## Анализ данных нейтронных мониторов и выделение спорадических эффектов на основе нейронных сетей и вейвлет-преобразования<sup>\*</sup>

O.B. Мандрикова<sup>1</sup>, Т.Л. Заляев<sup>1</sup>, В. В Геппенер<sup>2</sup>, Б. С. Мандрикова<sup>1,2</sup> oksanam1@mail.ru; tim.aka.geralt@mail.ru; geppener@mail.ru; 555bs5@mail.ru

<sup>1</sup>Институт космофизических исследований и распространения радиоволн ДВО РАН, Паратунка, Камчатский край,Российская Федерация; <sup>2</sup>Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина), Санкт-Петербург

Предложен автоматизированный метод анализа данных космических лучей и выделения спорадических эффектов. Метод основан на применении нейронных сетей и вейвлетпреобразования. Используются нейронные сети векторного квантования и многослойный персептрон. На основе метода по данным мировой сети нейтронных мониторов изучена динамика вариаций космических лучей и определены признаки возникновения спорадических эффектов. Показана эффективность применения нейронных сетей векторного квантования для задачи классификации данных нейтронных мониторов. Приведен способ аппроксимации временного хода космических лучей на основе многослойного персептрона и быстрых вейвлет-разложений. Описан вычислительный алгоритм детального анализа данных нейтронных мониторов и выделения разномасштабных спорадических эффектов, основанный на непрерывном вейвлет-преобразовании. Результаты исследования представляют интерес в задачах прогноза космической погоды.

Ключевые слова: нейронные сети; вейвлет-преобразования; космические лучи; Форбуш-эффекты; магнитные бури

**DOI:** 10.21469/22233792.4.4.03

### 1 Введение

Изучение данных космических лучей представляет интерес в задачах солнечно-земной физики и прикладных исследованиях, связанных с космической погодой. Изменение условий на Солнце, в солнечном ветре, магнитосфере и ионосфере Земли существенно влияет на работу и надежность бортовых и наземных технологических систем, и может угрожать здоровью и жизни людей. В настоящее время задача оперативного и точного прогноза космической погоды не решена 1–3. Для оперативного прогнозирования космической погоды весьма важно 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). Форбуш-эффекты [4] представляют собой аномальные изменения — повышения и понижения интенсивности космических лучей (около 50% в межпланетном пространстве и до 25 – 30% — на поверхности Земли), которые обычно связаны с сильными магнитными бурями. Наземные возрастания солнечных космических лучей представляют серьезную угрозу здоровью и жизни людей [5].

Для изучения динамики космических лучей используют космические и наземные данные мировой сети нейтронных мониторов [6]. Регистрируемые вариации космических лучей представляют собой сложную нелинейную зависимость. На поверхности Земли интенсивность космических лучей зависит от температуры, давления воздуха, широты пункта

<sup>\*</sup>Исследование выполнено при финансовой поддержке гранта РН $\Phi$  No 14-11-00194-П.

наблюдения и состояния геомагнитного поля, электромагнитной обстановки в Солнечной системе и физических условий в Галактике [7]. Амплитуда вариаций первичных космических лучей зависит от энергии частиц и напряжённости межпланетных магнитных полей [7]. Существующие методы анализа данных нейтронных мониторов не являются достаточно эффективными. Современные методы, например, метод кольца станций [8–10], позволяют с приемлемой точностью определять основные характеристики вариаций космических лучей. Однако эти методы требуют трудоемких расчетов и их автоматизация не реализована. Использующие традиционную процедуру сглаживания методы [11, 12] и спектральные методы [13, 14] ведут к потере и искажению части важной информации.

В результате искажения информации, полученные характеристики аномалий в вариациях космических лучей могут оказаться как завышенными, так и заниженными, а так же могут быть потеряны Форбуш-эффекты малой амплитуды [15].

Учитывая неполные знания о процессах в околоземном пространстве и, как следствие, о внутренней структуре регистрируемых данных, в работе для анализа вариаций КЛ предложено использовать аппарат нейронных сетей (НС). Известно, что НС способны аппроксимировать сложные нелинейные зависимости данных без полного априорного знания о внутренних связях и зависимостях [16–21]. Также большим преимуществом нейронных сетей является возможность численной реализации разработанных на их основе алгоритмов [16,22]. Данный математический аппарата был взят за основу для построения метода обработки и анализа данных галактических космических лучей (ГКЛ). Рассматриваемый в работе подход впервые предложен для анализа космических лучей в работе [22]. В данной статье рассмотрены различные архитектуры нейронных сетей и показана их эффективность применительно к задаче выделения спорадических эффектов. С целью аппроксимации временного хода данных космических лучей применен многослойный персептрон совместно с быстрыми вейвлет-разложениями (используется КМА [23, 24], подробно подход описан в работе [25]). Показано, что применение данного подхода позволяет выделить и оценить крупномасштабные спорадические эффекты. С учётом сложной разномасштабной структуры спорадических эффектов в работе для их обнаружения и детального анализа используется разработанный авторами вычислительный алгоритм [26], основанный на применении непрерывного вейвлет-преобразования. В статье показано, что применение данного алгоритма позволяет выделять спорадические эффекты малой амплитуды и оценивать их характеристики. Также в работе рассмотрены нейронные сети векторного квантования и показана их эффективность для задачи классификации данных нейтронных мониторов и автоматического обнаружения аномальных изменений интенсивности потока ГКЛ.

#### 2 Описание метода

# 2.1 Классификация данных нейтронных мониторов на основе нейронных сетей векторного квантования (LVQ)

**2.1.1 Архитектура и принцип работы нейронной сети.** Нейронная сеть LVQ состоит из 2-х слоев. Используемая в работе архитектура представлена на рис. 1 [27]. Первый слой является слоем Кохонена (конкурирующий слой [27, 28]), второй слой – линейный и формируется на этапе обучения НС: определяется соответствие между номерами нейронов 1-го слоя (кластерами) *j* и соответствующими классами *k* [29]:

$$C = \sum_{k} w_{kj} x_j.$$

Кластеризация входных векторов на заданное число классов выполняется по евклидовой метрике:

$$d(X, W_j) = \sqrt{\sum_{i=1}^{m} (x_i - w_{ji})^2} = ||X - W_j||$$

где X — вектор входов;  $W_j$  — вектор весов нейрона j конкурирующего слоя, m — размерность вектора входа.



