

УДК 519.65

## АЛГОРИТМЫ ВЫДЕЛЕНИЯ И АНАЛИЗА АНОМАЛИЙ В ПАРАМЕТРАХ КРИТИЧЕСКОЙ ЧАСТОТЫ ИОНОСФЕРЫ $f_0F2$ НА ОСНОВЕ СОВМЕЩЕНИЯ ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ И АВТОРЕГРЕССИОННЫХ МОДЕЛЕЙ

*Мандрикова О.В., д.т.н., главный научный сотрудник Института космических исследований и распространения радиоволн ДВО РАН, профессор кафедры систем управления Камчатского государственного технического университета, e-mail: oksanam1@mail.kamchatka.ru*

*Глушкова Н.В., м.н.с. Института космических исследований и распространения радиоволн ДВО РАН, аспирант Камчатского государственного технического университета, e-mail: nv.glushkova@ya.ru*

*Полозов Ю.А., научный сотрудник Института космических исследований и распространения радиоволн ДВО РАН, доцент кафедры систем управления Камчатского государственного технического университета, e-mail: up\_agent@mail.ru*

**Ключевые слова:** анализ аномалий, частоты ионосферы, многокомпонентное моделирование, вейвлет-преобразование, авторегрессия.

### Введение

Одной из важных задач обработки и анализа ионосферных данных является задача контроля состояния ионосферы и автоматическое выделение и интерпретация аномалий, возникающих в периоды ионосферных возмущений [1-4]. Априорная неопределенность знаний о структуре регистрируемых ионосферных параметров, отсутствие формальной модели их описания, а также априорная неопределенность условий их формирования делают поставленную задачу весьма сложной. Предметом данных исследований являются регистрируемые временные ряды критической частоты ионосферы  $f_0F2$ . На фоне регулярных суточных и сезонных изменений в данных  $f_0F2$  наблюдаются аномалии, длительностью от несколько десятков минут до нескольких часов [3-9]. Данные аномалии обусловлены активностью Солнца, в сейсмоактивных областях они могут возникать в периоды повышения сейсмической активности [3-7, 9]. Сложная структура аномалий не позволяет использовать для их выделения и анализа традиционные методы анализа временных рядов [4-7, 9]. Предложенные в данной статье методы и алгоритмы основаны на применении вейвлет-преобразования [10, 11, 13]. Ввиду наличия быстрых алгоритмов преобразования данных и большого разнообразия базисных функций с компактными носителями этот аппарат позволяет детально изучить внутреннюю структуру данных и выделить локальные особенности различной формы и длительности [10, 13]. На основе совместного применения вейвлет-преобразования с моделями авторегрессии – проинтегрированного скользящего среднего (АРПСС), авторами статьи предложен метод многокомпонентного моделирования данных  $f_0F2$ . Идентификация моделей основана на применении операции кратномасштабного анализа и представлении данных в виде аппроксимирующей и детализирующих компонент. На основе конструкции дискретного вейвлет-преобразования, предложены алгоритмы, позволяющие в автоматиче-

Представлен метод многокомпонентного моделирования ионосферных данных, основанный на совмещении вейвлет-преобразования с моделями авторегрессии – проинтегрированного скользящего среднего, позволяющий выполнить анализ и прогноз данных. Выделены особенности, связанные с солнечной активностью, а также возникающие в периоды сильных землетрясений на Камчатке. Предложены алгоритмы анализа ионосферных данных, основанные на конструкции дискретного вейвлет-преобразования, позволяющие автоматически выделить аномалии в ионосферной плазме и оценить их параметры. Для оценки метода и алгоритмов использовались данные станции «Паратунка» (п-ов Камчатка) за период 2001-2011гг.

ском режиме выделить аномалии, оценить их временную протяженность и интенсивность.

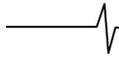
Выполнено моделирование и анализ данных, изучена их внутренняя структура. Выделены характерные структуры данных и аномалии, возникающие в периоды ионосферных возмущений. Анализ полученных результатов показал, что данные аномалии возникают в периоды повышенной солнечной активности и могут наблюдаться накануне сильных землетрясений на Камчатке.

### Многокомпонентное моделирование, прогнозирование и анализ данных на основе совмещения кратномасштабного анализа и моделей АРПСС

В качестве базового пространства регистрируемых дискретных данных рассмотрим замкнутое пространство  $V_j = \text{clos}_{L^2(R)}(2^j \varphi(2^j t - k)) : k \in Z$  с разрешением  $j = 0$ , порожденное скейлинг-функцией  $\varphi \in L^2(R)$  [10, 13], где  $L^2(R)$  – пространство Лебега,  $Z$  – множество целых чисел. Используя кратномасштабное разложение [13] до уровня  $m$ , исходную непрерывную функцию  $f(t)$ , полученную по совокупности регистрируемых дискретных данных, представим в виде

$$f_0(t) = \sum_{j=-1}^{-m} (g_j(t) + e_j(t)) + f_{-m}(t), \quad (1)$$

где  $f_{-m}(t) \in V_{-m}$ ,  $g_j \in W_j$ ,  $W_j$  – пространство с разрешением  $j$ , порожденное вейвлет-базисом



$\Psi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \Psi(2^j t - k)$ , аппроксимирующая компонента  $f_{-m}(t) = \sum_k c_{-m,k} \varphi_{-m,k}(t)$ , где коэффициенты разложения  $c_{-m,k} = \langle f, \varphi_{-m,k} \rangle$ , детализирующие компоненты  $g_j(t) = \sum_k d_{j,k} \Psi_{j,k}(t)$ , где коэффициенты разложения  $d_{j,k} = \langle f, \Psi_{j,k} \rangle$ ;  $e_j(t)$  – шумовые составляющие (предполагается, что шум белый).

