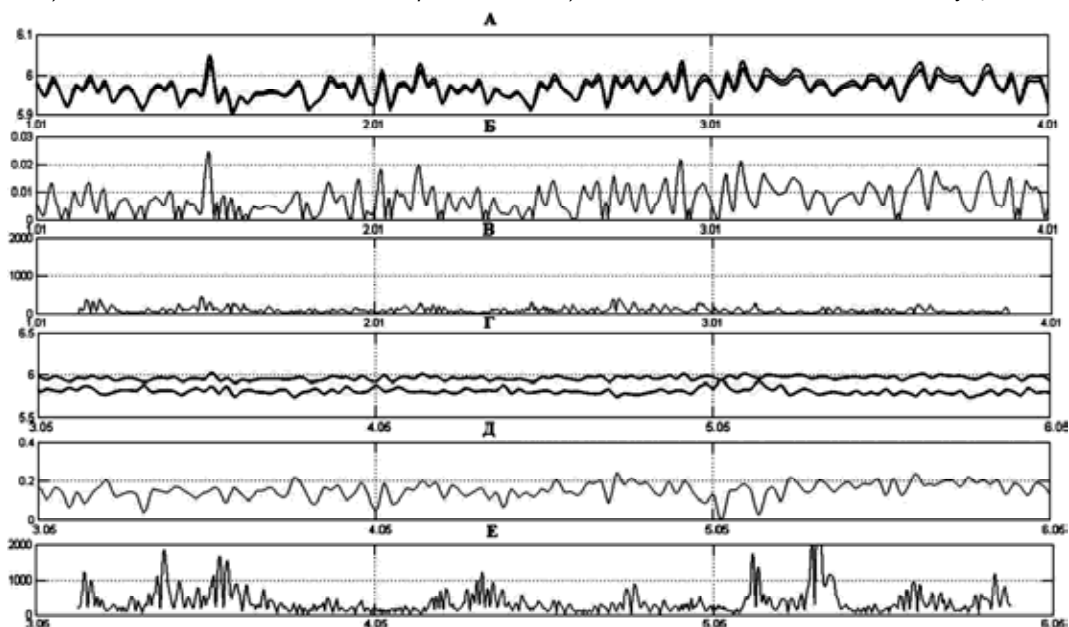


Рис. 5. Результаты работы нейронной сети, станция «Мыс Шмидта».

- а) сглаженная компонента вариации КЛ за период 1-3 января 2008 года (серый цвет) и её аппроксимация нейронной сетью (черный цвет) (период спокойного геомагнитного поля);
 б) абсолютные значения ошибок нейронной сети;

- в) интенсивность геомагнитных возмущений; г) сглаженная компонента вариации КЛ за период 3-5 мая 2008 года (серый цвет) и её аппроксимация нейронной сетью (черный цвет) (период возмущенного геомагнитного поля);
 д) абсолютные значения ошибок нейронной сети; е) интенсивность геомагнитных возмущений