Рис. 1 Структура нейронной сети LVQ

В процессе работы нейронной сети в первом слое на основе оценки

$$d_{\min}(X, W_j) = \min_j(||X - W_j||) = \min_j\left(\sqrt{\sum_{i=1}^m (x_i - w_{ji})^2}\right)$$

определяется нейрон-победитель, который устанавливает принадлежность входного вектора X классу, связанному с данным нейроном (кластером). Выходной вектор HC имеет размерность, равную числу классов k (в работе k = 3, описание классов приведено ниже в п. 1.2). В случае правильно обученной HC один элемент выходного вектора равен 1, остальные – нулю. Таким образом, HC позволяет решить задачу принадлежности входного вектора одному из априори известных классов.

**2.1.2 Определение классов нейронной сети и построение обучающей выбор**ки. В работе определены следующие 3 класса НС [30, 31]:

- 1. «Спокойный» класс отсутствие спорадических эффектов. «Спокойный» класс характеризуется: (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 (индекс геомагнитной активности K имеет значения  $\leq 2$ ).
- 2. «Слабовозмущенный» класс наличие спорадических эффектов малой амплитуды. «Слабовозмущенный» класс характеризуется: (1) — возникновение незначительных

вспышек на Солнце, направленных на Землю; (2) — наличие слабых возмущений в магнитосфере (индекс геомагнитной активности K имеет значения 3, 4).

3. «Возмущенный» класс — наличие спорадических эффектов большой амплитуды. «Возмущенный» класс характеризуется: (1) — поступление в окрестность Земли возмущённых высокоскоростных потоков солнечного ветра и связанной с ними ударной волны; (2) — возникновение магнитной бури и наличие сильных возмущений в магнитосфере (индекс геомагнитной активности K (К-индекс) имеет значения ≥ 5).

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. Класс «спокойный» формировался из данных за временные интервалы, в которые А-индекс имел значения < 7, К-индекс имел значения < 3, Dst-индекс в пределах ±4. Класс «слабовозмущенный» формировался из данных за временные интервалы, в которые А-индекс < 18, К-индекс < 5, Dst-индекс в пределах ±8. Класс «возмущенный» включал временные интервалы, за которые А-индекс < 18, К-индекс < 5, Dst-индекс в пределах ±8. Класс «возмущенный» включал временные интервалы, за которые А-индекс > 5, Dst-индекс за пределами ±8. На рис. 2, в качестве примера, представлены значения К-индекса и вейвлет-спектр данных ГКЛ за сентябрь 2015 г. Анализ вейвлет-спектра на рис. 2 показывает, что в период повышенной геомагнитной активности 8 – 9 сентября амплитуда вариаций ГКЛ существенно возрастает (характеризует возникновение спорадического эффекта в ГКЛ), а во время спокойной геомагнитной обстановки 24 – 25 сентября диапазон вариаций КЛ заметно сужается. Данный результат подтверждает факт возможности использования в качестве признака наличия спорадических эффектов в ГКЛ значений индексов геомагнитной активности.



**Рис. 2** а) вариации космических лучей за сентябрь 2015 г., b) вейвлет-спектр данных ГКЛ, c) данные К-индекса.

**2.1.3 Результаты работы нейронной сети.** В соответствии с принятой архитектурой HC (см. п. 2.1.1) и введенными классами (см. п. 2.1.2) в работе по данным станции Апатиты, Кабардино-Балкария [32], построены нейронные сети, выполняющие классификацию данных нейтронных мониторов на 3 класса – «спокойный», «слабовозмущенный» и «возмущенный». Для обучения и тестирования HC использовались 57 векторов: 25 векторов соответствовали классу «спокойный», 21 вектор — классу «слабовозмущенный» и 11 векторов — классу «возмущенный». Ранее в работах [30,31] использовалась размерность входного вектора, равная двум суткам (X = 2880 отсчетов — минутные данные). Но, по мере расширения статистики, были обнаружены спорадические эффекты, имеющие продолжительность более двух суток. Поэтому размерность входного вектора HC увеличена до трех суток (X = 4320 отсчетов — минутные данные).

С целью оптимизации работы HC выполнялась предобработка данных на основе быстрых вейвлет-разложений (KMA [12, 13]):

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

где  $f_{a,(-l)}(t)$  — аппроксимирующая компонента,  $f_{d,j}$  — детализирующие компоненты,  $f_{a,(-l)}(t) = \sum_{n} c_{-l,n} \varphi_{-l,n}(t), f_{d,j}(t) = \sum_{n} d_{j,n} \Psi_{j,n}, \Psi_{j} = \{\Psi_{j,n}\}_{n \in \mathbb{Z}}$  — вейвлет-базис,  $\varphi_{j} = \{\varphi_{j,n}\}_{n \in \mathbb{Z}}$  — базис, порожденный скейлинг-функцией, j — масштаб.

Целью операции (1) являлось подавление шума, связанного с атмосферными осадками (дождь, снег, град и др.) и погрешностями регистрирующей аппаратуры. На рис. 3 показан результат применения операции (1) для уровней разложения l = 1, 2. Вейвлет-разложения выполнялись с использованием вейвлета Добеши порядка 3, который определен в классе ортонормированных функций путем минимизации погрешности аппроксимации (погрешность оценивалась по алгоритму, описанному в работе [33]). Анализ графиков (рис. 3) показывает существенное подавление шума в результате применения вейвлет-фильтрации. В результате работы построены следующие HC:

- LVQ1 (размерность входного вектора соответствует двум суткам) для обучения использовалось 20 векторов: 10 векторов, геомагнитные индексы которых соответствовали классу «спокойный»; 6 векторов, геомагнитные индексы которых соответствовали классу «слабовозмущенный»; 4 вектора, геомагнитные индексы которых соответствовали классу «возмущенный». Для тестирования сети использовались 37 векторов (данные не использовались при обучении HC): 15 векторов, геомагнитные индексы которых соответствовали классу «спокойный»; 15 векторов, геомагнитные индексы которых соответствовали классу «слабовозмущенный»; 7 векторов, геомагнитные индексы которых соответствовали классу «возмущенный». Успех распознавания класса «спокойный» составил 100%, класса «слабовозмущенный» — 60% (6 векторов определены к классу «спокойный») и класса «возмущенный» — 72% (2 вектора HC определила к классу «слабовозмущенный»).
- 2. LVQ1\_F1 (размерность входного вектора соответствует двум суткам, на вход подавались аппроксимирующие компоненты f<sub>a,(-1)</sub>(t), (см. (1))), для обучения и тестирования HC использовалось такое же число векторов, как для HC LVQ1 (см. п. 1) Успех распознавания класса «спокойный» составил 60% (6 векторов HC определила к классу «слабовозмущенный»), класса «слабовозмущенный» 53% (4 вектора HC определила к классу «возмущенный»), и класса «возмущенный» 72% (2 вектора HC определила к классу «слабовозмущенный»).



**Рис. 3** а) данные нейтронного монитора за 19 – 21 декабря 2015 г.: синий – исходные данные, красный – данные после применения операции (1), 1 уровень разложения; b) данные нейтронного монитора за 19 – 21 декабря 2015 г.: синий – исходные данные, красный – данные после применения операции (1), 2 уровень разложения.

- LVQ2 (размерность входного вектора соответствует трем суткам) для обучения и тестирования НС использовалось такое же число векторов, как для НС LVQ1 (см. п. 1). Успех распознавания класса «спокойный» составил 100%, класса «слабовозмущенный» — 80% (3 вектора определены к классу «спокойный») и класса «возмущенный» – 93% (1 вектор НС определила к классу «слабовозмущенный»).
- 4. LVQ2\_F1 (размерность входного вектора соответствует трем суткам, на вход подавались аппроксимирующие компоненты f<sub>a,(-1)</sub>(t) (см. (1))) для обучения и тестирования НС использовалось такое же число векторов, как для НС LVQ1 (см. п.1). Успех распознавания класса «спокойный» составил 100%, класса «слабовозмущенный» 87% (2 вектора НС определила к классу «спокойный»), и класса «возмущенный» 93% (1 вектор НС определила к классу «слабовозмущенный»).
- 5. LVQ2\_F2 (размерность входного вектора соответствует трем суткам, на вход подавались аппроксимирующие компоненты f<sub>a,(-2)</sub>(t) (см. (1))) для обучения и тестирования НС использовалось такое же число векторов, как для HC LVQ1 (см. п. 1) Успех распознавания класса «спокойный» составил 67% (5 векторов HC определила к классу «слабовозмущенный»), класса «слабовозмущенный» 47% (5 векторов HC определила к классу «возмущенный»), и класса «возмущенный» 71% (1 вектор HC определила к классу «слабовозмущенный»).

Попытка обучить HC LVQ1 (размерность входного вектора соответствует двум суткам) данными, полученными на основе операции (1) для уровня разложения l = 2 (с использованием аппроксимирующих компонент  $f_{a,(-2)}(t)$ ), не была успешной. В таблице 1 представлены результаты работы построенных HC. Анализ результатов таблицы подтверждает эффективность аппарата нейронных сетей векторного квантования для задачи исследования. Сравнение результатов работы HC LVQ1 и HC LVQ2 показывает результативность применения процедуры предобработки данных на основе быстрых вейвлет-разложений (см. (1)).

Входные данные НС	LVQ1			LVQ2		
	1 класс	2 класс	3 класс	1 класс	2 класс	3 класс
Исходные данные	100%	60%	72%	100%	80%	93%
F1	60%	53%	72%	100%	87%	93%
F2	-	-	-	67%	47%	80%

Таблица 1 Результаты работы нейронных сетей

На рис. 4 представлены данные ГКЛ за период 10 – 16 июля 2013 г., вейвлет-спектр данных ГКЛ (получен на основе непрерывного вейвлет-преобразования [33]), Dst-индекс геомагнитной активности и показана работа HC LVQ\_F1. Нейронная сеть LVQ2\_F1 отнесла 12 и 15 июля к «слабовозмущенному» классу, а интервал 13 – 14 июля классифицировала как «возмущенный» (см. рис. 4 d). Анализ космической погоды в этот период показал [34]: 14 июля южная компонента межпланетного магнитного поля (ММП) опустилась до  $B_z = -10nT$ , скорость солнечного ветра с 10 по 12 июля находилась в пределах 400 – 450 км/сек, а в конце суток 12 июля увеличилась до 500 км/сек, к концу периода плавно уменьшилась до 350 км/сек. Анализ вейвлет-спектра на рис. 4 b показывает, что с 12 по 14 июля амплитуда вариаций ГКЛ была большой, что соответствует о возникновении спорадических эффектов в этот период. Сопоставление результатов работы HC с данными космической погоды и вейвлет-спектром ГКЛ подтверждает верность решения нейронной сети LVQ2 F1.



**Рис. 4** а) данные ГКЛ за 10 – 16 июля 2013 г., b) вейвлет-спектр данных ГКЛ, c) данные Dstиндекса, d) результаты работы HC LVQ2\_F1.



**Рис. 5** а) данные ГКЛ за 15 – 20 марта 2015 г., b) вейвлет-спектр данных ГКЛ, c) данные Dstиндекса, d) результаты работы HC LVQ2 F1.

