

# Анализ вариаций космических лучей по данным мировой сети нейтронных мониторов

В.В. Геппенер<sup>1</sup>, Б.С. Мандрикова<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет ЛЭТИ им. В.И. Ульянова (Ленина), Профессора Попова 5, Санкт-Петербург, Россия, 197022

<sup>2</sup>Институт космофизических исследований и распространения радиоволн ДВО РАН, Мирная 7, Паратунка, Камчатский край, Россия, 684034

**Аннотация.** Описан автоматизированный метод анализа данных космических лучей и обнаружения периодов возникновения спорадических эффектов. Метод основан на совместном применении вейвлет-преобразования и нейронных сетей векторного квантования. В работе приведены результаты применения метода в периоды повышенной солнечной активности и магнитных бурь. Экспериментально подтверждена эффективность метода для обнаружения спорадических эффектов, предшествующих сильным магнитным бурям. Показана возможность реализации метода в оперативном режиме.

## 1. Введение

Данные космических лучей представляют интерес в задачах солнечно-земной физики и прикладных исследованиях, связанных с космической погодой. Изменения активности Солнца, условий в солнечном ветре, а так же в магнитосфере и ионосфере Земли существенно влияют на работу и надежность бортовых и наземных технологических систем, и угрожают здоровью людей [1]. В настоящее время задача оперативного и точного прогноза космической погоды далека от решения [1]. Для прогноза космической погоды в оперативном режиме необходимо создание автоматизированных методов анализа регистрируемых данных космических лучей и своевременного обнаружения спорадических эффектов. К спорадическим эффектам относят Форбуш-эффекты и большие протонные возрастания Ground Level Enhancement (GLE-события). Эффект Форбуша [2] представляет собой понижение интенсивности космических лучей, обычно связанное с геомагнитной бурей. Наземные возрастания солнечных космических лучей (GLE) это максимальные из протонных возрастаний. GLE-события представляют серьезную угрозу здоровью и жизни людей [1].

Для изучения динамики космических лучей используют космические и наземные данные мировой сети нейтронных мониторов [3]. Регистрируемые вариации космических лучей представляют собой сложную нестационарную зависимость и содержат высокий уровень шума. На поверхности Земли интенсивность космических лучей зависит от температуры, давления воздуха, широты пункта наблюдения и состояния геомагнитного поля, электромагнитной обстановки в Солнечной системе и физических условий в Галактике [4]. Амплитуда вариаций первичных космических лучей зависит от энергии частиц и напряжённости межпланетных магнитных полей [5]. Неполные знания о процессах в околоземном пространстве и их взаимодействии существенно затрудняют процесс построения моделей и методов анализа

данных нейтронных мониторов. Классические методы (спектральные методы [6, 7], сглаживающие методы [5, 8]) позволяют выделить устойчивые характеристики данных, но не являются достаточно эффективными для изучения нестационарных изменений в вариациях космических лучей. Некоторые Форбуш-эффекты имеют малую амплитуду и сложно детектируются из-за наличия высокого уровня шума [9]. Широко используемый современный метод кольца станций [10] позволяет с приемлемой точностью определять основные характеристики динамики потока космических лучей, но требует трудоемких расчетов и его автоматизация весьма затруднена. Учитывая неполные априорные знания об исследуемых процессах и, как следствие, о внутренней структуре анализируемых данных, в работе предложено использовать аппарат нейронных сетей. Известно, что нейронные сети способны аппроксимировать сложные нелинейные зависимости данных без полного априорного знания о внутренних связях и зависимостях [12]. Также большим преимуществом данного аппарата является возможность его реализации в автоматическом режиме [13,14], что важно для задач оперативного анализа данных. В настоящее время нейронные сети активно применяются в различных прикладных областях, в том числе в области геофизики [11]. Рассматриваемый в статье подход, впервые предложенный в работе [16], основан на совместном применении вейвлет-преобразования (используется кратномасштабный анализ (КМА) [17,18]) и нейронных сетей векторного квантования LVQ [25]. Совмещение вейвлет-преобразования с аппаратом нейронных сетей позволяет повысить качество задач распознавания образов [19] и аппроксимации функций [20 -22] в терминах нейронных сетей, и расширяет области применения нейронных сетей в различных прикладных задачах [23]. Для реализации метода в работе определены и обоснованы семейства ортогональных вейвлетов Добеши и Койфлеты. Разработан алгоритм определения «наилучшего» аппроксимирующего базиса в классе ортогональных вейвлетов. Экспериментально подтверждена эффективность метода для задач обнаружения разномасштабных спорадических эффектов, в т.ч. малой амплитуды.