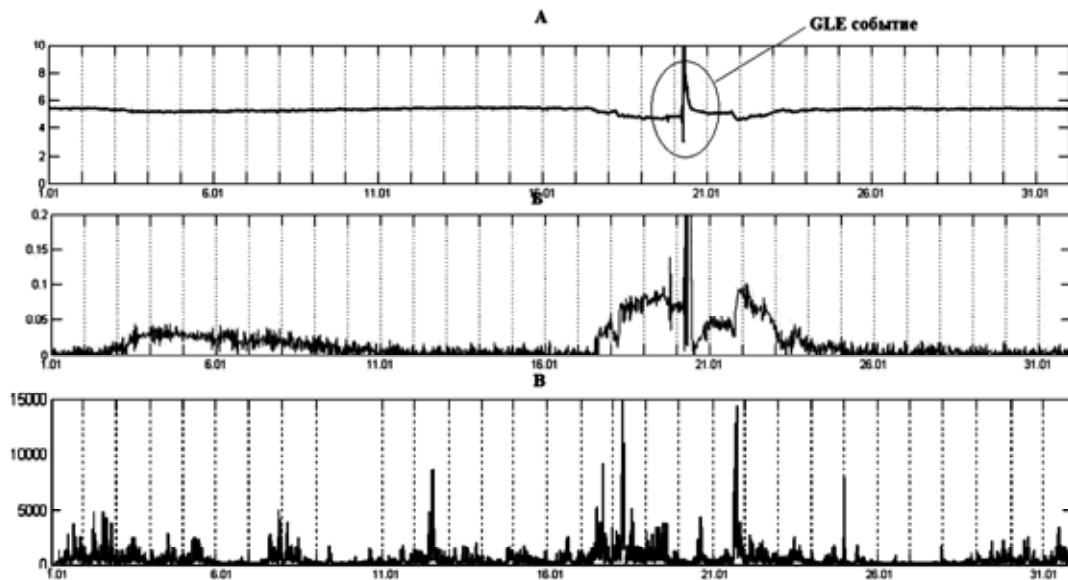


Рис. 6. Результаты работы нейронной сети, станция «Мыс Шмидта».

а) сглаженная компонента вариации КЛ за период 01.01.2005-31.01.2005 года (период GLE-события и сильных геомагнитных бурь); б) абсолютные значения ошибок нейронной сети; в) интенсивность геомагнитных возмущений

Заключение

Результаты работы нейронных сетей, реализующих предложенный метод аппроксимации КЛ для станций «Мыс Шмидта» и «Апатиты», показали, что в периоды спокойного геомагнитного поля, характеризующего низкую активность Солнца, абсолютные значения ошибок не превышают значения 0.05, что говорит о хорошем качестве аппроксимирующих свойств. В периоды повышенной геомагнитной активности наблюдается существенное увеличение ошибок сетей, обусловленных изменением состояния околоземного космического пространства и понижением уровня космических лучей (Форбуш-эффекты). Увеличение ошибок сетей также наблюдается накануне и после анализируемого GLE-события. Полученные результаты подтверждают эффективность предлагаемого метода и возможность его использования в задачах детального анализа вариаций космических лучей и выявления аномалий, возникающих в периоды повышенной активности Солнца.

Благодарности

Работа поддержана грантом РФФИ № 14-11-00194 и грантом «УМНИК» – № 862ГУ1/2013 от 09.12.2013 г. Авторы благодарят институты, поддерживающие станции регистрации космических лучей и магнитные обсерватории, данные 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.

Литература

1. Топтыгин И.Н. Космические лучи в межпланетных магнитных полях. – М.: Наука, 1983. – 301 с.
2. Eroshenko E.A., Belov A.V., Kryakunova O.N.,

Kurt V.G., Yanke V.G. The alert signal of GLE of cosmic rays // Proceedings of the 31st ICRC, 2009.

3. Тясто М.И., Данилова О.А, Дворников В.М, Сдобнов В.Е. Большие снижения геомагнитных порогов космических лучей в период возмущений магнитосферы. Известия РАН, серия физическая, Т. 73, № 3, стр. 385-388. 2009.

4. P. Paschalis, C. Sarlanis, H. Mavromichalaki – Artificial Neural Network Approach of Cosmic Ray Primary Data Processing. Solar Physics, 2013; 182(1):303-318.

5. J. Kóta, A. Somogyi – Some problems of investigating periodicities of cosmic rays – Acta Physica Academiae Scientiarum Hungaricae, Tomus 27, pp, 523-548 (1969).

6. Mallat S. A Wavelet tour of signal processing [пер. с англ.]. – М.: Мир, 2005. – 671 с.

7. Daubechies I. Ten Lectures on Wavelets. – SIAM, 1992.

8. Нейроматематика: Учеб. пособие для вузов / А.Д. Агеев и др.; общ. ред. А.И. Галушкина. – М.: ИПРЖР, 2002. – 448 с.

9. Мандрикова О.В. Многокомпонентная модель сигнала со сложной структурой // Проблемы эволюции открытых систем. – 2008. – Вып. 10. – Т. 2. – С. 161–172.

10. Полозов Ю.А. Метод формирования обучающего множества для нейронной сети на основе вейвлет-фильтрации // Известия вузов, Северо-Кавказский регион. Ростов-на-Дону. – 2010. – № 3. – С. 12-16.

11. Мандрикова О.В. Оптимизация процесса обучения нейронной сети на основе применения конструкции вейвлет-преобразования (на примере модельного представления ионосферного сигнала) // Автоматизация и современные технологии. – 2009. – № 3. – С. 14.