На рис. 5 представлены данные ГКЛ за 15 – 20 марта 2015 г., вейвлет-спектр данных ГКЛ (получен на основе непрерывного вейвлет-преобразования), Dst-индекс геомагнитной активности и показана работа HC LVQ\_F1. Нейронная сеть LVQ2\_F1 отнесла периоды 15 – 16 марта и 19 – 20 марта к «слабовозмущенному» классу, а интервал 17 – 18 марта — к «возмущенному» классу. Анализ космической погоды в этот период показал [34]: 15 марта скорость солнечного ветра флуктуировала на уровне 400 км/сек, а вертикальная компонента ММП изменялась в пределах  $B_z = \pm 9nT$ ; в начале суток 17 марта вертикальная компонента ММП резко опустилась до  $B_z = -22nT$ , скорость солнечного ветра возросла до 500 км/сек, во второй половине суток 17 марта вертикальная компонента ММП опустилась до  $B_z = -28nT$ , скорость солнечного ветра увеличилась до 670 км/сек, и в течение суток 17 марта не опускалась ниже 600 км/сек; в конце суток 18 марта скорость солнечного ветра увеличилась до 800 км/сек, значение южной компоненты ММП опустилось до  $B_z = -5nT$ , 19 – 20 марта скорость изменялась в пределах 500 – 750 км/сек. Анализ вейвлет-спектра на рис. 5 b показывает, что 16 – 17 марта амплитуда вариаций ГКЛ была очень большой, что соответствует о крупных спорадических эффектах в этот период. Сопоставление результатов работы НС с данными космической погоды и вейвлет-спектром ГКЛ подтверждает верность решения нейронной сети LVQ2 F1.

Анализ работы построенных HC также показал, что динамика вторичных космических лучей (регистрируемые наземными станциями) не всегда находит отражение в состоянии магнитосферы, и полученные на основе HC решения, отнесенные к погрешности, не всегда являются неверными. Подтверждение данного факта для HC LVQ1 представлено в работе [31]. Ниже представлен пример, также подтверждающий этот факт.



Рис. 6 a) данные ГКЛ за март 2015 г., b) вейвлет-спектр данных ГКЛ, c) данные A индекса.

#### 2.2 Аппроксимация временного хода данных ГКЛ на основе совмещения КМА и многослойного персептрона

Обработка данных выполнялась на основе следующих операций:

1 На основе КМА [23,24] выполнялось преобразование данных КЛ в виде:

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

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

Уровень разложения m = 5, см. соотн. (2), и используемый вейвлет семейства Койфлеты порядка 3 в работе определялись путем минимизации погрешности экстраполяции на основе HC, оценки погрешности приведены в работе [25].

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

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

где  $f_{a,(-5)}$  — вход HC,  $\overline{f_{a,(-5)}}$  — выход HC. Ошибка HC3 в момент времени t определяется как  $e(t) = f_{a,(-5)} - \overline{f_{a,(-5)}}$ . Внутренняя структура HC определялась адаптивным способом, описанным в работе [35]. Длина входного вектора HC3 определялась на основе минимизации погрешности экстраполяции (оценки приведены в работе [25]) и равна  $\gamma_0 = 6$  отсчетам.

Построенная НС выполняет отображение входных данных вида:

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

где  $\Phi_{sigm}(n) = \frac{1}{1+e^{-\alpha\lambda(n)}}$  — сигмоидальная функция активации,  $\omega_{jk}$  — весовые коэффициенты 1-го скрытого слоя,  $\omega_{ij}$  — весовые коэффициенты 2-го скрытого слоя,  $\alpha_i$  — весовые коэффициенты выходного нейрона,  $\beta_k$  — пороговые коэффициенты 1-го скрытого слоя,  $\beta_j$  — пороговые коэффициенты второго скрытого слоя, пороговый коэффициент выходного нейрона,  $\gamma_1$  и  $\gamma_2$  — число нейронов 1-го и 2-го слоев.

Выделение спорадических эффектов выполнялось на основе проверки условия (предполагается, что в период аномальных изменений ошибки обученной HC возрастут):

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

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

На основе описанных выше операций 1 и 2 построены HC для станций Апатиты (Кабардино-Балкария) и Кингстон (Австралия). Обучающие множества для HC формировались из данных за периоды спокойной геомагнитной обстановки, общей длительностью не менее 15 суток (21600 отсчётов). Обучение HC выполнялось на основе алгоритма Левенберга-Марквардта [16]. Результаты оценки порогов T для построенных HC показали: для станции Апатиты T = 0.00009, для станции Кингстон T = 0.00095.

Для выделения и оценки параметров спорадических эффектов использовался *алгоритм* 1:

- 1. Выполняем оценку ошибок HC:  $e(n) = \overline{\overline{r_n}} r_n$ , где  $r_n$  реальное значение функции в момент времени t = n,  $\overline{\overline{r_n}}$  экстраполированное значение.
- Проверяем условие (3): если |e(t<sub>0</sub>)| ≥ T, то t<sub>0</sub> момент возникновения спорадический особенности.
- 3. Оцениваем временную длительность выделенной спорадической особенности:  $L_{sp} = t_1 t_0$ , где  $t_1 = \min(t > t_0; |e(t)| < T)$ .
- 4. Оцениваем относительную амплитуду выделенной спорадический особенности  $A_{sp} = \max_{t_0 < t < t_1} (e(t)).$

# 2.3 Алгоритм выделения и оценки разномасштабных спорадических эффектов на основе непрерывного вейвлет-преобразования

Выделение разномасштабных спорадических особенностей выполнялось на основе *ал-горитма 2*:

1. Выполняем непрерывное вейвлет-преобразование функции:

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

2. Применялась пороговая функциия  $P_{T_s}$ :

$$P_{T_s}(W_{\Psi}f_{b,s}) = \begin{cases} W_{\Psi}f_{b,s}, \text{ если } (W_{\Psi}f_{b,s} - W_{\Psi}f_{b,s}^{\text{med},l}) \ge T_s \\ 0, \text{ если } |W_{\Psi}f_{b,s} - W_{\Psi}f_{b,s}^{\text{med},l}| < T_s \\ -W_{\Psi}f_{b,s}, \text{ если } (W_{\Psi}f_{b,s} - W_{\Psi}f_{b,s}^{\text{med},l}) < -T_s \end{cases}$$
(5)

де  $W_{\Psi}f_{b,s}^{\text{med},l}$  — медианное значение, рассчитанное в скользящем временном окне длины  $l. T_s = U * St_s^l$  — пороговая функция,  $St_s^l = \sqrt{\frac{1}{l-1}\sum_{k=1}^l (W_{\Psi}f_{b,s} - \overline{W_{\Psi}f_{b,s}})^2}$  — стандартное отклонение, рассчитанное в скользящем временном окне длины  $l, \overline{W_{\Psi}f_{b,a}}$  – среднее значение, U — пороговый коэффициент.

