

Оценка состояния геомагнитного поля на основе совмещения вейвлет-преобразования с радиальными нейронными сетями*

О. В. Мандрикова^{1,2}, Е. А. Жижикина^{1,2}

oksanam1@mail.ru; ekaterinazh1@mail.ru

¹Институт космических исследований и распространения радиоволн ДВО РАН, с. Паратунка, Камчатский край, Российская Федерация; ²Камчатский государственный технический университет, г. Петропавловск-Камчатский, Российская Федерация

Предложен метод оценки степени возмущенности геомагнитного поля, основанный на совместном применении кратномасштабного вейвлет-преобразования с радиальными нейронными сетями. Определены разномасштабные составляющие регистрируемых данных геомагнитного поля, характеризующие степень его возмущенности, и изучена их структура. Предложен способ формирования радиального слоя нейронной сети, позволяющий существенно уменьшить количество используемых примеров и повысить качество решения задачи классификации геомагнитных данных. Апробация метода выполнялась на данных станции «Паратунка», Камчатский край (регистрацию данных выполняет ИКИР ДВО РАН).

Ключевые слова: геомагнитные данные; нейронные сети; вейвлет-преобразование; классификация данных; магнитное поле Земли

Estimation of degree of the geomagnetic field disturbance based on the combined use of wavelet transform with radial neural networks*

O. V. Mandrikova^{1,2}, E. A. Zhizhikina^{1,2}

¹Institute of Cosmophysical Research and Radio Wave Propagation Far Eastern Branch of the Russian Academy of Sciences, Paratunka, Kamchatka Region, Russia; ²Kamchatka State Technical University, Petropavlovsk-Kamchatsky, Russia

The present paper is focused on the development of theoretical tools and software for the analysis of the geomagnetic field parameters and for the estimation of the geomagnetic field condition using modern methods of pattern recognition and digital signal processing. Existing methods for the geomagnetic data analysis do not allow to identify some regularities in the data and lead to the loss of important information.

A method based on the combined use of the wavelet transform and radial neural networks has been proposed. This method allows to study subtle structural features of the geomagnetic data and to extract informative components which characterize the disturbance degree of the geomagnetic field.

In the present paper, geomagnetic data structure was studied in detail, the signs of the geomagnetic activity increasing were defined and classes for the radial layer of the neural network were offered. Furthermore, a way of forming a radial layer was proposed. This way allows to significantly reduce the number of examples and to improve the quality of the

*Работа выполнена при финансовой поддержке РФФ, проект № 14-11-00194 и ФСР МФП НТС (программа «УМНИК»), дог. 0006065.

geomagnetic data classification. On the basis of combination of decisions of the developed neural networks, a decision rule to estimate the geomagnetic field condition in the automatic mode has been suggested.

The method has been successfully tested on the geomagnetic data that were kindly provided to the authors by the Institute of Cosmophysical Research and Radio Wave Propagation (Paratunka, Kamchatka Region, Russia). Using the proposed method in combination with other methods and approaches allows to enhance the quality of geomagnetic data automatic processing during space weather forecast.

Keywords: *geomagnetic data; neural networks; wavelet transform; data classification; Earth's magnetic field*

Введение

Работа направлена на создание теоретических и программных средств анализа параметров геомагнитного поля и оценки его состояния по данным наземных обсерваторий с применением современных методов распознавания образов и цифровой обработки сигналов. Регистрируемые геомагнитные данные имеют сложную структуру, подвержены влиянию внешних факторов различной физической природы, что значительно усложняет процесс их изучения. Они содержат разномасштабные локальные особенности, имеющие различную форму и несущие основную информацию о состоянии поля [1, 2]. Существующие средства обработки и анализа геомагнитных данных имеют следующие недостатки:

1. Недостаточная степень автоматизации и существенные погрешности в работе систем [1, 3, 4].
2. Существующие методы анализа геомагнитных данных не позволяют выявлять некоторые закономерности в данных и приводят к потере важной информации [4, 5].

Для исследований предлагается метод, основанный на совместном применении вейвлет-преобразования [6, 7] с радиальными нейронными сетями [8]. Применение вейвлет-преобразования позволяет изучать тонкие особенности структуры геомагнитных данных и выделять информативные составляющие [1, 2]. В основе радиальных нейронных сетей лежит непараметрический байесовский классификатор, позволяющий выделять в вариациях поля классификационные признаки, характеризующие степень его возмущенности [8].

В работе на основе кратномасштабного вейвлет-преобразования детально изучена структура геомагнитных данных (на примере горизонтальной компоненты геомагнитного поля), выделены признаки, характеризующие степень возмущенности поля и предложены классы для радиального слоя нейронной сети. На основе построения образов классов предложен способ формирования радиального слоя, позволяющий существенно уменьшить количество используемых примеров и повысить качество решения задачи классификации геомагнитных данных. Для различных компонент вариаций геомагнитного поля построены нейронные сети, выполняющие оценку их степени возмущенности. На основе комбинации решений нейронных сетей предложено решающее правило по оценке состояния геомагнитного поля.

Апробация метода, выполненная на данных станции «Паратунка» (Камчатский край), подтвердила его эффективность. Использование метода в комплексе с другими методами и подходами позволяет повысить качество результатов автоматической обработки геомагнитных данных при проведении прогноза комической погоды.

