# Выделение аномалий в ионосферных параметрах на основе совмещения кратномасштабного вейвлет-разложения и нейронных сетей

Мандрикова О.В.[1,2], Полозов Ю.А.[1,2]

[1]Институт космофизических исследований и распространения радиоволн ДВО РАН, Россия

[2] Камчатский государственный технический университет, Россия

e-mail: oksanam1@mail.ru up_agent@mail.ru

## Введение

Сложности решения задач анализа ионосферных параметров связаны с их сложной нестационарной структурой. Они включают большое количество компонент, содержат локальные особенности разнообразной формы и временной протяженности, возникающие в случайные моменты времени и несущие важную информацию о состоянии ионосферы [1-3]. Традиционные подходы и методы анализа ионосферных параметров, основанные на процедурах сглаживания, приводят к искажению и потере важной информации [3-5]. Одним из основных недостатков этих методов является отсутствие эффективных средств адаптации к сложной нестационарной структуре данных. Авторами предложен метод аппроксимации и анализа параметров критической частоты ионосферы, основанный на совмещении кратномасштабного вейвлет-разложения [6] и многослойных нейронных сетей [7], позволяющий построить прогноз данных с шагом упреждения три часа и выделить особенности в ионосфере, возникающие в периоды возмущений. Метод основан на представлении регистрируемого временного ряда $f_O$F2 в виде разномасштабных компонент и их аппроксимации адаптивными нейронными сетями переменной структуры. В работе представлены результаты применения данного метода и разработанных на его основе программных модулей. Выполнен детальный анализ данных $f_O$F2 за период 1969-2010 гг. (станция “Паратунка”, Камчатский край, регистрацию данных выполняет ИКИР ДВО РАН) и выделены аномалии, которые возникают в ионосфере в периоды повышенной солнечной активности, а также наблюдающиеся в периоды сильных землетрясений на Камчатке.

## Описание метода

**1. Применение конструкции кратномасштабного вейвлет-разложения.** Используя кратномасштабные разложения, получаем следующее представление данных в вейвлет-пространстве [2, 4]:

$$f_0(t) = \sum_{j_i=-1}^{-m} (g_{j_i}(t) + e_{j_i}(t)) + f_{-m}(t), \tag{1}$$

где аппроксимирующая компонента $f_{-m}(t) = \sum_n c_{-m,n}\phi_{-m,n}(t)$, $c_{-m,n} = \langle f, \phi_{-m,n}\rangle$, $\{\phi_{-m,n}\}_{n\in Z^-}$ скэйлинг-функция; детализирующие компоненты $g_{j_i}(t) = \sum_k d_{j_i,k}\Psi_{j_i,k}(t)$, $\quad d_{j_i,k} = \langle f, \Psi_{j_i,k}\rangle$, $\Psi_{j_i,k} = 2^{j_i/2}\Psi\left(2^{j_i}t - k\right)$ – ортонормированный базис пространства $W_{j_i}$, $W_{j_0} = \oplus_{i=-1}^{-m} W_{j_i}$; $e_{j_i}(t)$ – шумовые составляющие, $j_i$– разрешение, $j_0$ – исходное разрешение данных.

Важность представления (1) состоит в том, что различные составляющие временного ряда рассортировываются и хранятся в различных пространствах $W_{j_i}$ масштаба$j_i$:$L^2(R) =$

$\sum\limits_{j_i \in Z}^{\oplus} W_{j_i} := ... \oplus W_{-1} \oplus W_0 \oplus W_1 \oplus \ldots$, где $W_{j_i} := clos_{L^2(R)} \left(\Psi_{j_i,n}; n \in Z\right)$. При этом наименьший анализируемый масштаб $j_i$ ограничен шагом выборки дискретного временного ряда (исходным разрешением $j_0$).