3. Для оценки интенсивности аномалии в момент времени t = n использовалась величина

$$Y_{b}(t) = \sum_{s} P_{T_{s}}(W_{\Psi}f_{b,s}),$$
(6)

которая в случае локального повышения интенсивности будет положительной, а в случае локального понижения – отрицательной.

Результаты экспериментов. Ниже представлены результаты экспериментов, полученные на основе применения операций, описанных в п. 2, 3. На рис. 7 показаны результаты обработки данных нейтронного монитора станции Кингстон (Австралия, 42,53 ЮШ 147.2 ВД) в период сильной магнитной бури 17 марта 2015 г. Источником данной магнитной бури была солнечная вспышка от 15 марта 2015 г. и порожденное ей СМЕ [34]. Ударная волна подошла к Земле в начале суток 17 марта. В этот период наблюдаются отрицательные значения Вz компоненты межпланетного магнитного поля (ММП) (до значений -28nT), а скорость солнечного ветра возросла до 620 км/сек (рис. 7 е, f). Указанные факторы привели к возникновению магнитной бури класса G4 [34]. Результаты обработки данных нейтронного монитора показывают накануне бури (в середине суток 16 марта) возникновение положительной аномалии (возрастания интенсивности вторичных ГКЛ, использовалась операция (4)), продолжительность которой составляла около 4 часов, с максимумом интенсивности (операция (5)) около 14:00 UT 16 марта (рис. 7 с, d). В период главной фазы магнитной бури в ГКЛ возникла отрицательная аномалия (отрицательная аномалия на рис. 7 с, d; возрастание ошибок HC на рис. 7 b), свидетельствующая о возникновении эффекта Форбуш-понижения. Длительность возникшего эффекта Форбуш-понижения составила 49 часов (см. алгоритм 1, рис. 7 b), далее наблюдается восстановление уровня ГКЛ (положительная аномалия на см. рис. 7 с, d).



Рис. 7 Результаты обработки данных нейтронного монитора станции Кингстон за период 15.03.2015 - 20.03.2015: а) данные нейтронного монитора; b) вектор ошибок HC, c) выделенные положительные (красным) и отрицательные (синим) аномальные особенности; d) интенсивность выделенных положительных (красным) и отрицательных (синим) аномальных особенностей; e) скорость солнечного ветра; f) $B_z$  компонента ММП.

На рис. 8 показаны результаты обработки данных нейтронного монитора станции Апатиты (Кабардино-Балкария, 67.34 N 33.23 E) в период магнитной бури класса G5 [34] от 22 июня 2015 года. Магнитная буря явилась результатом прихода к Земле ряда СМЕ от вспышек 19, 20 и 21 июня [34]. Скорость солнечного ветра примерно в 18:00 UT 22 июня резко возросла до 700 км/сек (рис. 8 e). В этот период наблюдались флуктуации вертикальной компоненты ММП до значений  $Bz = \pm 40$  (рис. 8 f). Анализ данных нейтронного монитора показывает, что за 14 часов до начала магнитной бури наблюдается повышение интенсивности ГКЛ со смещением в область высоких частот (операция (5), рис. 8 с, d). В период начальной фазы магнитной бури уровень ГКЛ начал понижаться (отрицательная аномалия на рис. 8 с, d) Во время главной фазы бури наблюдается возникновение глубокого ( $A_{sp} = 7\%$ ,см. алгоритм 1) и длительного ( $L_{sp} = 48$  часов, алгоритм 1) эффекта Форбуш-понижения (возрастание ошибок НС (операция (3)), рис. 8 b). В период восстановления уровня ГКЛ 25 июня 2015 г. возникла магнитная буря класса G4, вызванная СМЕ от вспышки 22 июня [34], что, как показывают результаты обработки, привело к дальнейшему понижению уровня ГКЛ (существенное возрастание ошибок HC, рис. 8 b). Второе Форбуш-понижение имело максимальную амплитуду A = 9% и длительность  $L_{sp} = 42$  часа (алгоритм 1, рис. 8 b). Восстановление уровня ГКЛ началось в середине суток 26 июня (положительная аномалия на см. рис. 8 с, d).



Рис. 8 Результаты обработки данных нейтронного монитора станции Апатиты за период 19.06.2015 - 27.06.2015: а) данные нейтронного монитора; b) вектор ошибок HC; c) выделенные положительные (красным) и отрицательные (синим) аномальные особенности; d) интенсивность выделенных положительных (красным) и отрицательных (синим) аномальных особенностей; e) скорость солнечного ветра; f) $B_z$  компонента ММП.

### 3 Заключение

Результаты применения нейронных сетей различной архитектуры показали перспективность использования данного аппарата для анализа данных галактических космических лучей и обнаружения спорадических эффектов. Детальный анализ работы нейронной сети векторного квантования показал, что динамика вторичных космических лучей не всегда находит отражение в состоянии магнитосферы. В этом случае использование данного аппарата позволило получить новые знания об исследуемом процессе, что представляет интерес в области солнечно-земной физики и подтверждает эффективность предлагаемого подхода. Преимуществом разработанного метода также является возможность его автоматической реализации, что важно для задач оперативного прогноза космической погоды. Результаты работы нейронной сети Многослойный персептрон, используемой для аппроксимации временного хода данных ГКЛ, показали эффективность ее применения для выделения и оценки параметров продолжительных Форбуш-эффектов. Данная нейронная сеть позволяет с высокой точностью оценить моменты возникновения и длительность спорадических эффектов. Анализ результатов, полученных на основе алгоритма детального анализа данных нейтронных мониторов и выделения разномасштабных спорадических эффектов, показал его эффективность в выделении локальных понижений и повышений интенсивности ГКЛ. В будущем авторы планируют продолжить исследование по данному направлению с привлечением более широкого спектра станций регистрации данных ГКЛ и увеличением статистического материала.