Описание метода

Кратномасштабное вейвлет-преобразование данных и выделение компонент. В качестве базового пространства регистрируемых дискретных данных $f_0(t)$ рассмотрим замкнутое пространство с разрешением $j = 0$:

$$V_0 = \text{clos}_{L^2(R)}(2^0\varphi(2^0t - k) : k \in Z),$$

порожденное скэйлинг-функцией $\varphi \in L^2(R)$ [7, 6]. На основе кратномасштабного вейвлет-преобразования до уровня m можно получить представление данных в виде [7, 6]:

$$f_0(t) = \sum_{j=-1}^{-m} g[2^j t] + f[2^{-m} t], \text{ где } g[2^j t] \in W_j, f[2^{-m} t] \in V_{-m}, \quad (1)$$

W_j - пространство с разрешением j , порожденное вейвлет-базисом $\Psi_{j,n}(t) = 2^{j/2}\Psi(2^j t - n)$; компоненты $g[2^j t] = \sum_n d_{j,n}\Psi_{j,n}(t)$, где $d_{j,n} = \langle f, \Psi_{j,n} \rangle$, являются детализирующими, характеризуют локальные свойства данных; компонента $f[2^{-m} t] = \sum_k c_{-m,k}\varphi_{-m,k}(t)$, $c_{-m,k} = \langle f, \varphi_{-m,k} \rangle$ является аппроксимирующей.

В работе [2] показано, что коэффициенты детализирующих компонент вейвлет-преобразования $d_{j,n}$ (см. соотношение (1)) характеризуют степень возмущенности геомагнитного поля и в периоды возрастания возмущений существенно увеличиваются их абсолютные значения (рис. 1). Поэтому за меру геомагнитной возмущенности коэффициента логично принять его абсолютное значение.

Рассмотрим три возможных состояния вариации поля:

- (1) «спокойное» состояние (1-й класс);
- (2) «слабовозмущенное» состояние (2-й класс);
- (3) «возмущенное» состояние (3-й класс).

В соответствии с введенными состояниями рассмотрим функцию

$$Z_{j,n}^M(t) = |d_{j,n}^M(t)|,$$

где $M = 1, 2, 3$, $z_{j,n}^1$ — абсолютные значения коэффициентов компонент разрешения j «спокойных» вариаций поля, $z_{j,n}^2$ — абсолютные значения коэффициентов компонент разрешения j «слабовозмущенных» вариаций поля, $z_{j,n}^3$ — абсолютные значения коэффициентов компонент разрешения j «возмущенных» вариаций поля.

Анализ распределений функций $Z_{j,n}^M$, $M = 1, 2, 3$, представленных для разрешения $j = -6$ на рис. 2, показывает, что их диапазоны значений имеют значительные наложения, что существенно затрудняет задачу разделения образов. Следуя результатам работы [2], в качестве меры возмущенности компоненты разрешения j определим величину

$$S_j = \max_n |d_{j,n}|.$$

Значения величин S_{-4} и S_{-6} для вариаций поля с различными состояниями представлены на рис. 3, 4. Анализ рис. 3 и 4 показывает, что диапазоны значений этих величин также имеют наложение, которое обусловлено сложным разномасштабным характером процесса, а также отсутствием четких границ между анализируемыми классами. Учитывая данные особенности исследуемого процесса, введем в рассмотрение следующие подклассы.

Для 1-го класса:

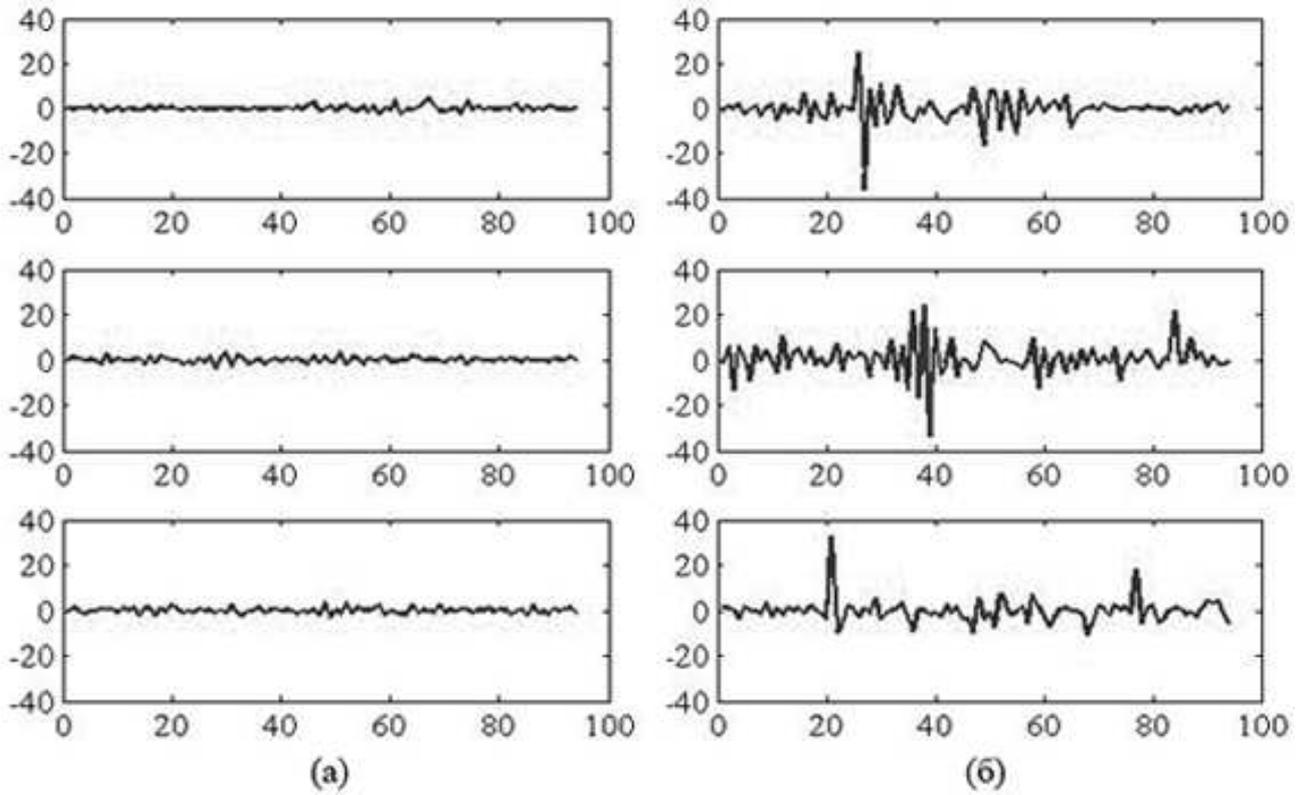


Рис. 1. Детализирующие компоненты вариаций геомагнитного поля, полученные с помощью вейвлета Добеши 3-го порядка: (а) в период спокойного геомагнитного поля, (б) в период возмущенного геомагнитного поля

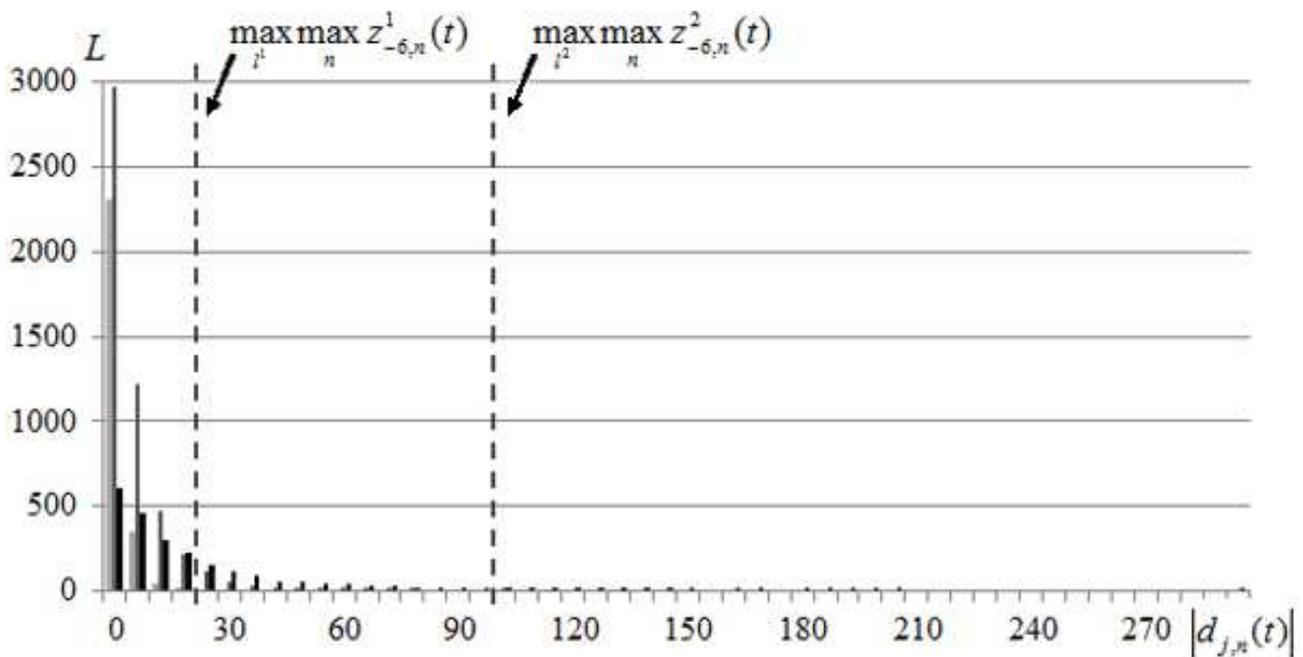


Рис. 2. Распределения функций $z_{-6,n}^M(t)$: светло-серый цвет — $M = 1$; темно-серый цвет — $M = 2$, черный цвет — $M = 3$ (l^M — индекс анализируемой вариации поля состояния M)