В работе [8] показано, что, имея представление данных в виде (1), подавление шума может быть выполнено на основе применения пороговой функции

$$P_T(x) = \begin{cases} x, & \text{если } |x| \geq T \\ 0, & \text{если } |x| < T \end{cases} \quad (2)$$

для каждой детализирующей компоненты  $g_j(t)$ , где порог  $T = \sigma^2$ ,  $\sigma^2$  – дисперсия шума. Следуя работам [8, 10], дисперсию шума  $\sigma^2$  можно оценить на основе соотношения:

$$\sigma^2 \approx \text{Med} \left| \langle f, \Psi_{j,k} \rangle \right|_{0 \leq k < N},$$

где  $\text{Med}$  – медиана,  $j = -1$ ,  $N$  – длина компоненты. В работе [11] показано, что данный способ подавления шума позволяет получить почти оптимальные минимаксные оценки.

Для выделения компонент конструкции (1), описывающих *характерные особенности* данных, и идентификации их параметров применим следующие операции:

1. Используя традиционные подходы, предложенные в работе [12], для уровня разложения  $m$  выберем модели из класса моделей авторегрессии-проинтегрированного скользящего среднего для аппроксимации каждой из компонент  $f_{-m}(t) = \sum_k c_{-m,k} \phi_{-m,k}(t)$  и

$$g_j(t) = \sum_k d_{j,k} \Psi_{j,k}(t), \quad j = \overline{-1, m},$$

и оценим параметры моделей. Получим представление компонент в виде:

$$f_{-m}(t) = \sum_k s_{-m,k}(t) \varphi_{-m,k}(t), \quad (3)$$

где  $s_{-m,k}(t) = \sum_{l=1}^p \gamma_{-m,l} \omega_{-m,k-l}(t) - \sum_{n=1}^h \theta_{-m,n} a_{-m,k-n}(t)$  – оценочное значение аппроксимирующей компоненты,  $\omega_{-m,k} = \nabla^V c_{-m,k}$ ,  $\nabla^V$  – оператор взятия разности порядка  $V$ ,  $p, \gamma_{-m,l}$  – порядок и параметры авторегрессии аппроксимирующей компоненты,  $h, \theta_{-m,n}$  – порядок и параметры скользящего среднего аппроксимирующей компоненты,  $a_{-m,k}$  – остаточные ошибки модели аппроксимирующей компоненты,

$$g_j(t) = \sum_k s_{j,k}(t) \Psi_{j,k}(t), \quad (4)$$

где  $s_{j,k}(t) = \sum_{l=1}^{p_j} \gamma_{j,l} \omega_{j,k-l}(t) - \sum_{n=1}^{h_j} \theta_{j,n} a_{j,k-n}(t)$  – оценочное значение детализирующей компоненты;  $\omega_{j,k} = \nabla^{V_j} d_{j,k}$ ,  $\nabla^{V_j}$  – оператор взятия разности порядка  $V_j$ ,  $p_j, \gamma_{j,l}$  – порядок и параметры авторегрессии детализирующей компоненты с разрешением  $j$ ,  $h_j$ ;  $\theta_{j,n}$  – порядок и параметры скользящего среднего детализирующей компоненты с разрешением  $j$ ;  $a_{j,k}$  – остаточные ошибки модели детализирующей компоненты с разрешением  $j$ .

2. Выполним диагностические проверки полученных моделей компонент. Если диагностические проверки модели компоненты подтверждают ее адекватность, то будем считать, что модель компоненты готова к использованию и данная компонента является характерной.

3. Объединим модели выделенных характерных компонент вида (3) и (4) в общую многокомпонентную конструкцию. Получим *многокомпонентную модель* вида

$$f(t) = \sum_{\mu=1, M} \sum_{k=1, N_j^\mu} s_{j,k}^\mu(t) b_{j,k}^\mu(t), \quad (5)$$

где  $s_{j,k}^\mu(t) = \sum_{l=1}^{p_j^\mu} \gamma_{j,l}^\mu \omega_{j,k-l}^\mu(t) - \sum_{n=1}^{h_j^\mu} \theta_{j,n}^\mu a_{j,k-n}^\mu(t)$  – оценочное значение  $\mu$ -ой компоненты;  $\gamma_{j,l}^\mu$  – параметры авторегрессии компоненты с номером  $\mu$ ,  $\omega_{j,k}^\mu(t) = \nabla^{V_j} \beta_{j,k}^\mu(t)$ ,  $\beta_{j,k}^1 = c_{j,k}$ ,  $\beta_{j,k}^\mu = d_{j,k}$ ,  $\mu = \overline{2, M}$ ;  $p_j^\mu$  – порядок авторегрессионной модели компоненты с номером  $\mu$ ;  $h_j^\mu, \theta_{j,n}^\mu$  – порядок модели и параметры скользящего среднего модели компоненты с номером  $\mu$ ;  $a_{j,k}^\mu$  – остаточные ошибки модели компоненты с номером  $\mu$ ,  $M$  – количество выделенных на основе п. 2 характерных компонент;  $N_j^\mu$  – длина компоненты с номером  $\mu$ ;  $b_{j,k}^1 = \phi_{j,k}$  – скейлинг-функция,  $b_{j,k}^\mu = \Psi_{j,k}$ ,  $\mu = \overline{2, M}$  – вейвлет-базис компоненты с номером  $\mu$ ,  $j$  – разрешение.

