

Метод анализа геомагнитных данных на основе совмещения вейвлет-преобразования с радиальными нейронными сетями

МАНДРИКОВА О.В.^{1,2}, ЖИЖИКИНА Е.А.²

¹Институт космических исследований и распространения радиоволн ДВО РАН, Россия

² Камчатский государственный технический университет, Россия

Введение

Работа направлена на разработку средств анализа параметров магнитного поля Земли, выделения геомагнитных возмущений и оценки характеристик поля по данным наземных обсерваторий с применением методов искусственного интеллекта и вейвлет-анализа. Авторами предложен метод анализа вариаций магнитного поля Земли (на примере Н-компоненты), основанный на совмещении кратномасштабного анализа [1] с радиальными нейронными сетями [2], позволяющий определить составляющие вариаций поля, характеризующие степень его возмущенности, изучить их структуру, выполнить классификацию признаков данных и оценить состояние поля. На основе разнесения в вейвлет-пространстве признаков данных выполняется оценка и анализ статистических характеристик процесса, и выделяются информативные признаки. Полученные признаки определяют радиальный слой сети, выполняющей оценку степени возмущенности поля на основе принадлежности признака к классу.

Метод дает возможность изучать тонкие особенности структуры геомагнитных данных и может быть реализован в виде автоматического программного средства оперативной оценки состояния магнитного поля Земли. Апробация метода, выполненная на данных станции "Паратунка" (Камчатский край), подтвердила его эффективность и позволила выделить в вариациях поля классификационные признаки, характеризующие степень возмущенности поля.

Описание метода

На основе кратномасштабных разложений до уровня $m = 6$ получено следующее представление данных [1]:

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

где 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 компонентами, характеризуют локальные свойства данных; компонента $f [2^{-m} t] = \sum_k c_{-m,k} \phi_{-m,k}(t)$, $c_{-m,k} = \langle f, \phi_{-m,k} \rangle$ является аппроксимирующей составляющей, описывает *характерный ход вариации геомагнитного поля* [3, 4]. Уровень разложения $m = 6$ определялся статистически и основывался на результатах работ [3,4].

В соответствии с архитектурой радиальных нейронных сетей [2], они имеют два скрытых слоя: радиальный слой, который составляют нейроны, содержащие признаки классов,

и линейный слой, определяющий принадлежность входного образа к классу. В работе рассматривались два класса – “спокойный” класс К1 и “возмущенный” класс К2. Спокойный класс соответствует спокойному состоянию магнитного поля, возмущенный – состоянию поля в периоды магнитных бурь. На основе сети решалась задача разделения входных образов на “спокойные” и “возмущенные”. Структура сети представлена на рис.1. Сеть выполняет следующее преобразование входных векторов:

1. В радиальном слое выполняется оценка состояния каждого нейрона на основе функции взвешивания $\|P-W\|*b$, где P - вектор входа, W – вектор весов нейрона, содержит признаки класса, b – параметр смещения, позволяет корректировать чувствительность нейрона. Значением функции взвешивания является расстояния между входным вектором и вектором весов нейрона, содержащим признак класса, которому данный нейрон принадлежит.
2. На основе активационной функции каждого нейрона радиального слоя $\exp - (\|p - w\|b)^2$
3. выполняется оценка меры близости входного вектора и признака класса, которому данный нейрон принадлежит.
4. В линейном слое выполняется суммирование значений выходов нейронов второго слоя, результатом которого является оценочное значение функции плотности вероятности класса К.

В работах [3,4] показано, что полученные на основе отображения (1) детализирующие компоненты $g [2^j t] = \sum_n d_{j,n} \Psi_{j,n}(t)$ содержатся разномасштабные колебания и характеризуют *возмущенность геомагнитного* поля. Поэтому данные компоненты использовались для формирования признаков классов радиального слоя сети. Создание радиального слоя сети выполнялось следующим образом: для нейронов класса К1, использовались компоненты спокойных вариаций поля, а для нейронов класса К2 использовались компоненты возмущенных вариаций поля.