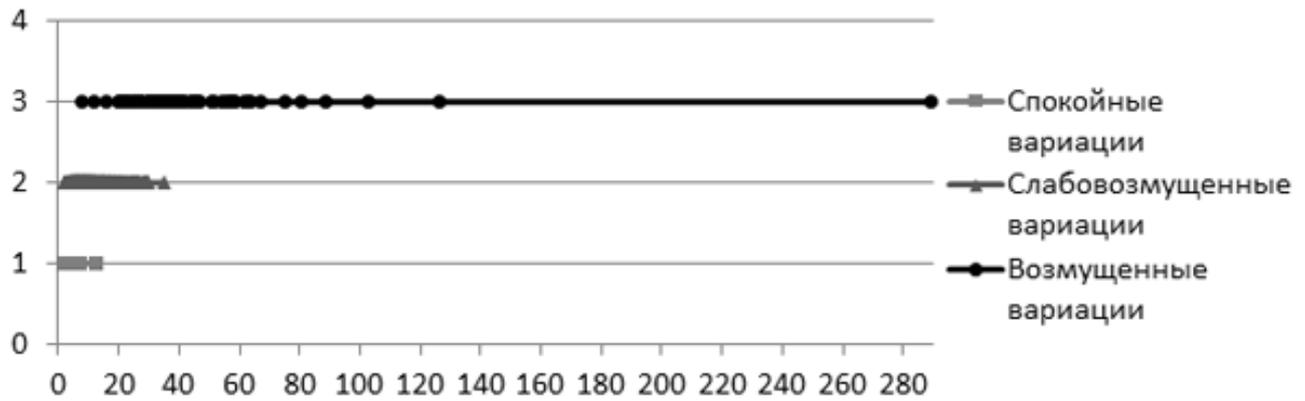


Рис. 3. Максимумы амплитуд коэффициентов детализирующих компонент разрешения $j = -4$

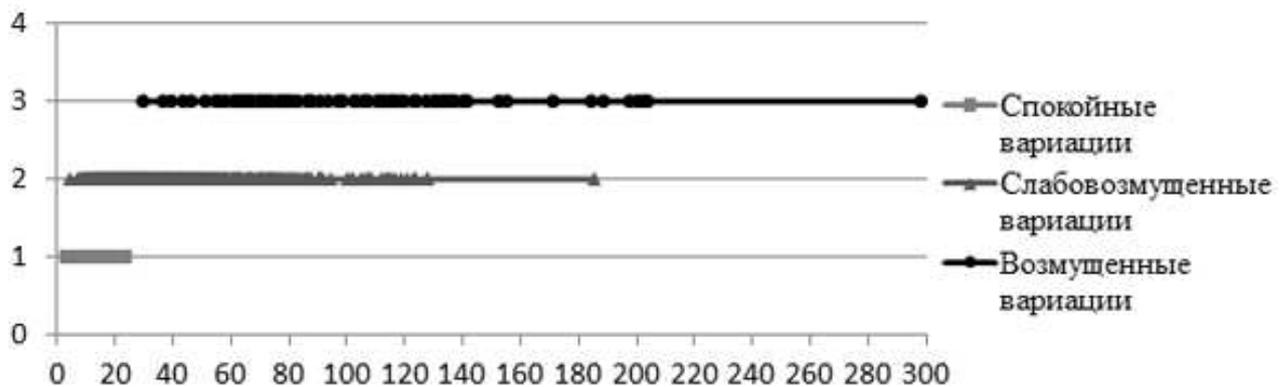


Рис. 4. Максимумы амплитуд коэффициентов детализирующих компонент разрешения $j = -6$

- (1) « α -спокойные»: $\max_n |d_{j,n}(t)| \leq T_j^{\alpha 1}$;
 (2) « β -спокойные»: $\max_n |d_{j,n}(t)| > T_j^{\alpha 1}$.

Для 2-го класса:

- (1) « α -слабовозмущенные»: $\max_n |d_{j,n}(t)| \leq T_j^{\alpha 2}$;
 (2) « β -слабовозмущенные»: $\max_n |d_{j,n}(t)| > T_j^{\alpha 2}$.

Для 3-го класса:

- (1) « α -возмущенные»: $\max_n |d_{j,n}(t)| \leq T_j^{\alpha 3}$;
 (2) « β -возмущенные»: $\max_n |d_{j,n}(t)| > T_j^{\alpha 3}$.

Для выбора порогов $T_j^{\alpha i}$, $i = 1, 2, 3$ рассмотрим критерий наименьшей частоты ошибок (достигаемый путем оценки апостериорного риска [9]). В этом случае пороги определяются путем минимизации апостериорного риска [9].

Построение радиального слоя нейронной сети. Радиальные нейронные сети [8] имеют три слоя: входной слой; скрытый слой примеров (радиальный слой), содержащий признаки классов; выходной линейный слой, определяющий вероятность принадлежности входного образа к классу.

В радиальном слое выполняется следующее преобразование входных сигналов:

1. Оценка состояния нейронов на основе функции взвешивания $r = \|p - w\|b$, где p — вектор входа; w — вектор весов; b — смещение.