Если данные содержат аномалию, то произойдет изменение их структуры. Поэтому *процедура выделения аномалий* в компонентах разрешения  $j$  может быть построена на обработке остаточных ошибок  $a_{j,k}^\mu$  моделей компонент при выполнении операции прогнозирования. Данная процедура предполагает следующие операции:

1. *Прогнозирование значения*  $s_{j,k+q}^\mu$ ,  $q \geq 1$  определяет прогноз  $s_{j,k}^\mu$  в момент  $t = k$  с упреждением  $q$ . Значение  $s_{j,k+q}^\mu$  на основе модели (5) определяется как

$$s_{j,k+q}^{\mu}(t) = \sum_{l=1}^{p_j^{\mu}} \gamma_{j,l}^{\mu} \omega_{j,k+q-l}^{\mu}(t) - \sum_{n=1}^{h_j^{\mu}} \theta_{j,n}^{\mu} a_{j,k+q-n}^{\mu}(t).$$

2. Остаточные ошибки компоненты модели с номером  $\mu$  разрешения определяются как разность между прогнозными и фактическими значениями данных в момент времени  $t = k + q$ :  $a_{j,k+q}^{\mu}(t) = s_{j,k+q,прогноз}^{\mu}(t) - s_{j,k+q,фактич}^{\mu}(t)$ .

3. Обнаружение аномалии в компоненте с номером  $\mu$  разрешения  $j$  можно выполнить на основе проверки условия:

$$D_{U_j} = \frac{1}{U_j} \sum_{q=1}^{U_j} (a_{j,k+q}^{\mu}(t))^2 > T_{A_j}, \quad (6)$$

где  $T_{A_j}$  – некоторое наперед заданное пороговое значение, определяющее наличие в данных аномалии разрешения  $j$ ,  $U_j$  - длина окна наблюдения для разрешения  $j$ .

**Выделение аномалий и оценка их параметров на основе дискретного вейвлет-преобразования**

На основе дискретного вейвлет-преобразования для функции  $f \in L^2(R)$  получаем следующее представление в виде вейвлет-схемы [10]:

$$f(t) = \sum_{j,k} \alpha_{j,k} \Psi_{j,k}(t), \quad (7)$$

где  $\{\Psi_{j,k}\}_{(j,k) \in \mathbb{Z}^2}$  – ортонормированный базис пространства  $L^2(R)$ . Коэффициенты  $\bar{\alpha}_j = \{\alpha_{j,k}\}_{k \in \mathbb{Z}}$  являются результатом отображения  $f$  в пространство с разрешением  $j$ ,  $\alpha_{j,k} = \langle f, \Psi_{j,k} \rangle$ .

Важность представления  $f$  в виде (7) состоит в том, что разномасштабные составляющие данных сложной структуры рассортировываются и хранятся в различных пространствах  $W_j$  с разрешением  $j$ .

Процедуру выделения аномальных особенностей построим на основе нелинейных отображений вида:

$$f_A(t) = \sum_{(j,k) \in I_A} \alpha_{j,k} \Psi_{j,k}(t), \quad (8)$$

где  $f_A$  – проекция  $f$  на  $A$  векторов, индексы которых содержатся в некотором множестве  $I_A$ ;  $\{\alpha_{j,k}\}_{(j,k) \in I_A}$  – набор коэффициентов, описывающих аномальные особенности данных.

Будем считать, что функция  $f$  в окрестности некоторой точки  $\xi$  имеет аномальную особенность разрешения  $j$ , если в окрестности точки  $\xi$  выполняется условие:

$$|\alpha_{j,k}| \geq T_j, \quad (9)$$

где  $T_j$  – пороговое значение на масштабе  $j$ .

Если вейвлет  $\Psi$  имеет компактный носитель, равный  $[-C, C]$ , то множество пар точек  $(j, k)$  таких, что точка  $\xi$  содержится в носителе  $\Psi_{j,k}$ , определяют конус влияния точки  $\xi$  [10]. Так как носитель  $\Psi_{j,k}$  для разрешения  $j$  равен  $[k - C * 2^j, k + C * 2^j]$ , то конус влияния точки  $\xi$  для разрешения  $j$  определяется неравенством

$$|k - \xi| \leq C * 2^{-j}, j = -1, -2, \dots, -J. \quad (10)$$

Поэтому временная длительность аномалии для разрешения  $j$  будет определяться конусом влияния точки  $\xi$  и в соответствии с (15) равна

$$L_j = C * 2^{-j}, j = -1, -2, \dots, -J.$$

Интенсивность аномалии для разрешения  $j$  в окрестности точки  $\xi$  определим как

$$E_{j,v} = \max_k |\alpha_{j,k}|, \text{ где } k : |k - \xi| \leq C * 2^{-j}.$$

**Результаты экспериментов**

В процессе исследований использовались данные критической частоты  $f_0F2$  за период 2001 – 2011 гг.; регистрацию данных один раз в час ведет Институт космических исследований и распространения радиоволн ДВО РАН (Камчатский край, с. Паратунка). Данные содержат пропуски, что существенно затрудняет процесс их моделирования и анализа. С целью уменьшения погрешности получаемых результатов были выбраны временные периоды с наименьшим количеством пропусков. Учитывая сезонный характер ионосферного процесса, данные предварительно были разделены на сезоны и анализировались отдельно.