Так как абсолютные значения вейвлет-коэффициентов $|d_{j,n}|$ являются мерой возмущенности поля [3,4], оценивались распределения функций

$z_j^i(t) = |d_{j,n}^i(t)|, i = 1, 2$, где индекс $i = 1$ соответствует спокойным вариациям поля, индекс $i = 2$ соответствует возмущенным вариациям поля.

По полученным распределениям функций z_j^1 и z_j^2 определялись *информативные компоненты* вариаций поля, характеризующие его возмущенность. Правило выделения *информативных компонент* следующее:

$$\text{если } \exists n : z_j^2(t) > T_j, \text{ где } T_j = \max_n z_j^1, (2)$$

то компонента $g [2^j t]$ является *информативной*. За меру информативности компоненты принято количество значений n , для которых выполняется данное правило.

Результаты экспериментов

В процессе экспериментов обработаны магнитные данные за 2002 год. Было проанализировано по 37 спокойных и 37 возмущенных суточных вариаций магнитного поля. В качестве базисных вейвлет-функций использовались ортонормированные вейвлеты семейства Добеши и семейства Койфлеты.

На рис.2,3 представлены распределения функций z_j^1 и z_j^2 для $j = -1$ и $j = -6$. Пунктирной линией отмечены значения T_{-1} и T_{-6} (см. правило (2)). Анализ распределений

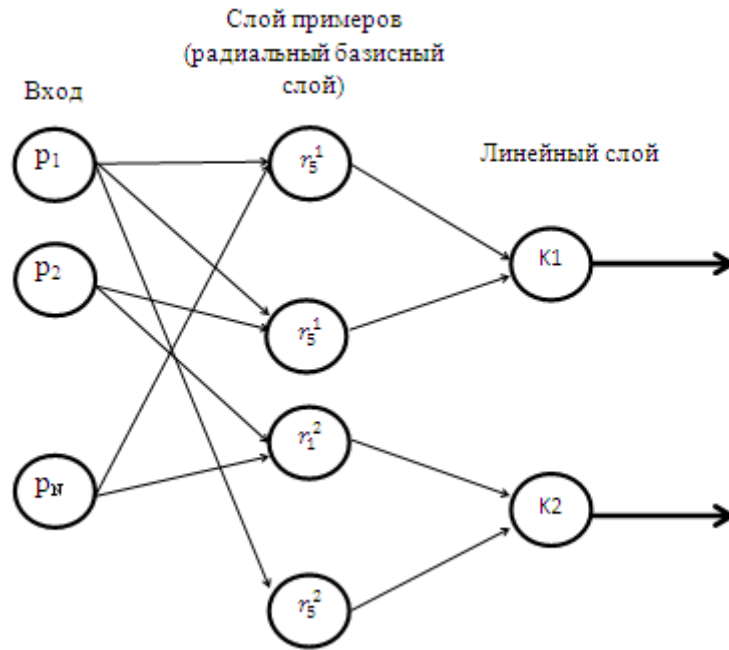


Рис. 1. Структура радиальной нейронной сети: r_q^s – нейрон радиального базисного слоя, s – номер класса, q – номер признака класса

показывает, что компонента с разрешением $j = -6$ являются более информативной, чем компонента с разрешением $j = -1$. Статистика показала, что при уменьшении разрешения информативность компонент возрастает. В таблице 1, в качестве примера, показаны результаты оценки информативности компонент, полученных с использованием вейвлета Добеши 3-го порядка.

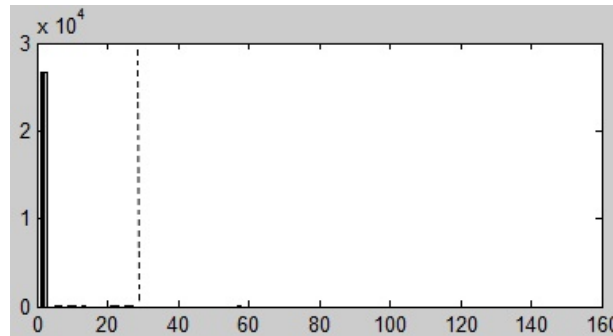


Рис. 2. Распределения функций z_j^1 и z_j^2 для $j = -1$ (верхний индекс 1- серый цвет, верхний индекс 2 - черный цвет)

На основе описанного выше метода были построены нейронные сети для детализирующих компонент $g[2^j t] = \sum_n d_{j,n} \Psi_{j,n}(t), j = -1, -6$. Радиальный слой каждой сети состоит из 10 нейронов (5 признаков для каждого класса). Линейный слой состоит из 2-х нейронов, так как сеть осуществляет классификацию данных на два класса – “спокойный” класс K1 и “возмущенный” класс K2.