## Аппроксимация полученных после вейвлет-разложения данных на основе нейронных сетей

Нейронная сеть строит отображение $y : f \to f'$. Если $\hat{f}'$ действительный выход сети, а $f'$ – желаемый, то $f' = y\left(f\right)$– неизвестная функция, а $\hat{f}'$– ее аппроксимация, которую воспроизводит нейронная сеть. При подаче на вход обученной нейронной сети значений функции $f$ из интервала

$$\left[l - T + 1, l\right],$$

сеть становится способной вычислить упрежденные значения функции на временном интервале

$$\left[l + 1, l + \alpha\right],$$

где $l$– текущий дискретный момент времени; $\alpha$ – длина интервала упреждения.

*Ошибка решения* определяется как разность между желаемым $f'$ и действительным $\hat{f}'$ выходными значениями в дискретный момент времени $l$.

Вектор ошибки – это вектор, $n$–й элемент которого

$$\varepsilon_n(l) = \hat{f'}_n(l) - f'_n(l),$$

где $l$ – текущий момент времени, $n$– текущая позиция на интервале упреждения.

**Алгоритм построения сети:**

**Шаг 1**. Исходный массив данных $\left\{f\left(k\right)\right\}_{k=1}^{K}$, где $K$- длина выборки, делим на $L$ блоков длины $Q$:$\left\{f\left(k\right)\right\}_{k=1}^{K} = \left(\left\{f\left(k\right)\right\}_{k=1}^{Q}, \left\{f\left(k\right)\right\}_{k=2}^{Q+1}, ..., \left\{f\left(k\right)\right\}_{k=K-Q}^{K}\right)$.

**Шаг 2.** Для каждого блока $s$ данных на основе кратномасштабных вейвлет-разложений имеем представление $f$ в виде (1).

**Шаг 3:** Для каждого блока $s$ данных выполняем вейвлет-восстановление составляющей $f_{-m}(t)$ и на основе комбинаций данных из различных блоков формируем обучающее множество. Строим сеть 1 *переменной структуры* (сеть *переменной структуры* – это многослойная сеть прямой передачи сигнала, архитектура которой определяется путем минимизации ошибки решения на множестве обучающих векторов [7]), выполняем ее обучение и тестирование.

**Шаг 3:** Для каждого блока $s$ данных выполняем вейвлет-восстановление составляющих $g_{j_i}(t), i = \overline{-1, -m}$ и на основе комбинаций данных из различных блоков формируем обучающие множества. Для каждого $i = \overline{-1, -m}$ строим *сети переменной структуры*, выполняем их обучение и тестирование.

Обучающий набор данных - это набор наблюдений, содержащих признаки изучаемого процесса. При обучении и проектировании каждая сеть изучает подмножество признаков входных данных и аппроксимирует их. Если в данных возникает аномальная особенность, то происходит изменение их структуры. Поэтому **операция выделения аномальных особенностей** на основе нейронной сети может быть построена путем

оценки ошибок решения $\varepsilon_t$: $E_L = \frac{1}{L}\sum\limits_{l=1}^{L}\sum\limits_{t=1}^{M}\varepsilon_t^2\left(l\right) \geq \mathrm{P}$, где $L$– длина окна наблюдения, $M$ - длина шага упреждения данных на основе нейронной сети, P – наперед заданное пороговое значение.

**Результаты экспериментов.** Используя предложенный метод, были построены нейронные сети по аппроксимации и прогнозу параметров ионосферы. В экспериментах использовались часовые данные $f_OF2$, полученные автоматической ионосферной станцией, расположенной в с. Паратунка (п-ов Камчатка). Анализировались четыре компоненты вейвлет-разложения: аппроксимирующая компонента $f_{-3}(t)$, детализирующие компоненты $g_{j_i}(t), i = -1$, $g_{j_i}(t), i = -2$ и $g_{j_i}(t), i = -3$(см. соотношение (1)). Для каждой анализируемой компоненты была построена трехслойная нейронная сеть, позволяющая выполнить прогноз данных с шагом упреждения 3 часа. Для построения сетей деление данных на блоки выполнялось с учетом сезонного характера поведения ионосферы и цикла солнечной активности. На рис. 1-3, в качестве примера, показаны результаты обработки за различные периоды времени. Стрелками отмечены моменты произошедших землетрясений на Камчатке. Для анализа солнечной активности приведена дисперсия H-компоненты геомагнитного поля. Анализ рис.1.-3. показывает наличие ошибок нейронных сетей в периоды геомагнитных возмущений, возникающих в различных анализируемых компонентах, что говорит о многомасштабном характере процесса (18-19 июня и 6-7 августа 1972 г. (рис. 1), 17-18 декабря 2008 (рис.2)). Накануне землетрясения, произошедшего 17 июля 1972 г., в аппроксимирующей компоненте была выявлена крупномасштабная аномалия длительностью несколько суток, возникшая за 10 дней до события (отмечена на рис.1 пунктирной линией). Также, возрастание ошибки нейронной сети аппроксимирующей компоненты наблюдается перед сильными землетрясениями 6 марта 2008 г. (рис. 2) и 14 января 2009 г. (рис. 3).