## 2. Описание метода

### 2.1. Кратномасштабное вейвлет-разложение функции

Имея дискретные значения функции  $f_j$  (т.е. значения функции на сетке с разрешением  $2^j$ ), в качестве пространства выборки рассмотрим подпространство  $V_j = \text{clos}_{L^2(R)}(\varphi(2^j t - n))$ ,  $n \in Z$ ,  $L^2(R)$  - пространство Лебега, порождаемое масштабирующей функцией  $\varphi$  своими сдвигами и растяжениями [17, 18].

На основе отображения функции  $f_j$  в подпространства  $V_{j-i}$  и  $W_{j-i}$  (базисом подпространств  $W_j$  является набор вейвлетов  $\Psi_{j,n} = 2^{j/2} \Psi(2^j t - n)$ ,  $n \in Z$ ), получим представление

$$f_j(t) = g_{j-1}(t) + g_{j-2}(t) + \dots + g_{j-m}(t) + f_{j-m}(t) = \sum_{k=j-1}^{j-m} \sum_n d_{k,n} \Psi_{k,n}(t) + \sum_n c_{j-m,n} \varphi_{j-m,n}(t), \quad (1)$$

Каждая компонента в (1) единственным образом определяется последовательностями коэффициентов  $\bar{c}^j = \{c_{j,n}\}_{n \in Z} \in V_j$  и  $\bar{d}^j = \{d_{j,n}\}_{n \in Z} \in W_j$ ;  $c_{j,n} = \langle f, \varphi_{j,n} \rangle$ ,  $d_{j,n} = \langle f, \Psi_{j,n} \rangle$ .

Представление (1) называется ортогональным кратномасштабным анализом (КМА) [17, 18]. Компоненты  $g_{j-l}$  в (1) являются *детализирующими (высокочастотными) компонентами*, компонента  $f_{j-m}$  - *сглаженной компонентой* [17].

Для восстановления исходного разрешения функции выполним операцию вейвлет-восстановления:

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

где верхний индекс  $(-m)$  соответствует разрешению функции до выполнения операции вейвлет-восстановления.

## 2.2. Определение классов нейронной сети и схема решения задачи

В работе использовалась архитектура нейронной сети векторного квантования (LVQ). Сеть LVQ состоит из 2-х слоев: слоя Кохонена, выполняющего кластеризацию векторов [25,26], и линейного, который определяет соответствие между номерами нейронов 1-го слоя (кластерами)  $k$  и соответствующими классами  $l$  [24]

$$F_l = \sum_k w_{kl} y_k$$

где  $w_{kl}$  – весовые коэффициенты нейрона  $l$  второго слоя сети, связанного с нейроном  $k$  первого слоя сети,  $y_k$  – выходное значение нейрона  $k$  первого слоя сети.

Кластеризация входных векторов выполняется по методу наименьших квадратов и вычисляется по формуле:

$$d_k = d(X, W_k) = \|X - W_k\| = \sqrt{\sum_{i=1}^I (x_i - w_{ik})^2} \quad (2)$$

где  $X$  — вектор входов;  $W_k$  — вектор весов нейрона  $k$  первого конкурирующего слоя,  $I$  – размерность входного вектора.

В процессе работы нейронной сети (НС) в первом слое на основе оценки расстояния  $d_k$  (см. соотн. (2)) определяется нейрон-победитель  $p$ , для которого

$$D = d_{\min}(X, W_k) = \min_k \|X - W_k\|.$$

Выходное значение нейрона-победителя  $p$  устанавливается равным 1:  $y_p = 1$ , а других нейронов – равным нулю:  $y_k = 0$ ,  $k \neq p$ . Нейрон-победитель устанавливает принадлежность входного вектора  $X$  классу, связанному с данным нейроном (кластером).