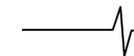
**Результаты моделирования данных  $f_0F2$ .** В качестве базисных функций использовались ортогональные вейвлеты Добеши порядка 3, которые, как показала статистика, обеспечивают наименьшую погрешность аппроксимации данных  $f_0F2$  [6].

На основе кратномасштабных разложений до уровня  $m = 3$  включительно было получено представление данных в виде

$$f_0(t) = \sum_{j=-1}^{-3} (g_j(t) + e_j(t)) + f_{-3}(t),$$

где  $g_j(t) = \sum_k d_{j,k} \Psi_{j,k}(t)$  – детализирующие компоненты разложения,  $d_{j,k} = \langle f, \Psi_{j,k} \rangle$ ;  $f_{-3}(t) = \sum_k c_{-3,k} \phi_{-3,k}(t)$  – аппроксимирующая компонента,  $c_{-m,k} = \langle f, \phi_{-m,k} \rangle$ ;  $e_j(t)$  – шумовые составляющие.

Уровень разложения определялся статистически и основывался на результатах работы [4], в которой показано, что исходные данные  $f_0F2$ , аппроксимирующие



компоненты первого и второго уровней разложения, не могут быть аппроксимированы моделью АРПСС (наблюдалась существенная автокорреляция остатков модели). Наилучшие результаты при диагностике моделей выделенных компонент были получены для уровня разложения  $m = 3$ .

Далее, на основе операции (2) были подавлены шумовые составляющие  $e_j(t)$ , результаты оценки дисперсии шума представлены в табл. 1 (анализировались периоды разных временных сезонов с различной солнечной активностью).

Результаты моделирования, выполненного на основе описанных выше операций, показали, что аппроксимирующая и детализирующая компоненты 3-го уровня разложения содержат характерные признаки данных и их первая разность имеет второй порядок авторегрессии. Полученные при оценке близкие значения параметров моделей компонент позволили получить для данных  $f_0F2$  общую многокомпонентную модель вида

$$f(t) = \sum_{\mu=1,2} \sum_{k=1, N_3^{\mu}} s_{3,k}^{\mu}(t) b_{3,k}^{\mu}(t),$$

где  $s_{3,k}^{\mu}(t) = \sum_{l=1}^2 \gamma_{3,l}^{\mu} \omega_{j,k-l}^{\mu}(t) + a_{3,k}^{\mu}(t) = (1 + 0.9B)^2 \times (1 - B) \omega_{3,k}^{\mu}(t) + a_{3,k}^{\mu}(t)$  – полученные при оценке значения  $\mu$ -ой компоненты,  $B^l \omega_{3,k}^{\mu}(t) = \omega_{3,k-l}^{\mu}(t)$ ,  $B$  – оператор сдвига назад,  $a_{3,k}^{\mu}(t)$  – остаточные ошибки модели компоненты с номером  $\mu$ .

В табл. 2, на примере 2002г., показаны параметры моделей компонент, полученные при идентификации для данных различных временных сезонов. На рис.1, в качестве примера, показаны результаты моделирования аппроксимирующей и детализирующей компонент за период с 13.12.2010 по 31.12.2010 г.

Процедура выделения аномалий в полученных компонентах  $f_0F2$  была основана на операциях (1)-(5) и

определении дисперсии ошибки прогноза (величина  $D_{U_j}$  в соотношении (6)). На рис.2-4. д, е представлены результаты расчета дисперсии ошибки прогноза в скользящем временном окне, равном 24 часа.

Таблица 1. Результаты оценки дисперсии шума в данных  $f_0F2$

Анализируемый период	Дисперсия шума
01.12.1971-18.12.1971	0.223
10.02.1972-26.02.1972	0.1704
05.02.1973-28.02.1973	0.1927
04.02.1975-25.02.1975	0.1623
07.12.1979-22.12.1979	0.2126
23.01.1981-06.02.1981	0.3152
07.02.1981-21.02.1981	0.3272
07.02.1982-28.02.1982	0.2705
07.02.1983-23.02.1983	0.2108
22.01.1987-10.02.1987	0.1671
15.02.1987-28.02.1987	0.1512
01.01.1991-26.01.1991	0.2968
12.01.1992-05.02.1992	0.3418
11.02.1999-28.02.1999	0.1996
01.12.2000-22.12.2000	0.1938
16.01.2002-25.02.2002	0.2068
01.01.2002-31.02.2002	0.1929
01.04.2002-31.05.2002	0.1511
29.12.2005-14.01.2006	0.2071
15.01.2006-04.02.2006	0.1768
01.01.2006-28.02.2006	0.1787
10.12.2010-31.12.2010	0.1716
01.12.2010-31.03.2011	0.1674
01.04.2011-31.05.2011	0.2746
01.06.2011-25.06.2011	0.1241

**Результаты выделения аномалий в ионосферных параметрах на основе дискретного вейвлет-преобразования.** Следуя результатам работы [6], в качестве базисных функций использовались ортогональные вейвлеты Добеши порядка 3. Разложение данных выполнялось до разрешения  $j = 150$ .