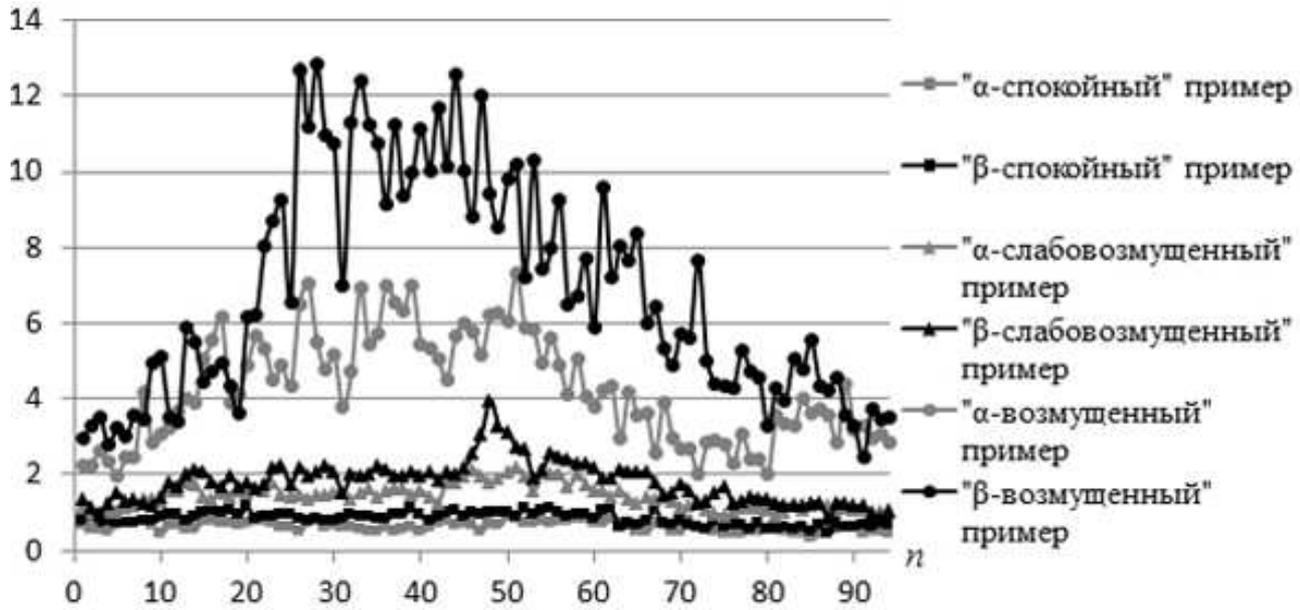


Рис. 5. Примеры-образы подклассов радиальной нейронной сети для $j = -4$

2. Используя функцию активации e^{-r^2} , оценка меры близости входного сигнала и примера.

Когда расстояние r между вектором примера w и входным сигналом p уменьшается, выход радиальной базисной функции приближается к значению «1», в противном случае — к значению «0».

Поскольку абсолютные значения коэффициентов детализирующих компонент $d_{j,n}$ характеризуют степень возмущенности геомагнитного поля, они могут быть определены в качестве признаков классов радиальной нейронной сети, выполняющей разделение образов на «спокойные», «слабовозмущенные» и «возмущенные».

С целью оптимизации структуры нейронной сети при формировании радиального слоя для каждого введенного подкласса k_i построим его *пример-образ*:

$$P_j^{k_i}(t) = \frac{\sum_{u=1}^U D_{j,u}^{k_i}(t)}{U} \quad (2)$$

где $D_{j,u}^{k_i} = \left\{ \left| d_{j,n}^{k_i,u} \right| \right\}_{n \in \mathbb{Z}}$; u — номер компоненты подкласса k_i ; U — количество компонент подкласса k_i .

Выполнение данной процедуры позволит существенно уменьшить количество используемых примеров, в отличие от традиционного подхода, используемого в радиальных нейронных сетях [8]. В этом случае для каждого подкласса в радиальном слое сети будет создан только один нейрон (с весами примера-образа подкласса). Полученные примеры подклассов $P_j^{k_i}$ для разрешений $j = -4$ и $j = -6$ показаны на рис. 5 и 6.

Учитывая разномасштабность исследуемого процесса, для каждой детализирующей компоненты будем создавать нейронную сеть, выполняющую оценку ее состояния. При выполнении процедуры (1), следуя работе [10], ограничимся уровнем разложения $m = 6$. Для оценки состояния геомагнитного поля будем использовать следующее *решающее правило*:

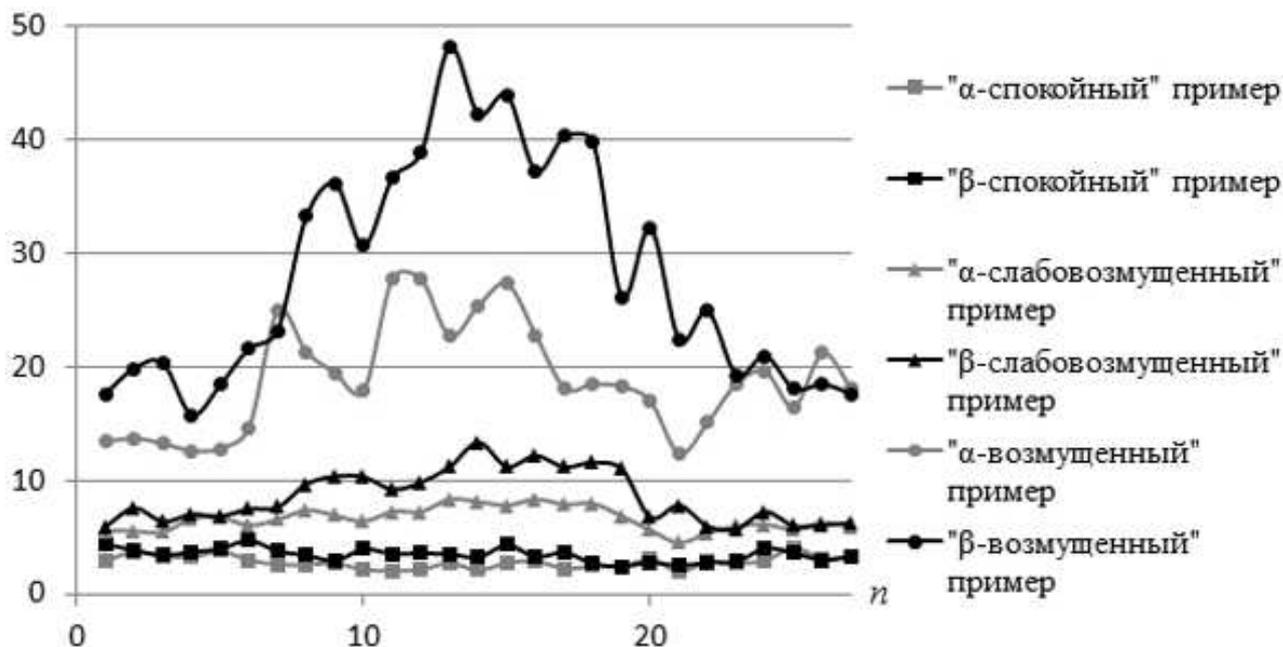


Рис. 6. Примеры-образы подклассов радиальной нейронной сети для $j = -6$

- (1) если все компоненты имеют «спокойное» состояние, либо только одна компонента является «слабовозмущенной», то будем считать, что вариация является «спокойной» (соответствует спокойному состоянию геомагнитного поля);
- (2) если хотя бы одна из компонент вейвлет-преобразования имеет «возмущенное» состояние, то будем считать, что вариация является «возмущенной» (соответствует возмущенному состоянию геомагнитного поля);
- (3) в остальных случаях будем считать, что вариация имеет «слабовозмущенное» состояние (соответствует слабовозмущенному состоянию геомагнитного поля).

Результаты экспериментов

В процессе исследований было проанализировано 100 «спокойных», 190 «слабовозмущенных» и 86 «возмущенных» вариаций геомагнитного поля станции «Паратунка» (Камчатский край, с. Паратунка) за 2002, 2005 и 2008 гг.

При создании примеров-образов «спокойными» считались вариации, у которых суточный суммарный индекс геомагнитной активности K (K -индекс) не превышал значения 10. Слабовозмущенными считались вариации, у которых суточный суммарный K -индекс имел значения в диапазоне от 11 до 18. Возмущенными считались вариации, суточный суммарный индекс K -индекс которых превышал значение 18.

Для оценки эффективности предлагаемого метода обработка данных выполнялась также методом на основе традиционной архитектуры радиальной нейронной сети, на вход которой подавались исходные вариации геомагнитного поля (без применения вейвлет-преобразования).

Примеры-образы радиального слоя такой сети, в соответствии с процедурой (2), создавались следующим образом:

$$P^{k_i}(t) = \frac{\sum_{u=1}^U f_{0,u}^{k_i}(t)}{U},$$

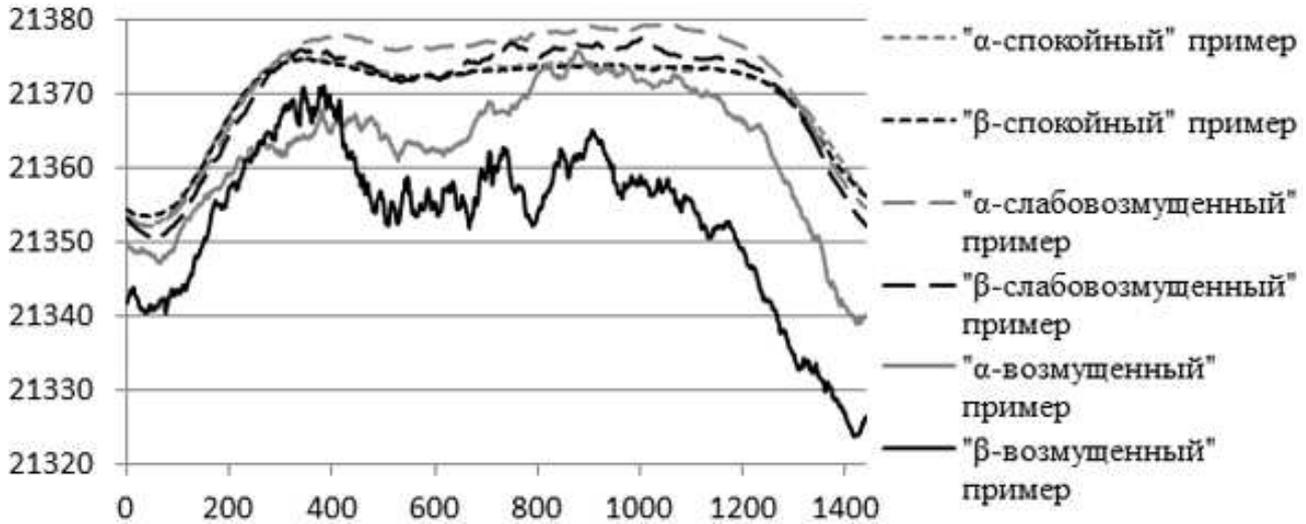


Рис. 7. Примеры-образы подклассов радиального слоя нейронной сети (построена без применения вейвлет-преобразования)

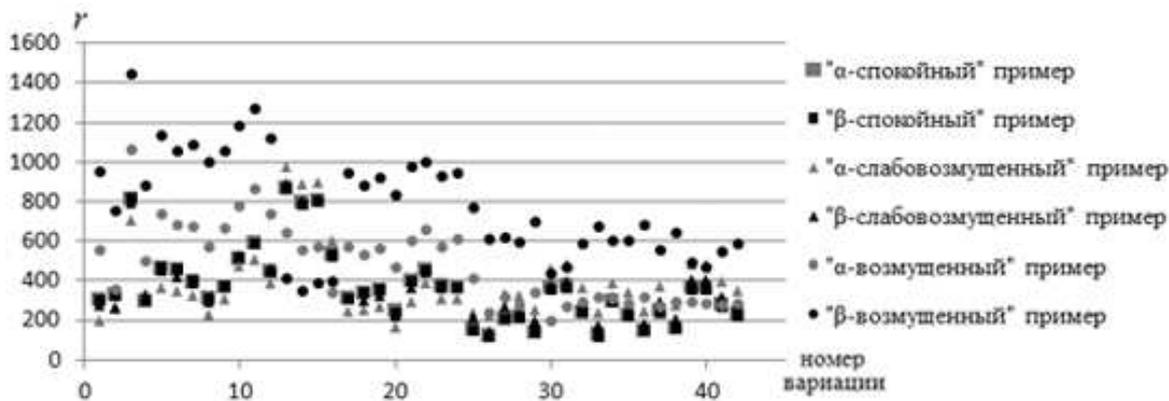


Рис. 8. Состояния нейронов радиального слоя традиционной нейронной сети при подаче на ее вход «α-спокойных» вариаций (без применения вейвлет-преобразования)

где $f_{0,u}^{k_i}(t)$ — исходная вариация подкласса k_i ; u — номер вариации подкласса k_i ; U — количество вариаций подкласса k_i . Полученные таким образом примеры подклассов показаны на рис. 7.

На рис. 8 и 9, в качестве примера, показаны состояния нейронов радиального слоя созданных нейронных сетей при подаче на их вход «α-спокойных» вариаций. Анализ рис. 8 и 9 показывает, что применение вейвлет-преобразования позволяет существенно повысить достоверность классификации данных.

В табл. 1 представлены результаты погрешности оценки состояния геомагнитного поля предлагаемым методом и на основе радиальной сети, построенной традиционным способом. Результаты табл. 1 подтверждают эффективность предлагаемого метода и показывают, что на его основе погрешность решения задачи значительно меньше, чем в случае применения традиционной архитектуры радиальной сети.

Заключение

В работе описан автоматический метод оценки состояния геомагнитного поля, основанный на совмещении вейвлет-преобразования с радиальными нейронными сетями, и вы-

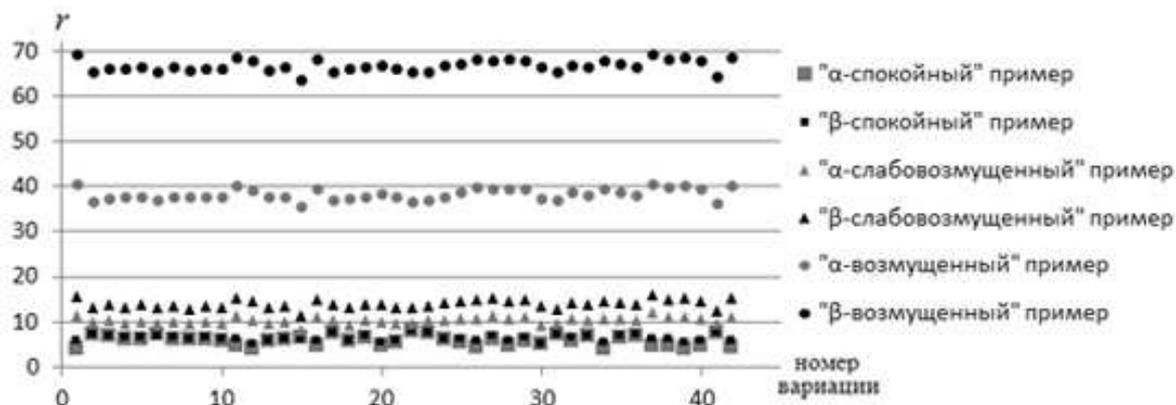


Рис. 9. Состояния нейронов радиального слоя нейронной сети компоненты разрешения $j = -4$ при подаче на ее вход « α -спокойных» компонент вариаций