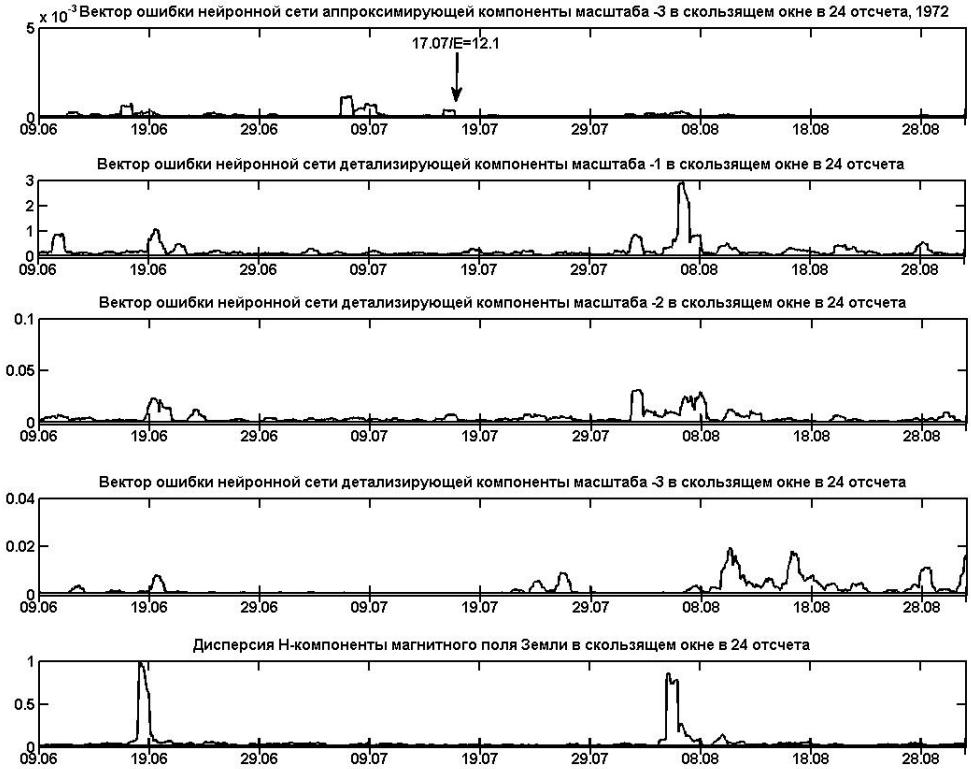


Рис. 1. Результаты обработки данных за период 09.06.1972-31.08.1972

## Выводы

На основе предложенного в работе метода построены программные нейросетевые системы по аппроксимации и прогнозу данных критической частоты ионосферы. В процессе ана-