Выходной вектор НС имеет размерность, равную числу классов  $L$  (в работе  $L=3$ , описание классов приведено ниже). В случае правильно обученной сети один элемент выходного вектора равен 1, остальные – нулю. Таким образом, сеть позволяет решить задачу принадлежности входного вектора одному из априори известных классов.

В соответствии с задачей и следуя работе [16] определены следующие классы нейронной сети:

1. «Спокойный» класс – отсутствие спорадических эффектов. При формировании класса использовались следующие критерии отбора данных для обучения и тестирования сети: (1) – отсутствие активных пятен и вспышек на Солнце (вспышечная активность нулевая); (2) – отсутствие с видимой стороны на линии с Землей потока солнечного ветра; (3) – отсутствие магнитных бурь и возмущений в магнитосфере (К-индекс геомагнитной активности  $\leq 2$  [27]).
2. «Слабовозмущенный» класс – наличие спорадических эффектов малой амплитуды. При формировании класса использовались следующие критерии отбора данных для обучения и тестирования сети: (1) – возникновение незначительных вспышек на Солнце, направленных на Землю; (2) – наличие слабых возмущений в магнитосфере (К-индекс геомагнитной активности имел значения в диапазоне 3 – 4 [27]).
3. «Возмущенный» класс – наличие спорадических эффектов большой амплитуды. При формировании класса использовались следующие критерии отбора данных для обучения и тестирования сети: (1) – поступление в окрестность Земли возмущенных высокоскоростных потоков солнечного ветра и/или связанной с ними ударной волны; (2) – возникновение магнитной бури и наличие сильных возмущений в магнитосфере (К-индекс геомагнитной  $\geq 5$  [27]).

Общая схема решения задачи представлена на рис.1.

В таблице 1 представлены результаты применения метода в периоды повышенной солнечной активности и магнитных бурь. В экспериментах использовались минутные данные нейтронных мониторов станции Kingston, Апатиты, Москва, и Новосибирск [28], анализировались периоды сильных и умеренных магнитных бурь за период 2015 – 2019 гг. При построении обучающей выборки отбор данных для каждого введенного класса (см. п. 1-3)

основывался на анализе показателей геомагнитной активности – использовались А, К и Dst индексы [29].

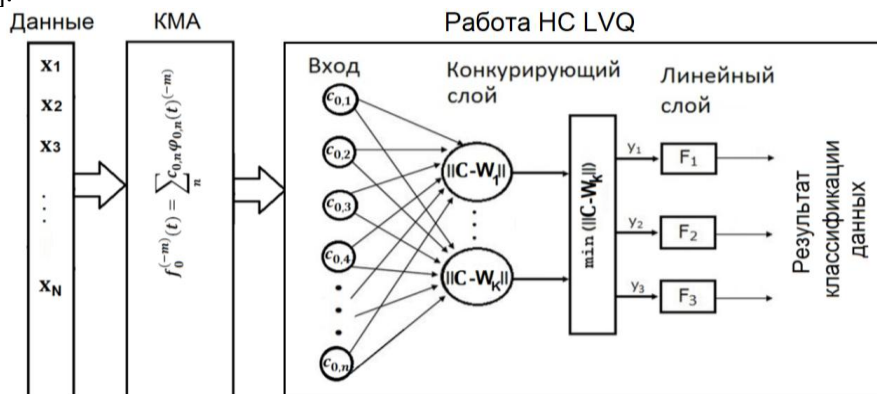


Рисунок 1. Схема решения задачи.