Таблица 1. Погрешность оценки состояния геомагнитного поля (%)

Подкласс	Традиционная архитектура сети	Предлагаемый метод						
		$j = -1$	$j = -2$	$j = -3$	$j = -4$	$j = -5$	$j = -6$	Решающее правило
α -«спокойный»	64,29	7,14	0	0	0	0	0	0
β -«спокойный»	81,03	13,79	15,52	6,90	1,72	3,45	3,45	13,79
α -«слабовозмущенный»	26	34	32	17	15	16	17	1
β -«слабовозмущенный»	28,89	25,56	14,44	1,11	4,44	2,22	14,44	11,11
α -«возмущенный»	43,18	20	18	14	11	16	9	0
β -«возмущенный»	23,81	19,05	9,52	4,76	7,14	0	7,14	0

полнена оценка его эффективности. Анализ полученных результатов показал, что предлагаемый метод позволяет значительно повысить эффективность автоматической обработки геомагнитных данных в задачах выделения возмущений и оценки состояния магнитного поля Земли. В экспериментах использовались вариации геомагнитного поля, полученные на станции «Паратунка», Камчатский край (регистрацию данных выполняет ИКИР ДВО РАН).

Литература

- [1] Mandrikova O. V., Smirnov S. E., Solov'ev I.S. Method for determining the geomagnetic activity index based on wavelet packets // *Geomagnetism and Aeronomy*, 2012. Vol. 52, no. 1. P. 111–120.

- [2] Mandrikova O. V., Solovyev I. S., Geppener V. V., Klionskiy D. M., Al-Kasasbeh R. T. Analysis of the Earth's magnetic field variations on the basis of a wavelet-based approach // *Digital Signal Processing*, 2013. No. 23. P. 329–339.
- [3] Афраймович Э. Л., Первалова Н. П. GPS-мониторинг верхней атмосферы Земли. Иркутск: ГУ НУ РВХ ВСНЦ СО РАМН, 2006. 480 с.
- [4] Nowozynski K. Calculate geomagnetic activity K indices using the Adaptative Smoothing method, 2007. URL: http://www.intermagnet.org/Software_e.html.
- [5] Будько Н. И., Зайцев А. Н., Карпачев А. Т., Козлов А. Н., Филиппов Б. П. Космическая среда вокруг нас. Троицк: ТРОВАНТ, 2006. 232 с.
- [6] Daubechies I. Ten Lectures on wavelets. Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2001. 464 p.
- [7] Малла С. Вэйвлеты в обработке сигналов. М.: Мир, 2005. 671 с.
- [8] Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. 1104 с.
- [9] Левин Б. Р. Теоретические основы статистической радиотехники. М.: Радио и связь, 1989. 656 с.
- [10] Мандрикова О. В., Жижикина Е. А. Оценка степени возмущенности геомагнитного поля на основе совмещения вейвлет-преобразования с радиальными нейронными сетями // *17 Междунар. конф. по мягким вычислениям и измерениям*. С.-Пб.: СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2014. С. 223–226.

References

- [1] Mandrikova O. V., Smirnov S. E., Solov'ev I. S. 2012. Method for determining the geomagnetic activity index based on wavelet packets. *Geomagnetism and Aeronomy* 52(1):111–120.
- [2] Mandrikova O. V., Solovyev I. S., Geppener V. V., Klionskiy D. M., Al-Kasasbeh R. T. 2013. Analysis of the Earth's magnetic field variations on the basis of a wavelet-based approach. *Digital Signal Processing* 23:329–339.
- [3] Afraimovich E. L., Perevalova N. P. 2006. *GPS-monitoring of the Earth upper atmosphere*. Irkutsk: SC RRS SB RAMS. 480 p. (In Russian.)
- [4] Nowozynski K. 2007. Calculate geomagnetic activity K indices using the Adaptative Smoothing method. Available at: http://www.intermagnet.org/Software_e.html.
- [5] Bud'ko N. I., Zaitsev A. N., Karpachev A., T., Kozlov A. N., Filippov B. P. 2006. *Space Around Us*. Troitsk: TROVANT. 232 p. (In Russian.)
- [6] Daubechies I. 2001. *Ten lectures on wavelets*. Izhevsk: NITs «Regulyarnaya i Khaoticheskaya Dinamika». 464 p.
- [7] Mallat S. 1999. *A wavelet tour of signal processing*. San Diego, CA: Academic Press. 671 p.
- [8] Haykin S. 1999. *Neural networks: A comprehensive foundation*. New Jersey: Prentice Hall. 842 p.
- [9] Levin B. R. 1989. *Theoretical foundations of statistical radio engineering*. Moscow: Radio and Communications. 656 p. (In Russian.)
- [10] Mandrikova O. V., Zhizhikina E. A. 2014. Estimation of degree of the geomagnetic field disturbance on the basis of the combined use of wavelet transform with radial neural networks. *17th Conference (International) on Soft Computing and Measurements*. St. Petersburg. 223–226.