Выделение аномалий было основано на проверке условия (9). При построении аппроксимаций (см. соотношение (8)) пороговые значения  $T_j$  определялись в про-

Таблица 2. Результаты моделирования данных  $f_0F2$

Анализируемый период	Параметры моделей аппроксимирующих компонент		Параметры моделей детализирующих компонент	
	Значение первого параметра	Значение второго параметра	Значение первого параметра	Значение второго параметра
01.01.2002-31.03.2002	-0.9875	-0.9918	-0.9942	-0.9689
01.04.2002-31.05.2002	-0.8424	-0.8451	-0.998	-0.9068
01.06.2002-31.08.2002	-0.7019	-0.685	-0.9635	-0.9153
01.09.2002-30.11.2002	-0.9643	-0.9679	-1.021	-0.9591

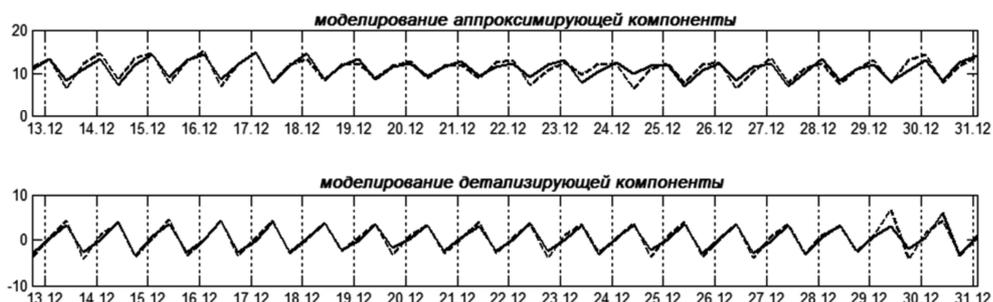


Рис.1. Результаты моделирования компонент (пунктир – исходные данные, сплошная линия – значения прогноза)

процессе работы алгоритма в скользящем окне, равном 168 отсчетов (соответствует временному интервалу 2 недели), по следующей формуле:

$$T_j = med \left| \alpha_{j,k} \right|_{1 \leq k \leq V} + \Omega * St_j,$$

где  $med$  - медиана,  $St_j = \sqrt{\frac{1}{V-1} \sum_{k=1}^V (\alpha_{j,k} - \bar{\alpha}_{j,k})^2}$ ,

$\bar{\alpha}_{j,n}$  - среднее значение, определяемое в пределах анализируемого скользящего временного окна. Для анализа возмущений различной интенсивности коэффициент  $\Omega$  изменялся в диапазоне:  $2 \leq \Omega \leq 3.5$ . Выделенные частотно-временные интервалы, содержащие аномалии, показаны на рис. 2-4.а, б, в, оттенками серого цвета. При сопоставлении результатов обработки для определения степени магнитосферной возмущенности использовались данные К-индекса (рис. 2-4. г).

**Анализ результатов.** Полученные картины распределения аномальных особенностей в пространстве (масштаб, время), представленные на рис. 2-4. а, б, в, показывают их разномасштабный характер и неравномерное распределение и по времени, и по масштабам. Анализ интенсивности и частоты появления аномалий в данных за разные годы (рис. 2-4. а, б, в), свидетельствует об их зависимости от уровня солнечной и магнитной активности. С ростом солнечной и магнитной активности интенсивность и частота появления аномалий значительно увеличивается. Данный факт также подтверждается результатами расчета дисперсии ошибки прогноза, полученными на основе моделирования (рис. 2-4 д, е), и согласуется с результатами работы [1], где представлены данные исследований ионосферных возмущений в верхней атмосфере Земли на основе GPS-мониторинга. Анализ результатов моделирования данных

(рис. 2-4 д, е) также показывает, что в периоды с высокой активностью Солнца размах дисперсии ошибок прогноза увеличивается для аппроксимирующих компонент в 7-8 раз и для детализирующих компонент в 4-5 раз по сравнению с периодами с низкой солнечной активностью.

Сопоставление полученных результатов с данными каталога землетрясений показывает, что в сейсмически спокойные периоды времени (рис. 3. д, е.) возрастание ошибок моделей наблюдается во время магнитных бурь, особенно для аппроксимирующих компонент. В периоды повышенной сейсмической активности (рис. 2,4. д, е.) характер процесса меняется, и существенное увеличение ошибок моделей наблюдается в периоды возникновения сильных землетрясений. В 2002 г. накануне землетрясения, произошедшего зимой (15.02.02), наблюдается увеличение ошибок прогноза, полученных на основе модели детализирующей компоненты разложения. В периоды землетрясений, произошедших в конце апреля и начале мая (26.04.02 и 08.05.02), увеличивается дисперсия ошибок прогноза аппроксимирующей компоненты. Накануне и после землетрясений, произошедших осенью (08.10.02 и 16.10.02), наблюдается увеличение ошибок моделей и апроксимирующей, и детализирующей компонент разложения. В 2011 г. накануне землетрясений, произошедших летом (07.06.11, 12.06.11 и 14.06.11), наблюдаются аномальные особенности и в результатах моделирования и в результатах дискретного вейвлет-преобразования. Возрастание ошибок весной (март, апрель 2002г и 2011г), возможно, связано с переходными процессами в ионосфере, характерными для данного периода времени. Также следует отметить, что анализируемые сейсмические явления в большинстве случаев наблюдаются на фоне повышенной солнечной активности.