### Литература

- Dorman L.I.2004. Cosmic rays in the earth's atmosphere and underground. Kluwer Academic Publishers. 855 p.
- Storini M. 1990. Galactic cosmic-ray modulation and solar-terrestrial relationships. Il Nuovo Cimento C, 13(1):103-124. doi: http://dx.doi.org/10.1007/BF02515780
- [3] Toptygin I.N. 1986. Cosmic rays in interplanetary magnetic fields. Dordrecht, Holland: D. Reidel, 300 p.
- [4] Forbush S.E. 1938. On cosmic ray effects associated with magnetic storms. Eos, Trans Am Geophys Union. 19:193-193. doi: http://dx.doi.org/10.1029/TR019i001p00193-1.
- [5] Eroshenko E.A., Belov A.V., Kryakunova O.N., Kurt V.G., Yanke V.G. The alert signal of GLE of cosmic rays //In proceedings of the 31st ICRC,Lodz, 2009.
- [6] Neutron monitor database. www.nmdb.eu
- Belov, A. V., M. A. Abunina, A. A. Abunin, E. A. Eroshenko, V. A. Oleneva, and V. G. Yanke. 2017. Cosmic-Ray Vector Anisotropy and Local Characteristics of the Interplanetary Medium. Geomagnetism and Aeronomy 57 (4): 389–97. doi: http://dx.doi.org/10.1134/S0016793217040028
- [8] A.V. Belov., J.W. Bieber, E.A. Eroshenko, P. Evenson, R. Pyle, V.G. Yanke 2003. Cosmic ray anisotropy before and during the passage of major solar wind disturbances. Adv. Space Res. 31(4):919-924.doi: http://dx.doi.org/10.1016/S0273-1177(02)00803-7.
- [9] Grigoryev, V. G., and S. A. Starodubtsev. 2015. Global Survey Method in Real Time and Space Weather Forecasting. Bulletin of the Russian Academy of Sciences: Physics 79 (5): 649–53. doi: http://dx.doi.org/10.3103/S1062873815050226
- [10] Dorman L.I. 2004. Experimental Basis of Cosmic Ray Research. Astrophysics and Space Science Library. Netherlands:Springer. P. 201–286.doi: http://dx.doi.org/10.1007/ 978-1-4020-2113-8\_4
- [11] Mishev A, Usoskin I Application of a full chain analysis using neutron monitor data for space weather studies // 25th European Cosmic Ray Symposium (ECRS 2016), Turin, Italy, September 04-09, 2016
- [12] Ni, S.-L and Gu, B and Han, Z.-Y. 2017.Interplanetary Coronal Mass Ejection Induced Forbush Decrease Event: A Simulation Study with One-Dimensional Stochastic Differential Method. Wuli Xuebao/Acta Physica Sinica 63 (22): 1–8. doi: http://dx.doi.org/https://doi.org/10.7498/ aps.66.139601.
- [13] Livada M, Mavromichalaki H, Plainaki C. 2018. Galactic cosmic ray spectral index: the case of Forbush decreases of March 2012. Astrophys Space Sci 363 (1): 8. doi: http://dx.doi.org/10. 1007/s10509-017-3230-9.
- [14] Vipindas V, Gopinath S, Girish TE 2016. Periodicity analysis of galactic cosmic rays using Fourier, Hilbert, and higher-order spectral methods. Astrophys Space Sci 361 (4). doi: http://dx.doi. org/10.1007/s10509-016-2719-y.
- [15] Belov, A V, L. I Dorman, E. A Eroshenko, N Iucci, G Villoresi, and V. G. Yanke Search for Predictors of Forbush Decreases // Proceedings of 24Th International Cosmic Ray Conference. 1995. P. 888–891.

- [16] Haykin, S. 1999. Neural Networks: A Comprehensive Foundation. New York: Prentice-Hall. 1104 p.
- [17] Spitsyn VG, Bolotova Yu A, Phan N H, Bui T T T 2016. Using a Haar wavelet transform, principal component analysis and neural networks for OCR in the presence of impulse noise. ComputerOptics 40(2): 249-257. doi: http://dx.doi.org/10.18287/ 2412-6179-2016-40-2-249-257
- [18] Izotov PY, Sukhanov SV, Golovashkin DL 2010. Technology of implementation of neural network algorithm in cuda environment at the example of handwritten digits recognition. ComputerOptics34(2): 243-251.
- [19] Mandrikova, O. V., and E A Zhizhikina 2015. An Automatic Method for Estimating the Geomagnetic Field. Computer Optics 39 (3): 420-28. doi: http://dx.doi.org/10.18287/ 0134-2452-2015-39-3-420-428.
- [20] *Рудой Г.И.* 2011. Выбор функции активации при прогнозировании нейронными сетями. Машинное обучение и анализ данных 1(1):16-39.
- [21] Балдин Н.П. 2011. Исследование сходимости при прогнозировании нейронными сетями с обратной связью. Машинное обучение и анализ данных 1(1):61-76.
- [22] Mandrikova, O.V., I.S. Solovev, and T.L. Zalyaev. 2014. Methods of analysis of geomagnetic field variations and cosmic ray data. Earth, Planets and Space 66(148). doi: http://dx.doi.org/ 10.1186/s40623-014-0148-0.
- [23] Chui C K 1992. An introduction in wavelets. Academic Press, New York. 264 p.
- [24] Daubechies I. 1992. Ten Lectures on wavelets CBMS–NSF lecture notes nr., SIAM, Philadelphia.
- [25] Мандрикова О.В., Заляев Т.Л. 2015. Моделирование вариаций космических лучей на основе совмещения кратномасштабных вейвлет-разложений и нейронных сетей переменной структуры. Цифровая обработка сигналов 1:11-16.
- [26] Мандрикова О.В., Заляев Т.Л, Полозов Ю.А., Соловьев И.С. 2016. Моделирование и анализ вариаций космических лучей в периоды повышнной солнечной и геомагнитной активности. Машинное обучение и анализ данных 2(1):89-103.
- [27] Kohonen T. 2001. Self-organizing maps, 3. ed. New York: Springer. 501 p.
- [28] Bertin E., Bischof H., Bertolino P. 1996. Voronoi pyramids controlled by Hopfield neural networks. Comput. Vision Image Understand. 63 (3) 462-475.
- [29] Hammer B., Villmann T. 2002. Generalized relevance learning vector quantization. Neural Networks. 15:1059-1068.
- [30] Мандрикова О.В., Заляев Т.Л., Мандрикова Б.С. Куприянов М.С. Анализ динамики космических лучей на основе нейронных сетей// Сборник тезисов докладов XXI-ой Международной технической конференции по мягким вычислениям и измерениям(SCM'2018. 2018. С. 716-719
- [31] Мандрикова О.В., Заляев Т.Л., Мандрикова Б.С. Анализ вариаций космических лучей на основе нейронных сетей // В сборнике: Информационные технологии и нанотехнологии Сборник трудов ИТНТ-2018. 2018. С. 2906-2916.
- [32] Данные нейтронного монитора станции Апатиты http://cr0.izmiran.ru/apty/main.htm
- [33] Mallat, S. 1999. A Wavelet Tour of Signal Processing. London: Academic Press. 890p.
- [34] Обзор космической погоды по данным Института прикладной геофизики имени академика E. K. Федорова. http://ipg.geospace.ru
- [35] Мандрикова О.В., Заляев Т.Л 2014. Моделирование вариаций космическихлучей и выделение аномалий на основе совмещения вейвлет-преобразования с нейроннымисетями.Машинное обучение и анализ данных 9(1):1154 – 1167.