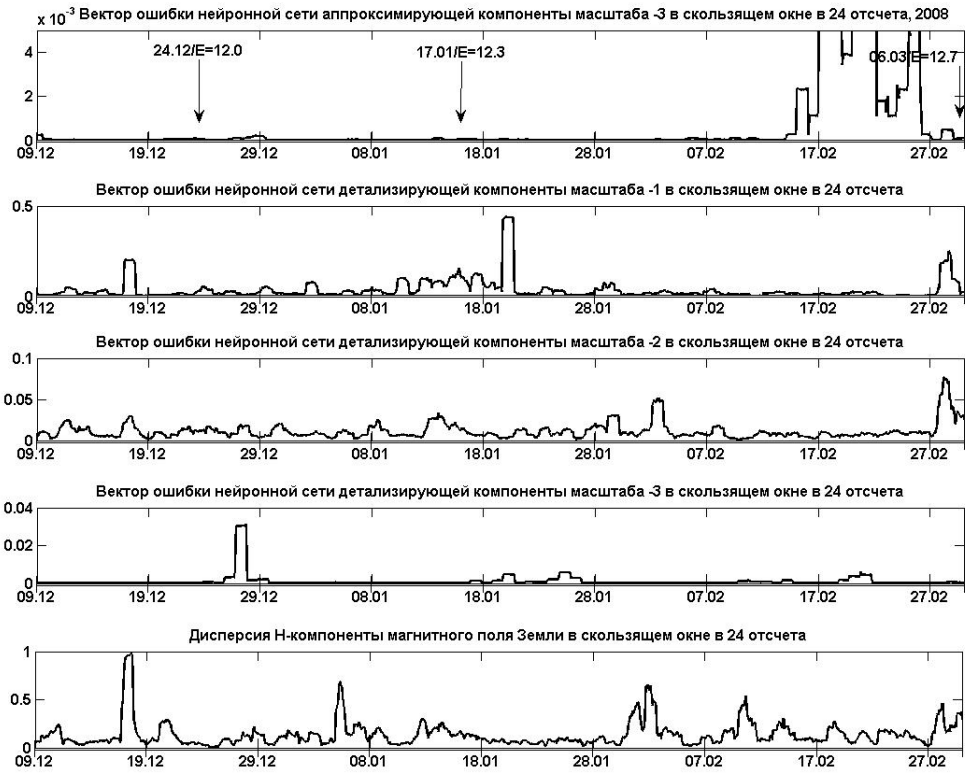


Рис. 2. Результаты обработки данных за период 09.12.2007-28.02.2008

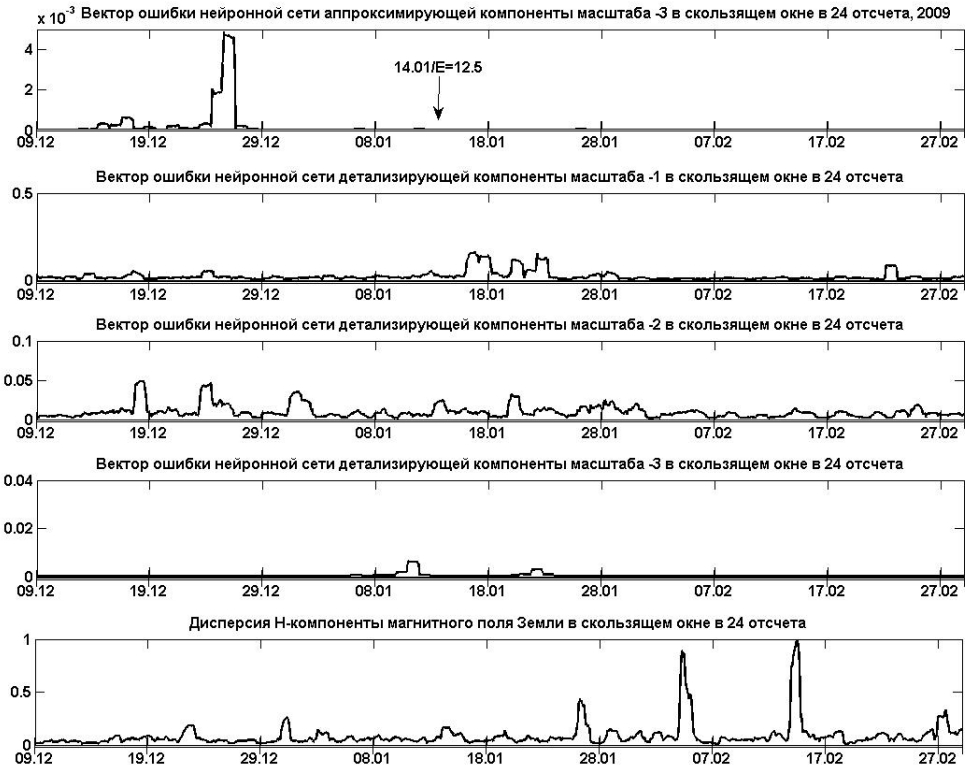


Рис. 3. Результаты обработки данных за период 09.12.2008-28.02.2009

лиза работы систем в данных выявлены аномалии, возникающие в ионосфере в периоды повышенной солнечной и сейсмической активности на Камчатке.

Работа поддержана грантом РФФИ – ДВО РАН №11-07-98514-р_восток_а, грантом стипендии Президента РФ СП-2976.2013.5 и грантом "У.М.Н.И.К."- №10517р/16891 от 08.06.2012 г. Данные сейсмического каталога любезно предоставлены Камчатским филиалом геофизической службы РАН (г. Петропавловск-Камчатский).

## Литература

1. *Афраймович Э.Л., Перевалова Н.П.* GPS- мониторинг верхней атмосферы Земли. - Иркутск: ГУ НУ РВХ ВСНЦ СО РАМН. -2006. -480 с.

2. *Мандрикова О.В., Полозов Ю.А.* Метод выделения аномальных особенностей в данных критической частоты ионосферы на основе совмещения вейвлет-преобразования и нейронных сетей // Цифровая обработка сигналов. -Москва: РНТОРЭС. - 2012. - №2. -С. 29-35.

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

4. Mandrikova O.V., Polozov Yu.A., Bogdanov V.V., Zhizhikina E.A. Method of detection of abnormal features in ionosphere critical frequency data on the basis of wavelet transformation and neural networks combination // A Journal of Software Engineering and Applications. – 2012. – V. 5. – №12B. - P. 181-187. doi:10.4236/jsea.2012.512b035.

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

6. *Mallat S.* A Wavelet tour of signal processing [пер. с анг.] - М.: Мир. -2005. -671 с.

7. Нейроматематика: учеб. пособие для вузов / Агеев А.Д., [и др.]; общая ред А.И. Галушкина. – М.:ИПРЖР. – 2002. – 448 с.