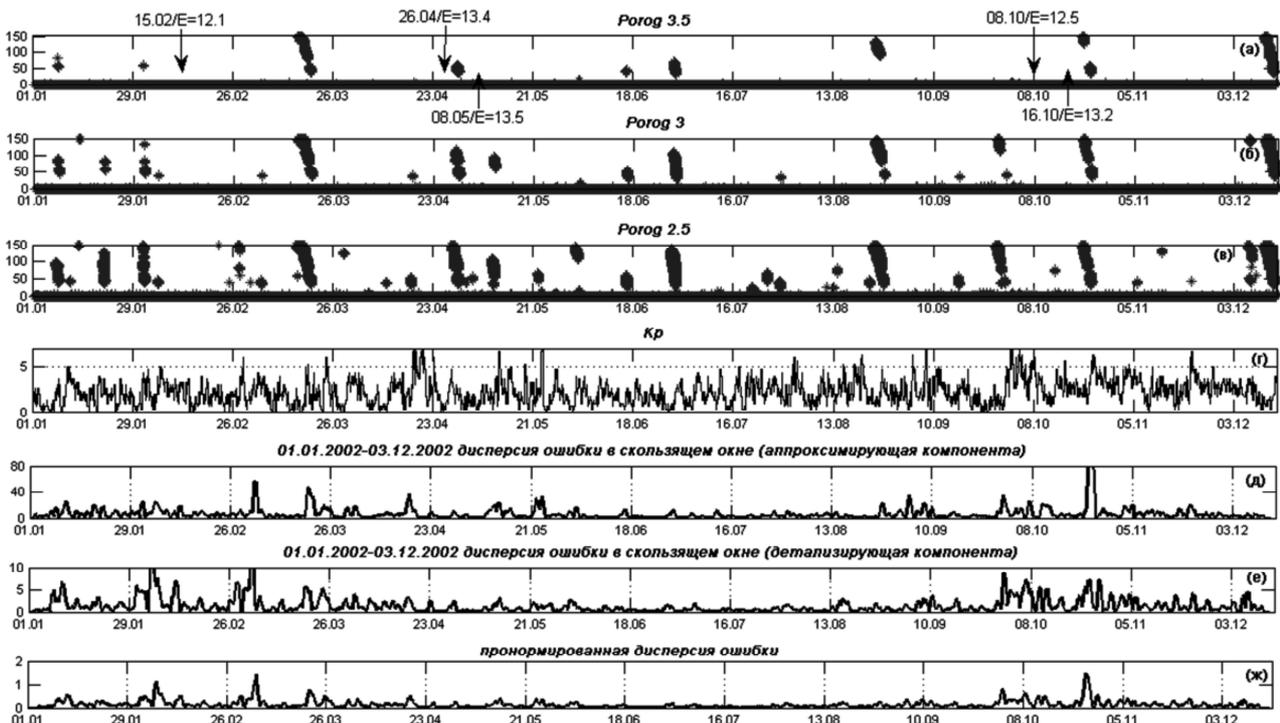


Рис. 2 Результаты моделирования данных критической частоты за период 01.01.2002-14.12.2002 г. Стрелками отмечены моменты возникновения сейсмических событий