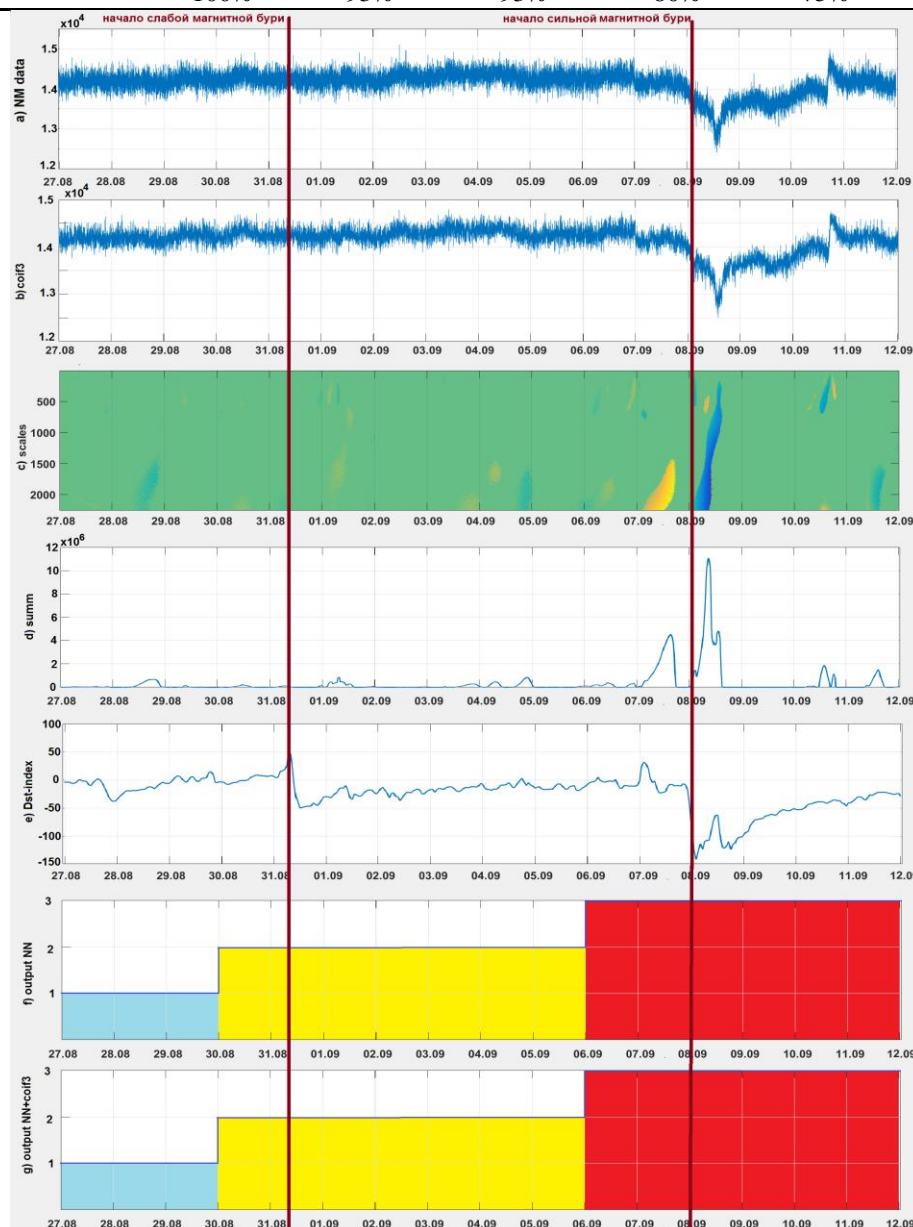
Класс «спокойный» формировался из данных за временные интервалы, в которые А-индекс имел значения  $<7$ , К-индекс имел значения  $<3$ , Dst-индекс в пределах  $\pm 4$ . Класс «слабовозмущенный» формировался из данных за временные интервалы, в которые А-индекс  $< 18$ , К-индекс  $< 5$ , Dst-индекс в пределах  $\pm 15$ . Класс «возмущенный» включал временные интервалы, в которые А-индекс  $>18$ , К-индекс  $>5$ , Dst-индекс за пределами  $\pm 15$ . Для обучения сетей использовалось 20 векторов: 10 векторов, геомагнитные индексы которых соответствовали классу «спокойный»; 6 векторов – соответствовали классу «слабовозмущенный»; 4 вектора – соответствовали классу «возмущенный». Для тестирования сетей использовались 78 векторов (данные не использовались при обучении сетей): 30 векторов, геомагнитные индексы которых соответствовали классу «спокойный»; 35 векторов – соответствовали классу «слабовозмущенный»; 13 векторов – соответствовали классу «возмущенный». Кратномасштабные разложения данных выполнялись с использованием вейвлетов Добеши и Койфлеты, выбор которых обоснован в работе [31]. Размерность входных векторов НС, следуя работе [16], соответствовала трем суткам. Кратномасштабные разложения выполнялись до уровня разложения  $m = 1$  [16,30]. Для уменьшения влияния краевого эффекта, выполнялось зеркальное дополнение функции. Результаты с наименьшей погрешностью получены с использованием вейвлетов Добеши порядка 3 и Койфлеты порядка 3. С учетом особенностей динамики космических лучей нейронные сети обучались отдельно для периодов с высокой (2015, 2016 гг.) и низкой (2017 -2019 гг) солнечной активностью (активность Солнца определялась по значениям индексов f10.7 [29]). Представленные в Таблице 1 результаты оценок подтверждают эффективность предлагаемого метода и показывают результативность применения процедуры предобработки данных на основе КМА (соотн. (1)). Сопоставление результатов, полученных для периодов с высокой и низкой солнечной активностью, показывает, что в периоды высокой солнечной активности эффективность метода выше. Результат подтверждает зависимость динамики космических лучей от уровня солнечной активности и свидетельствует о более сложном разделении пространств классов в периоды низкой солнечной активности. Поскольку мерой возмущенности потока ГКЛ является амплитуда отклонения вариаций от характерного уровня [15] и разделение признаков основано на операции (3), очевидно, в периоды низкой солнечной активности шкалы амплитуд вариаций КЛ каждого класса имеют меньший размах. Для повышения эффективности метода, по-видимому, необходимо в дальнейшем увеличить число анализируемых станций с дополнением данных за периоды низкой активности Солнца, к которым, например, относятся 2006 -2010 гг.