# Selection of anomalies in ionospheric parameters on the basis of combination of multiscale wavelet-decomposition and neural networks

*Mandrikova O.V.*[1,2], *Polozov Yu.A.*[1,2]

[1] *Institute of Cosmophysical Researches and Radio Wave Propagation FEB RAS, Russia*
[2] *Kamchatka State Technical University, Russia*

The authors propose a method for the analysis of critical frequency parameters of the ionospheric layer F2, based on the combination of multiscale analysis and multilayer neural networks, which allows us to distinguish the abnormal features of ionosphere behavior. The complexity of solving the problems of ionospheric parameter processing and analysis is associated with their complex structure. They include a large number of components, contain local features of various shapes and duration, anomalous effects and noise factors. Traditional approaches and methods for ionospheric parameter analysis based on the smoothing procedure, lead to distortion and information loss. One of the major drawbacks of these methods is the

lack of effective means for adaptation to the complex time-dependent data structure. The proposed method is based on the representation of the recorded time series of foF2 in the form of different scale components and their approximation by adaptive neural networks of variable structure. The method, algorithm and software, developed on its basis, allow us to perform a detailed analysis of each component and to distinguish anomalies that appear during increased seismic activity in Kamchatka. We used the recorded data of foF2 for the period 1969-2010. ("Paratunka" station, Kamchatka). Comparison of the results of the ionospheric parameter processing with the Catalog of earthquakes and geomagnetic data showed the efficiency of the proposed method, and allowed us to allocate periods of anomalous behavior of the ionosphere.