На рис.4, 5, в качестве примеров, показаны результаты решения задачи классификации детализирующих компонент 4-го и 6-го уровней разложения, полученных с помощью вейвлетов Добеши 3-го порядка. Анализ рис.4, 5 подтверждает эффективность предлагаемого метода и показывает, что сеть правильно выполнила разнесение признаков данных

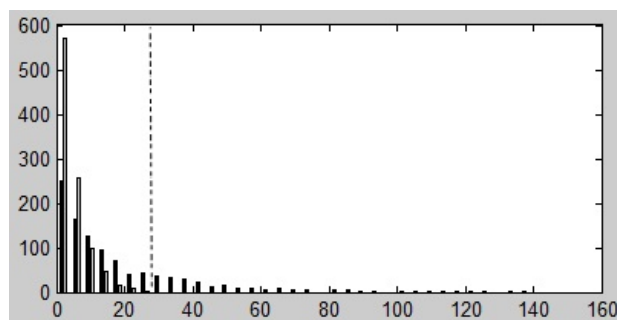


Рис. 3. Распределения функций z_j^1 и z_j^2 для $j = -6$ (верхний индекс 1- серый цвет, верхний индекс 2 - черный цвет)

Таблица 1. Результаты оценки информативности компонент

Разрешение j	-1	-2	-3	-4	-5	-6
T_j	28	28	44	20	24	28
Информативность компоненты, %	0,003743	0,022336	0,058754	2,472685	8,052951	21,22122

и определила состояние магнитного поля.

Вывод

На основе предложенного в работе метода выделены информативные компоненты вариаций геомагнитного поля, характеризующие его возмущенность, и созданы нейросетевые программные системы по анализу и классификации геомагнитных данных. Системы позволяют в автоматическом режиме выполнить оценку состояния геомагнитного поля.

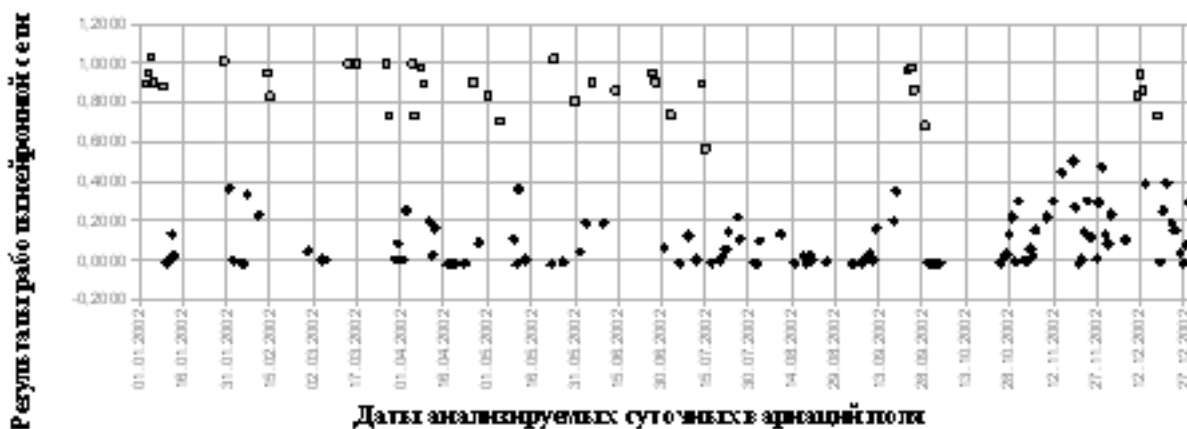


Рис. 4. Результаты классификации магнитных данных (H-компонента) за 2002 год с помощью нейронной сети (детализирующие компоненты 4-го уровня разложения): - спокойные вариации, - возмущенные вариации

Литература

1. *Stephane Mallat A Wavelet tour of signal processing*. Пер. с английского, – М.: Мир, 2005.