На рис. 2 представлены результаты обработки данных космических лучей в период сильной магнитной бури, произошедшей 8 сентября 2017 г.. По данным космической погоды [28] накануне бури 27-28 августа скорость солнечного ветра (ССВ) варьировала в пределах  $v=350\pm 50$  км/сек, южная компонента межпланетного магнитного поля (ММП) флуктуировала

от  $B_z = \pm 3$  nT до  $B_z = \pm 7$  nT. Далее 29 августа флуктуации южной компоненты усилились до  $B_z = \pm 9$  nT.

**Таблица 1.** Результаты работы нейронных сетей.

Входные данные НС	LVQ1 (высокая активность)	(высокая солнечная активность)	солнечная	LVQ2 (низкая активность)	(низкая солнечная активность)	солнечная
Исходные данные	1 класс	2 класс	3 класс	1 класс	2 класс	3 класс
db3_1	100%	80%	93%	73%	75%	67%
coif3_1	100%	87%	93%	-	-	-
coif3_1	100%	93%	93%	80%	75%	83%



**Рисунок 2.** а) данные НМ (Моусон) за 27 августа – 12 сентября 2017г., б) данные НМ с применением функции Койфлет 3, разложение до уровня  $m=1$ , в) результат применения порогового алгоритма (см. Приложение А) положительные аномалии выделены желтым, отрицательные – синим, д) интенсивность выделенных аномальных изменения по результатам порогового алгоритма (см. Приложение А), е) данные Dst-индекса, ф) результаты работы нейронной сети LVQ, г) результаты работы нейронной сети LVQ с предобработкой сигнала на основе КМА, использовался вейвлет Койфлет3.