12. Мандрикова О.В., Полозов Ю.А. Критерии выбора вейвлет-функции в задачах аппроксимации природных временных рядов сложной структуры // Информационные технологии. – Москва. 2012 г. -№1. – С. 31–36

13. Мандрикова О.В., Залаяев Т.Л., Белов А.В.,

Янке В.Г. Метод выявления аномалий в вариациях космических лучей на основе совмещения вейвлет-преобразования с нейронными сетями. Сборник докладов VI международной конференции «Солнечно-земные связи и физика предвестников землетрясений», – 2013 – С. 304-310.

14. Мандрикова О.В., Заляев Т.Л. Моделирование вариаций космических лучей на основе совмещения кратномасштабного анализа и сетей переменной структуры // Сборник тезисов докладов VI-й Международной научно-технической конференции по мягким вычислениям и измерениям (SCM'2013). Т.2. – СПб, 2013, стр. 111-117.

15. Мандрикова О.В., Глушкова Н.В., Полозов Ю.А. Алгоритмы выделения и анализа аномалий в параметрах критической частоты ионосферы fOF2 на основе совмещения вейвлет-преобразования и авторегрессионных моделей // Цифровая обработка сигналов. – Москва: РНТОРЭС. 2013 г. №1. С. 47-53.

16. Мандрикова О.В., Соловьев И.С. Вейвлет-технология обработки и анализа геомагнитных данных // Цифровая обработка сигналов – Москва: РНТОРЭС. 2012, – №2, – С. 24-29.

MODELING OF VARIATIONS OF COSMIC RAYS ON THE BASIS OF COMBINATION OF MULTIREOLUTION WAVELET EXPANSIONS AND NEURAL NETWORKS WITH VARIABLE STRUCTURE

Mandrikova O.V., Zalyaev T.L.

In this paper, we propose a method of cosmic rays data modeling, which is based on the joint application of the wavelet transform and neural networks, and allows to perform data analysis and forecasting. Allocated via wavelet decomposition, informative components of cosmic ray are further approximated by neural networks. Abnormal features that appear during periods of high solar activity, are revealed by analyzing the network error vector.

Based on the developed method, authors have investigated the data of neutron monitors station «Cape Schmidt» and «Apatity» and successfully detected abnormal features that appeared in the cosmic ray variations during magnetic storms and on the eve of events of a major increase of the ground level intensity of cosmic rays.

Н О В Ы Е К Н И Г И

Горбунов Ю.Н., Лобанов Б.С., Куликов Г.В.

Введение в стохастическую радиолокацию: учеб. пособие. – М.: Горячая линия – Телеком, 2015. – 376 с.

Рассмотрены основы радиолокации, вопросы реализации когерентно-импульсных систем радиолокации и их компонент – цифровых систем обнаружения и измерения параметров радиолокационных сигналов систем селекции движущихся целей, обеспечивающих выделение полезных сигналов от целей на фоне коррелированных помех по доплеровским и угловым признакам (пространственным частотам). В отличие от традиционного изложения материала, упор сделан на стохастические методы обработки сигналов и информации.

Для студентов, обучающихся по специальности 210601 – «Радиоэлектронные системы и комплексы», а также других радиотехнических и инфокоммуникационных специальностей.

Рембовский А.М., Ашихмин А.В., Козьмин В.А.

Радиомониторинг: задачи, методы, средства: научн. издание под ред. Рембовского А.М. – М.: Горячая линия – Телеком, 2015. – 640 с., 4-е изд., с испр.

Рассмотрены типовые задачи, решаемые с помощью средств радиомониторинга в самых различных областях – от управления использованием радиочастотного спектра до контроля радиообстановки при проведении контртеррористических операций. Изложены теоретические и практические вопросы построения и функционирования радиотехнических систем радиомониторинга и технической защиты информации, в том числе автоматизированных стационарных и мобильных систем пеленгования, определения местоположения источников радиоизлучения, измерения параметров сигналов, видов радиоизлучений и утечек информации. Рассмотрены математические методы и программное обеспечение для выявления и анализа радиоизлучений, измерения параметров сигналов и помех, определения положения источников радиосигналов и помех. Представлен анализ особенностей построения современных одноканальных и многоканальных широкополосных цифровых панорамных измерительных радиоприемников и радиопеленгаторов, в том числе и CDMA.

Для специалистов в области радиомониторинга, операторов и руководителей радиоконтрольных служб, а также студентов и аспирантов.