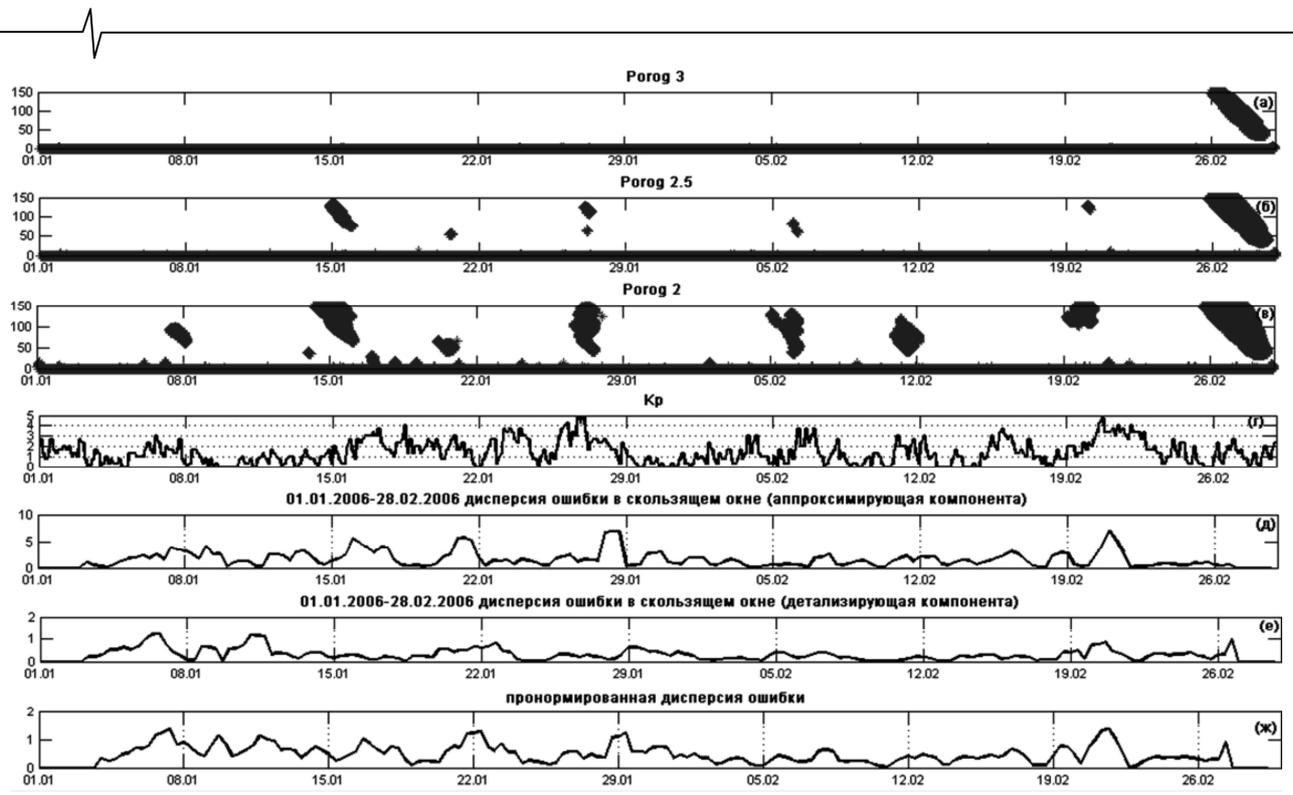


Рис.3 Результаты моделирования данных критической частоты за период 01.01.2006-28.02.2006 г. Стрелками отмечены моменты возникновения сейсмических событий

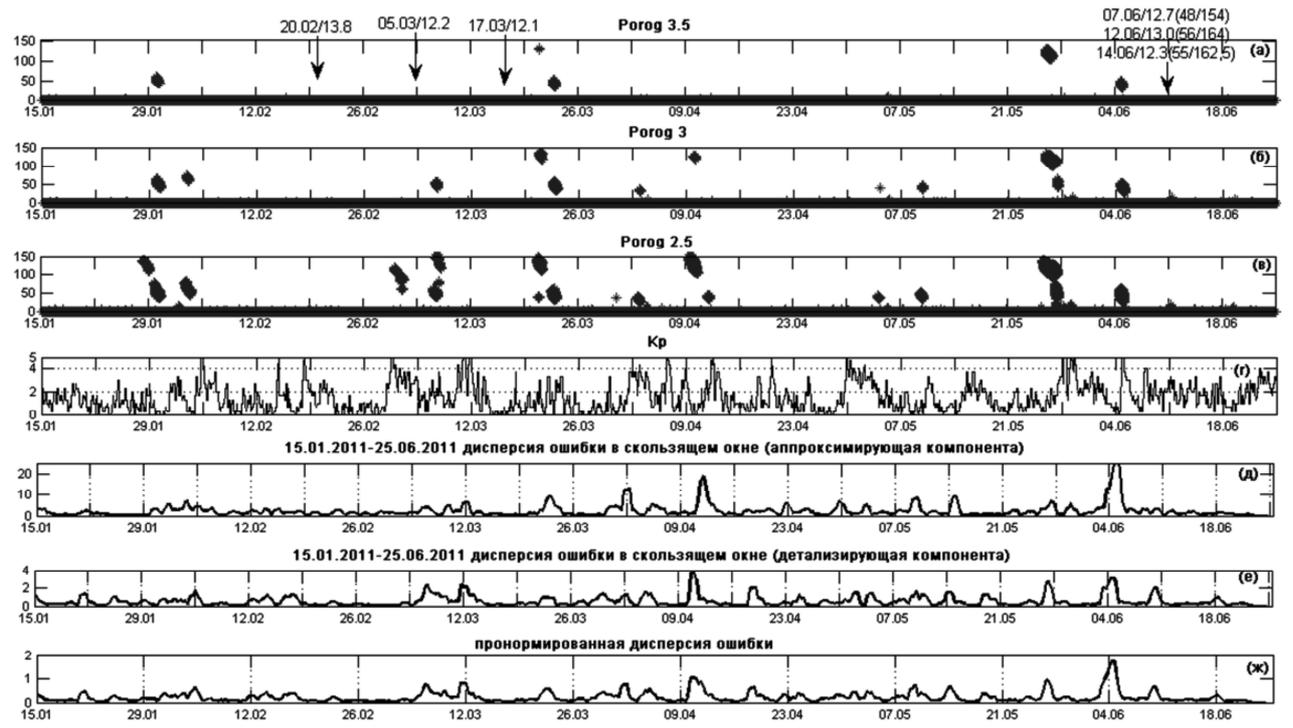


Рис.4. Моделирование данных критической частоты за период 15.01.2011-25.06.2011г. Стрелками отмечены моменты возникновения сейсмических событий

### Заключение

Предложенные в статье алгоритмы выделения и анализа аномальных особенностей в ионосферных данных позволили проанализировать вариации параметров в периоды с различной активностью Солнца и в периоды возникновения сильных землетрясений на Камчатке. Проведенный анализ подтвердил сложную нестационарную структуру данных  $f_{oF2}$ , её существенное изме-

нение при возрастании солнечной и сейсмической активности. Детальный анализ данных на основе дискретного вейвлет-преобразования показал, что в периоды возрастания солнечной или сейсмической активности в вариациях ряда  $f_{oF2}$  могут возникать аномалии, имеющие неравномерное распределение и по времени и по масштабам. Оценка интенсивности, длительности и масштаба аномалий позволяет изучить их особенности и характер

протекания на всем анализируемом временном интервале.