В начале суток 31 августа пришел ускоренный поток от обширной корональной дыры, скорость солнечного ветра в течение суток 31 августа увеличилась до 719 км/сек, флуктуации южной компоненты ММП усилились до  $V_z = \pm 19$  нТ. В течение 1 и 2 сентября ССВ оставалась в пределах  $v = 600 \pm 100$  км/сек, максимальные флуктуации южной компоненты ММП  $V_z = \pm 8$  нТ. К середине суток 5 сентября ССВ увеличилась до 600 км/сек, затем до конца периода уменьшилась до 450 км/сек, флуктуации южной компоненты  $V_z = \pm 3$  нТ. Из-за прихода ускоренного потока от корональной дыры (пересекла центральный меридиан 5 сентября) ССВ в течение суток 7 сентября увеличилась до 670 км/сек, флуктуации южной компоненты ММП усилились до  $V_z = \pm 10$  нТ. В начале суток 8 сентября пришел ускоренный поток от выброса корональной массы (6 сентября - вспышка X9.3 в группе 2673), ССВ резко увеличилась до 847 км/сек, флуктуации южной компоненты ММП усилились до  $V_z = \pm 32$  нТ. В течение суток 9, 10 и 11 сентября ССВ уменьшилась от 600 до 300 км/сек, флуктуации южной компоненты ММП уменьшились до  $V_z = \pm 4$  нТ. В 19.54 UT 12 сентября пришел ускоренный поток от выброса корональной массы, ССВ к концу суток увеличилась до 652 км/сек, флуктуации южной компоненты ММП усилились до  $V_z = \pm 10$  нТ. Результаты работы НС (рис. 2 f, g) по данным высокоширотной станции Моусон (широта: -67.60S, долгота: 62.88E) показывают, что накануне магнитной бури 30 августа состояние потока КЛ изменилось и возникли спорадические эффекты малой амплитуды («слабовозмущенный» класс). Сопоставление результатов НС с данными Dst-индекса показывает, что период изменения состояния КЛ совпадает с периодом возрастания флуктуаций Dst-индекса, что подтверждает правильность решения сети. Результаты работы сети в преддверии магнитной бури (за 48 ч) 6 сентября показали возникновение спорадических эффектов большой амплитуды («возмущенный» класс). Анализ результатов порогового алгоритма (рис. 2 с, d, алгоритм описан в Приложении) показывает, что 7 сентября в динамике КЛ наблюдались аномальные изменения высокой интенсивности, за несколько часов до начала магнитной бури интенсивность аномальных изменений существенно возросла и оставалась высокой в период начальной и основной фаз магнитной бури. Сопоставление результатов работы НС с данными космической погоды и результатами порогового алгоритма указывает на верность решений сети, и подтверждает эффективность предлагаемого метода.

### 3. Выводы

Предложенный метод анализа данных нейтронных мониторов показал эффективность в задачах обнаружения периодов возникновения спорадических эффектов. Оценка работы нейронных сетей показала их высокую результативность, погрешность метода в период высокой солнечной активности составила менее 7%, в период низкой солнечной активности – менее 25%. Экспериментально подтверждена применимость метода для обнаружения спорадических эффектов малой амплитуды.

Выявлено, что в периоды низкой солнечной активности амплитуды флуктуаций КЛ имеют меньший размах, что усложняет задачу классификации данных в эти периоды. С целью повышения эффективности метода в дальнейшем планируется расширение спектра анализируемых станций регистрации данных космических лучей и увеличение статистического материала.

### 4. Благодарности

Работа выполнена в рамках ГЗ по теме «Динамика физических процессов в активных зонах ближнего космоса и геосфер» (2018-2020) № гос. регистрации АААА-А17-117080110043-4. Авторы выражают благодарность институтам, выполняющим поддержку станций нейтронных мониторов, которые использовались в работе.

### 5. Приложение А

Алгоритм выделения аномалий в динамике космических лучей и оценки их интенсивности [15, 21].

Шаг1. Выполнение непрерывного вейвлет-преобразования

$$(W_{\Psi}f_{b,s}) := |s|^{-\frac{1}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)\Psi\left(\frac{t-b}{s}\right) dt, f \in L^2(R), s, b \in R, s \neq 0$$

Шаг 2. Применение пороговой функции  $P_{T_s}$ :

$$P_{T_s}(W_{\Psi}f_{b,s}) = \begin{cases} W_{\Psi}f_{b,s}, & \text{если } (W_{\Psi}f_{b,s} - W_{\Psi}f_{b,s}^{med,l}) \geq T_s^l \\ 0, & \text{если } |W_{\Psi}f_{b,s} - W_{\Psi}f_{b,s}^{med,l}| < T_s^l \\ -W_{\Psi}f_{b,s}, & \text{если } (W_{\Psi}f_{b,s} - W_{\Psi}f_{b,s}^{med,l}) < -T_s^l \end{cases}$$

где  $W_{\Psi}f_{b,s}^{med,l}$  – медианное значение, рассчитанное в скользящем временном окне длины  $l$ .