# Analysis of the neutron monitor data and allocation of the sporadic features on the basis of neural networks and wavelet transform<sup>\*</sup>

 $\textit{O. V. Mandrikova}^1, \textit{ T. L. Zalyaev}^1, \textit{ V. V. Geppener}^2 \textit{ and } \textit{ B. S. Mandrikova}^{1,2}$ 

oksanam1@mail.ru; tim.aka.geralt@mail.ru; geppener@mail.ru; 555bs5@mail.ru <sup>1</sup>Institute of Cosmophysical Research and Radio Wave Propagation FEB RAS, Paratunka,

Kamchatka state; <sup>2</sup>St. Petersburg Electrotechnical University "LETI Saint-Petersburg

**Background**: Galactic cosmic rays observations are used in a number of fundamental and applied studies related to monitoring and forecasting space weather. The complex structure of cosmic rays data and incomplete a priori knowledge of processes in near-earth space make it difficult to construct effective methods for their analysis. The traditional spectral and averaging methods currently used allow to distinguish stable characteristics of cosmic rays dynamics, but are ineffective for studying thin sporadic changes. Modern global methods such as global survey method make it possible to identify dynamic features in CR with more accuracy, but they require laborious calculations and their automation is very difficult.

**Methods**: The present paper proposes a method and computational algorithms for analysis of cosmic ray data and detection of sporadic effects. The method is based on the use of the neural networks and the wavelet transform. The neural networks of vector quantization and multilayer perceptron are used. The efficiency of the application of the neural networks of vector quantization for the problem of classification of neutron monitor data in automatic mode is shown. A method for approximating of the cosmic ray time course is presented. The method is based on the neural network of a multilayer perceptron and the fast wavelet transform. A computational algorithm for the detailed analysis of neutron monitor data and detection of multiscale sporadic effects is described.

**Results**: The results of the experiments showed the effectiveness of the application of the proposed methods for the analysis of GCR data and the allocation of sporadic effects. The proposed method can be implemented in an automatic mode for processing of the registered neutron monitor data and an operational assessment of the GCR level, which determines its applied significance.

**Concluding Remarks**: The results of application of various NN architectures have shown the promise of using both feedforward multilayer NN and NN of vector quantization. In the future, the authors plan to carry out the approbation of constructed NN architectures on more representative statistics with the expansion of the number of analyzed data recording stations.

**Keywords**: *neural networks; wavelet-transform; cosmic rays; Forbush-effects; geomagnetic storms* 

**DOI:** 10.21469/22233792.4.4.03

### References

 Dorman L.I.2004. Cosmic rays in the earth's atmosphere and underground. Kluwer Academic Publishers. 855 p.

<sup>\*</sup>The research was supported by the Russian Science Foundation (Project No. 14-11-00194-P).

- Storini M. 1990. Galactic cosmic-ray modulation and solar-terrestrial relationships. Il Nuovo Cimento C, 13(1):103-124. doi: http://dx.doi.org/10.1007/BF02515780
- [3] Toptygin I.N. 1986. Cosmic rays in interplanetary magnetic fields. Dordrecht, Holland: D. Reidel, 300 p.
- [4] Forbush S.E. 1938. On cosmic ray effects associated with magnetic storms. Eos, Trans Am Geophys Union. 19:193–193. doi: http://dx.doi.org/10.1029/TR019i001p00193-1.
- [5] Eroshenko E.A., Belov A.V., Kryakunova O.N., Kurt V.G., Yanke V.G. The alert signal of GLE of cosmic rays //In proceedings of the 31st ICRC,Lodz, 2009.
- [6] Neutron monitor database. www.nmdb.eu
- [7] Belov, A. V., M. A. Abunina, A. A. Abunin, E. A. Eroshenko, V. A. Oleneva, and V. G. Yanke. 2017. Cosmic-Ray Vector Anisotropy and Local Characteristics of the Interplanetary Medium. Geomagnetism and Aeronomy 57 (4): 389–97. doi: http://dx.doi.org/10.1134/S0016793217040028
- [8] A.V. Belov., J.W. Bieber, E.A. Eroshenko, P. Evenson, R. Pyle, V.G. Yanke 2003. Cosmic ray anisotropy before and during the passage of major solar wind disturbances. Adv. Space Res. 31(4):919-924.doi: http://dx.doi.org/10.1016/S0273-1177(02)00803-7.
- [9] Grigoryev, V. G., and S. A. Starodubtsev. 2015. Global Survey Method in Real Time and Space Weather Forecasting. Bulletin of the Russian Academy of Sciences: Physics 79 (5): 649-53. doi: http://dx.doi.org/10.3103/S1062873815050226
- [10] Dorman L.I. 2004. Experimental Basis of Cosmic Ray Research. Astrophysics and Space Science Library. Netherlands:Springer. P. 201-286.doi: http://dx.doi.org/10.1007/ 978-1-4020-2113-8\_4
- [11] Mishev A, Usoskin I Application of a full chain analysis using neutron monitor data for space weather studies // 25th European Cosmic Ray Symposium (ECRS 2016), Turin, Italy, September 04-09, 2016
- [12] Ni, S.-L and Gu, B and Han, Z.-Y. 2017.Interplanetary Coronal Mass Ejection Induced Forbush Decrease Event: A Simulation Study with One-Dimensional Stochastic Differential Method. Wuli Xuebao/Acta Physica Sinica 63 (22): 1-8. doi: http://dx.doi.org/https://doi.org/ 10.7498/aps.66.139601.
- [13] Livada M, Mavromichalaki H, Plainaki C. 2018. Galactic cosmic ray spectral index: the case of Forbush decreases of March 2012. Astrophys Space Sci 363 (1): 8. doi: http://dx.doi.org/10. 1007/s10509-017-3230-9.
- [14] Vipindas V, Gopinath S, Girish TE 2016. Periodicity analysis of galactic cosmic rays using Fourier, Hilbert, and higher-order spectral methods. Astrophys Space Sci 361 (4). doi: http: //dx.doi.org/10.1007/s10509-016-2719-y.
- [15] Belov, A V, L. I Dorman, E. A Eroshenko, N Iucci, G Villoresi, and V. G. Yanke Search for Predictors of Forbush Decreases // Proceedings of 24Th International Cosmic Ray Conference. 1995. P. 888–891.
- [16] Haykin, S. 1999. Neural Networks: A Comprehensive Foundation. New York: Prentice-Hall. 1104 p.
- [17] Spitsyn VG, Bolotova Yu A, Phan N H, Bui T T T 2016. Using a Haar wavelet transform, principal component analysis and neural networks for OCR in the presence of impulse noise. ComputerOptics 40(2): 249-257. doi: http://dx.doi.org/10.18287/2412-6179-2016-40-2-249-257
- [18] Izotov PY, Sukhanov SV, Golovashkin DL 2010. Technology of implementation of neural network algorithm in cuda environment at the example of handwritten digits recognition. *ComputerOptics*34(2): 243-251.