Работа поддержана грантом Президента РФ МД-2199.2011.9, грантом РФФИ – ДВО РАН №11-07-98514-р\_восток\_а и грантом «У.М.Н.И.К.» - №8283р/10269 от 30.06.2010 г.

Данные сейсмического каталога любезно предоставлены Камчатским филиалом геофизической службы РАН (г. Петропавловск-Камчатский).

#### Литература

1. Афраймович Э.Л. GPS- мониторинг верхней атмосферы Земли / Э.Л.Афраймович, Н.П. Перевалова - Иркутск: ГУ НУ РВХ ВСНЦ СО РАМН, 2006.-480с.
2. Дёмин М.Г. Ионосфера Земли. Плазменная гелиогеофизика. – М.: Физматлит, 2008. -Т.II, -С.92-163.
3. Липеровская Е.В., Липеровский В.А., Похотелов О.А. О возмущениях в F-области ионосферы перед землетрясениями // Геофизические исследования. -2006. -№ 6. -С. 51-58.
4. Мандрикова О.В., Глушкова Н.В. Метод моделирования данных критической частоты на основе совмещения вейвлет-преобразования и моделей авторегрессии-проинтегрированного скользящего среднего // Научные ведомости Белгородского государственного университета: Белгород. 2011г. -№ 19.-С.59-63.
5. Мандрикова О.В. Многокомпонентная модель сигнала со сложной структурой // Проблемы эволюции открытых систем. 2008. -Вып. 10. -Т. 2. -С.161-172.
6. Мандрикова О. В., Полозов Ю.А. Критерии выбора вейвлет-функции в задачах аппроксимации природных временных рядов сложной структуры // Информационные технологии. – Москва. 2012 г. -№1. -С. 31 – 36.
7. Мандрикова О.В., Глушкова Н.В. Моделирование и анализ данных критической частоты ионосферы на основе совмещения вейвлет-преобразования и моделей авторегрессии// 14-я Международная конференция «Цифровая обработка сигналов и ее применение – DSPA-2012», Москва. Т. 2. -С. 346-349.
8. Мандрикова О.В., Горева Т.С. Метод идентификации структурных компонентов сложного природного сигнала на основе вейвлет-пакетов. – Москва: Цифровая обработка сигналов.-2010 г.-№1.- С. 45-50.

9. Mandrikova O.V., Polozov Yu.A., Zaliaev T.L. Methods of analysis and interpretation of ionospheric critical frequency  $F_{o}f_2$  data based on wavelet transform and neural networks / European Seismological Commission 33-rd General Assembly (GA ESC 2012) 19.08.2012 – 24.08.2012 / [http://www.esc2012-moscow.org/files/GA\\_ESC\\_2012-Program\\_13.08.2012.xls](http://www.esc2012-moscow.org/files/GA_ESC_2012-Program_13.08.2012.xls).

10. S. Mallat A Wavelet tour of signal processing [пер. с англ.] -М.: Мир, 2005. -671 с.

11. Donoho D., Johnstone I. Minimax estimation via wavelet // Annals of Statistics, 1998, pp. 879-921.

12. Бокс Дж., Дженкинс Г. Анализ временных рядов прогноз и управление. -М.: Мир, 1974. -604 с.

13. Чуи К. Введение в вейвлеты. Пер. с английского, М.: Мир.– 2001.

#### ALGORITHMS OF SELECTION AND THE ANALYSIS OF ANOMALIES IN PARAMETERS OF CRITICAL FREQUENCY OF AN IONOSPHERE OF FOF2 ON THE BASIS OF COMBINATION OF WAVELET-TRANSFORMATION AND AUTOREGRESSIVE MODELS

*Mandrikova O.V., Glushkova N.V., Polozov Yu.A.*

Work is devoted to creation of technologies and program systems on studying of processes in an ionosphere and to selection of the anomalies arising in ionospheric plasma during the periods of increased solar or seismic activity. The method of multicomponent model operation of the ionospheric data, based on combination of wavelet-transformation with autoregressive models – the integrated moving average, allowing to analyse and a forecast of data is offered. At model operation of data the features bound to solar activity, and also arising during the periods of the strong earthquakes on Kamchatka are allocated. The analysis algorithms of ionospheric data based on a design of discrete wavelet-transformation are offered, allowing automatically to allocate anomalies in ionospheric plasma and to estimate their parameters. For an assessment of a method and algorithms data of station «Paratunka» (Kamchatka) during the period 2001-2011years were used.

### *Уважаемые коллеги!*

Для тех, кто не успел оформить подписку на первое полугодие 2013 года через ОАО «Роспечать», сохраняется возможность приобретения журналов непосредственно в редакции по адресу:  
107031, г. Москва, Рождественка, 6\9\20, стр. 1,  
Российское научно-техническое общество радиотехники, электроники и связи им. А.С. Попова, или оформить заказ в соответствии с требованиями, выставленными на сайте журнала: [www.dsra.ru](http://www.dsra.ru).

*Справки по телефонам: (495) 621-71-08, 621-06-10.*

*Факс: (495) 621-16-39. E-mail: [rntores@mail.ru](mailto:rntores@mail.ru)*