$T_s^l = U * \sigma_s^l$  – порог,  $\sigma_s^l = \sqrt{\left(\frac{1}{l} - 1 \sum_{k=1}^l (W_{\Psi}f_{b,s} - \overline{W_{\Psi}f_{b,s}})^2\right)}$  – стандартное отклонение, рассчитанное в скользящем временном окне длины  $l$ ,  $W_{\Psi}f_{b,s}$  – среднее значение,  $U$  – пороговый коэффициент.

Шаг 3. Оценка интенсивности аномалий:  $sum(t) = \sum_s P_{T_s}(W_{\Psi}f_{b,s})$ , которая в случае локального повышения КЛ будет положительной, а в случае локального понижения – отрицательной.

## 6. Литература

- [1] Eroshenko, E.A. The alert signal of GLE of cosmic rays / E.A. Eroshenko, A.V. Belov, O.N. Kryakunova, V.G. Kurt, V.G. Yanke, 2009.
- [2] Forbush, S.E. On cosmic ray effects associated with magnetic storms // Eos, Trans Am Geophys Union. – 1938. – Vol. 19. – P. 193. DOI: 10.1029/TR019i001p00193-1.
- [3] База данных реального времени для измерений Нейтронного монитора высокого разрешения [Электронный ресурс]. – Режим доступа: www.nmdb.eu (01.12.2019).
- [4] Ni, S. Interplanetary coronal mass ejection induced forbush decrease event: a simulation study with one-dimensional stochastic differential method / S. Ni, B.H. Gu // Acta Physics Sinica. – 2017. – Vol. 66(13). – P. 1-8. DOI: 10.7498/aps.66.139601.
- [5] Mishev, A. Application of a full chain analysis using neutron monitor data for space weather studies / A. Mishev, I. Usoskin, 2016.
- [6] Vipindas, V. Periodicity analysis of galactic cosmic rays using Fourier, Hilbert, and higher-order spectral methods / V. Vipindas, S. Gopinath, T.E. Girish // Astrophys Space Sci. – 2016. – Vol. 361. DOI: 10.1007/s10509-016-2719-y.
- [7] Livada, M. Galactic cosmic ray spectral index: the case of Forbush decreases of March / M. Livada, H. Mavromichalaki, C. Plainaki // Astrophys Space Sci. – 2018. – Vol. 363(8). DOI: 10.1007/s10509-017-3230-9.
- [9] Kota, J. The role of corotating interaction regions in cosmic-ray modulation / J. Kota, J.R. Jokipii // Geophys. Res. Lett. – 1991. – Vol. 18. – P. 1797-1800.
- [10] 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.
- [11] Шимелевич, М.И. Применение метода нейронных сетей для аппроксимации обратных операторов в задачах электромагнитных зондирований / М.И. Шимелевич, Е.А. Оборнев // Изв. вузов Геология и разведка. – 1999. – Т. 2. – С. 102-106.
- [12] Балдин, Н.П. Исследование сходимости при прогнозировании нейронными сетями с обратной связью // Машинное обучение и анализ данных. – 2011. – Т. 1, № 1. – С. 61-76.
- [13] Головкин, В.А. Нейронные сети: обучение, организация и применение – М.: ИПРЖР, 2001.
- [14] Mandrikova, O.V. Methods of Analysis of Geophysical Data during Increased Solar Activity / O.V. Mandrikova, Yu.A. Polozov, I.S. Solovev, N.V. Fetisova (Glushkova), T.L. Zalyaev, M.S. Kupriyanov, A.V. Dmitriev // Pattern recognition and image analysis (advances in mathematical theory and applications). – 2016. – Vol. 26(2). – P. 406-418, DOI: 10.1134/S1054661816020103.