- [19] Mandrikova, O. V., and E A Zhizhikina 2015. An Automatic Method for Estimating the Geomagnetic Field. Computer Optics 39 (3): 420-28. doi: http://dx.doi.org/10.18287/ 0134-2452-2015-39-3-420-428.
- [20] Rudoy G.I. 2011. Vybor funktsii aktivatsii pri prognozirovanii neyronnymi setyami.[The choice of the activation function for neural networks prediction]. Mashinnoe obuchenie i analiz dannykh[Journal of machine learning and data analysis] 1(1):16-39.[In russian]
- [21] Baldin N.P. 2011. Issledovanie skhodimosti pri prognozirovanii neyronnymi setyami s obratnoy svyaz'yu [A study of convergence in the prediction of neural networks with feedback]. Mashinnoe obuchenie i analiz dannykh[Journal of machine learning and data analysis] 1(1):61-76.[In russian]
- [22] Mandrikova, O. V., I. S. Solovev, and T. L. Zalyaev. 2014. Methods of analysis of geomagnetic field variations and cosmic ray data. *Earth, Planets and Space* 66(148). doi: http://dx.doi. org/10.1186/s40623-014-0148-0.
- [23] Chui C K 1992. An introduction in wavelets. Academic Press, New York. 264 p.
- [24] Daubechies I. 1992. Ten Lectures on wavelets CBMS–NSF lecture notes nr., SIAM, Philadelphia.
- [25] Mandrikova, O. V., T. L. Zalyaev. 2015. Modeling of cosmic ray variations on the basis of combination of multi-scale wavelet decompositions and neural networks of variable structure. *Digital signal processing* 1:11-16.(In Russian)
- [26] Mandrikova OV, Zalyaev TL, Polozov Yu.A., Soloviev IS 2016. Modelirovanie i analiz variatsiy kosmicheskikh luchey v periody povyshnnoy solnechnoy i geomagnitnoy aktivnosti. [Modeling and analysis of cosmic ray variations during periods of high solar and geomagnetic activity.] Mashinnoe obuchenie i analiz dannykh[Journal of machine learning and data analysis] 2(1):89-103.[In russian]
- [27] Kohonen T. 2001. Self-organizing maps, 3. ed. New York: Springer. 501 p.
- [28] Bertin E., Bischof H., Bertolino P. 1996. Voronoi pyramids controlled by Hopfield neural networks. Comput. Vision Image Understand. 63 (3) 462-475.
- [29] Hammer B., Villmann T. 2002. Generalized relevance learning vector quantization. Neural Networks. 15:1059-1068.
- [30] Mandrikova O.V., Zalyaev T.L., Mandrikova B.S. Kupriyanov M.S. Analiz dinamiki kosmicheskikh luchey na osnove neyronnykh setey[Analysis of the dynamics of cosmic rays based on neural networks]// Sbornik tezisov dokladov XXI-oy Mezhdunarodnoy tekhnicheskoy konferentsii po myagkim vychisleniyam i izmereniyam(SCM'2018[Proceedings of the 21st International Technical Conference on Soft Computing and Measurements (SCM'2018]. 2018. P. 716-719
- [31] Mandrikova OV, Zalyaev TL, Mandrikova BS Analiz variatsiy kosmicheskikh luchey na osnove neyronnykh setey[Analysis of cosmic ray variations based on neural networks] // V sbornike: Informatsionnye tekhnologii i nanotekhnologii Sbornik trudov ITNT-2018.[In the proceedings of Information technology and nanotechnology (ITNT-2018)] 2018. P. 2906-2916.(In Russian)
- [32] Neutron monitor data, station Apatity http://cr0.izmiran.ru/apty/main.htm
- [33] Mallat, S. 1999. A Wavelet Tour of Signal Processing. London: Academic Press. 890p.
- [34] Survey of space weather according to the Institute of Applied Geophysics named after academician E.K. Fedorov. http://ipg.geospace.ru
- [35] Mandrikova O.V., Zalyaev T.L. 2014. Modelirovanie variatsiy kosmicheskikhluchey i vydelenie anomaliy na osnove sovmeshcheniya veyvlet-preobrazovaniya s neyronnymi setyami[Modeling the variations of cosmic rays and isolating anomalies based on combining the wavelet transform with neural networks.]Mashinnoe obuchenie i analiz dannykh[Journal of machine learning and data analysis] 9(1):1154 – 1167.