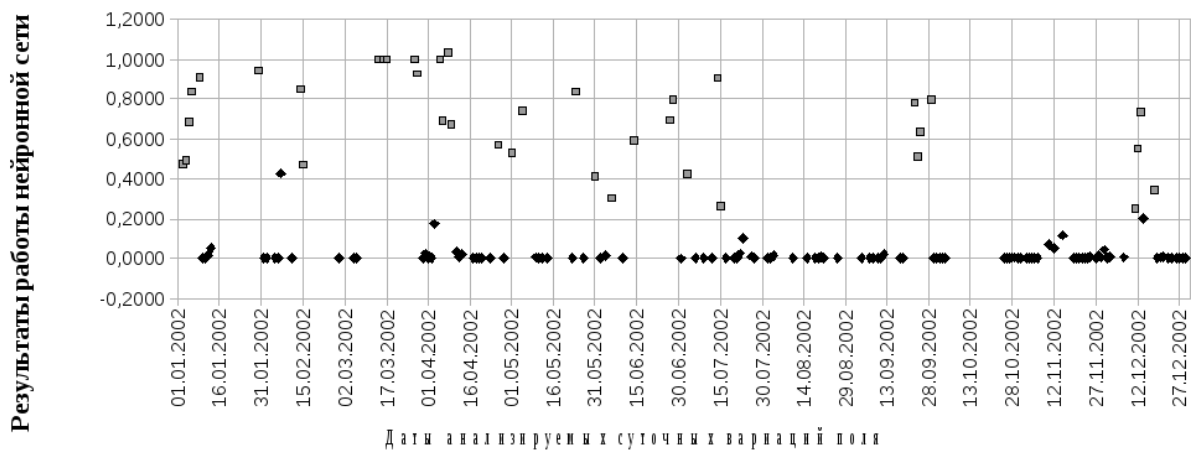


Рис. 5. Результаты классификации магнитных данных (H-компонента) за 2002 год с помощью нейронной сети (детализирующие компоненты 6-го уровня разложения): - спокойные вариации, - возмущенные вариации

2. *Медведев В.С., Потемкин В.Г.* Нейронные сети. Matlab 6/Под общей редакцией к.т.н. В. Г. Потемкина.-М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002.–496 с.–(Пакеты прикладных программ; Кн. 4).
3. *Мандрикова О.В., Смирнов С.Э., Соловьев И.С.* Метод определения индекса геомагнитной активности на основе вейвлет-пакетов // Геомагнетизм и аэрономия. – 2012г. Т.52. №1– С.117-126.
4. *Mandrikova O. V., Solovjev 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, Vol. 23 – pp. 329-339.

Method of geomagnetic data analysis based on the combination of wavelet transform with radial basis neural networks

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

¹ *Institute of Cosmophysical Researches and Radio Wave Propagation FEB RAS*

² *Kamchatka State Technical University, Russia*

The present report is devoted to the development of tools intended for the analysis of the Earth's magnetic field parameters, the extraction of geomagnetic disturbances and estimation of field properties applying artificial intelligence and wavelet analysis according to the data obtained from ground-based observatories. In this report a method for the analysis of the Earth's magnetic field variations (on the example of H-vector), based on the combination of wavelet analysis with radial basis neural networks, is suggested. This method allows to determine the components of field variations, which characterize degree of disturbance of field, to study their structure, to classify features of the data and to estimate condition of field. On the basis of the data feature separation in wavelet space, statistical properties of the process are analyzed and informative features are extracted. Extracted features determine the radial layer of the network, which specifies belonging of the feature to a class.

The method makes it possible to study the subtle features of geomagnetic data structure, and it can be implemented as an automatic tool for rapid estimation of the Earth's magnetic

field condition. The method has been successfully tested on the Earth's magnetic field data obtained from Paratunka observatory (Paratunka, Kamchatka region, Far East of Russia). The approbation of the method confirmed its effectiveness and allowed to extract classification features in the field variations which characterize the field disturbance degree.