- [15] Мандрикова, О.В. Анализ динамики космических лучей на основе нейронных сетей / О.В. Мандрикова, Т.Л. Заляев, Б.С. Мандрикова, М.С. Куприянов // Международная конференция по мягким вычислениям и измерениям, 2018.
- [16] Mandrikova, O.V. Method of analysis of cosmic ray data based on neural networks of LVQ / O.V. Mandrikova, V.V. Geppener, B.S. Mandrikova // Journal of Physics: Conference Series (JPCS). – 2019. – Vol. 2. – P. 1368. DOI: 10.1088/1742-6596/1368/5/052026.
- [17] Chui, C.K. An introduction in wavelets – New York: Academic Press, 1992. – 264 p.
- [18] Mallat, S. A wavelet tour of signal processing – London: Academic Press, 1999. – 620 p.
- [19] Mandrikova, O.V. Automatic method for estimation of geomagnetic field state / O.V. Mandrikova, E.A. Zhizhikina // Computer Optics. – 2015. – Vol. 39(3). – P. 420-428. DOI: 10.18287/0134-2452-2015-39-3-420-428.
- [20] 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(1). DOI: 10.1186/s40623-014-0148-0.
- [21] Mandrikova, O. Analysis of the dynamics of ionospheric parameters during periods of increased solar activity and magnetic storms / O. Mandrikova, Yu. Polozov, N. Fetisova, T. Zalyaev // Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics. – 2018. – Vol. 181. – P. 116-126. DOI: 10.1016/j.jastp.2018.10.019.
- [22] Mandrikova, O. Method of ionospheric data analysis based on a combination of wavelet transform and neural networks / O. Mandrikova, Yu. Polozov, V. Geppener // Procedia Engineering. – 2017. – Vol. 201. – P. 756-766. DOI: 10.1016/j.proeng.2017.09.622.
- [23] Буриков, С.А. Решение обратных задач спектроскопии комбинационного рассеяния водных растворов солей с применением вейвлет-нейронных сетей / С.А. Буриков, А.О. Ефиторов, Т.А. Доленко, В.Р. Широкий, С.А. Доленко // Сибирский физический журнал. – 2018. – Т. 13, № 3. – С. 101-109.
- [24] Hammer, B. Generalized relevance learning vector quantization / B. Hammer, T. Villmann // Neural Networks. – 2002. – Vol. 15. – P. 1059-1068.
- [25] Kohonen, T. Self-organizing maps – Berlin; Heidelberg; New York; Barcelona; Hong Kong; London; Milan; Paris; Singapore; Tokyo: Springer, 2001. – 501 p.
- [26] Bertin, E. Voronoi pyramids controlled by Hopfield neural networks / E. Bertin, H. Bischof, P. Bertolino // Comput. Vision Image Understand. – 1996. – Vol. 63(3). – P. 462-475.
- [27] Индексы геомагнитной активности [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://geobrk.adm.yar.ru/database/indices/index?lang=ru> (11.11.2019).
- [28] Прогноз космической погоды по данным Института прикладной геофизики имени академика Е. К. Федорова [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://ipg.geospace.ru> (01.12.2019).
- [29] NASA Interface to produce plots, listings or output files from OMNI 2 [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://omniweb.gsfc.nasa.gov/form/dx1.html> (11.11.2019).
- [30] Mandrikova, O.V. Analysis of cosmic ray dynamics and ionospheric parameters during increased solar activity and magnetic storms / O.V. Mandrikova, Yu.A. Polozov, B.S. Mandrikova // E3S Web of Conferences. – 2019. – Vol. 127. – P. 02002. DOI: 10.1051/e3sconf/201912702002.
- [31] Геппенер, В.В. Автоматизированный метод анализа данных космических лучей и выделения спорадических эффектов / В.В. Геппенер, Б.С. Мандрикова // Математические методы распознавания образов, тезисы докладов 19-й Всероссийской конференции, 2019. – С. 340-343.



# Analysis of cosmic ray variations according to the global network of neutron monitors

V.V. Geppener<sup>1</sup>, B.S. Mandrikova<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>The First Electrotechnical University, Professora Popova street 5, St. Petersburg, Russia, 197022

<sup>2</sup>Institute of Cosmophysical Research and Radio Wave Propagation FEB RAS, Mirnaya street 7, Paratunka, Kamchatka region, Russia, 684034

**Abstract.** An automated method for analyzing cosmic ray data and detecting periods of occurrence of sporadic effects is described. The method is based on the combined use of wavelet transform and neural networks of vector quantization. The paper presents the results of applying the method during periods of increased solar activity and magnetic storms. The effectiveness of the method for detecting sporadic effects preceding strong magnetic storms has been experimentally confirmed. The possibility of implementing the method in an on-line mode is shown.