



Институт Космофизических Исследований и Распространения  
Радиоволн  
(Дальневосточное отделение Российской академии наук)



Санкт-Петербургский Государственный Электротехнический  
Университет имени В. И. Ульянова (Ленина)

# **Анализ данных нейтронных мониторов и выделение спорадических эффектов на основе нейронных сетей и вейвлет-преобразования**

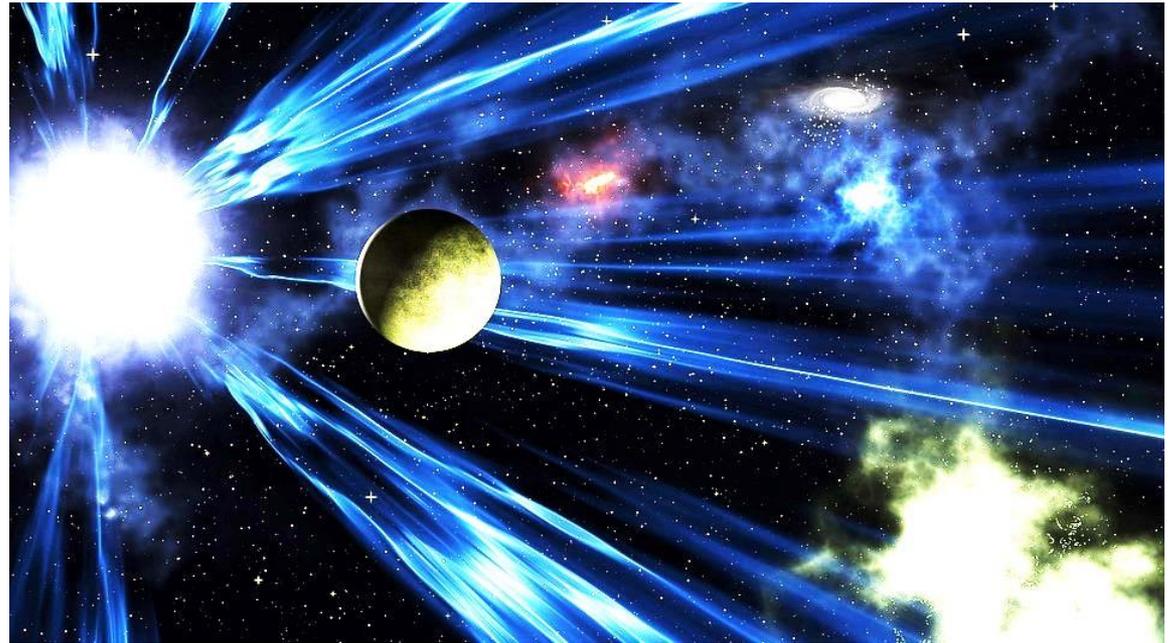
**О.В. Мандрикова, Т.Л. Заляев, В.В. Геппенер, Б.С. Мандрикова**

## *Цель исследования*

Разработка методов и автоматизированных систем для изучения процессов в околоземном пространстве в периоды повышенной солнечной активности и магнитных бурь (на примере данных космических лучей)

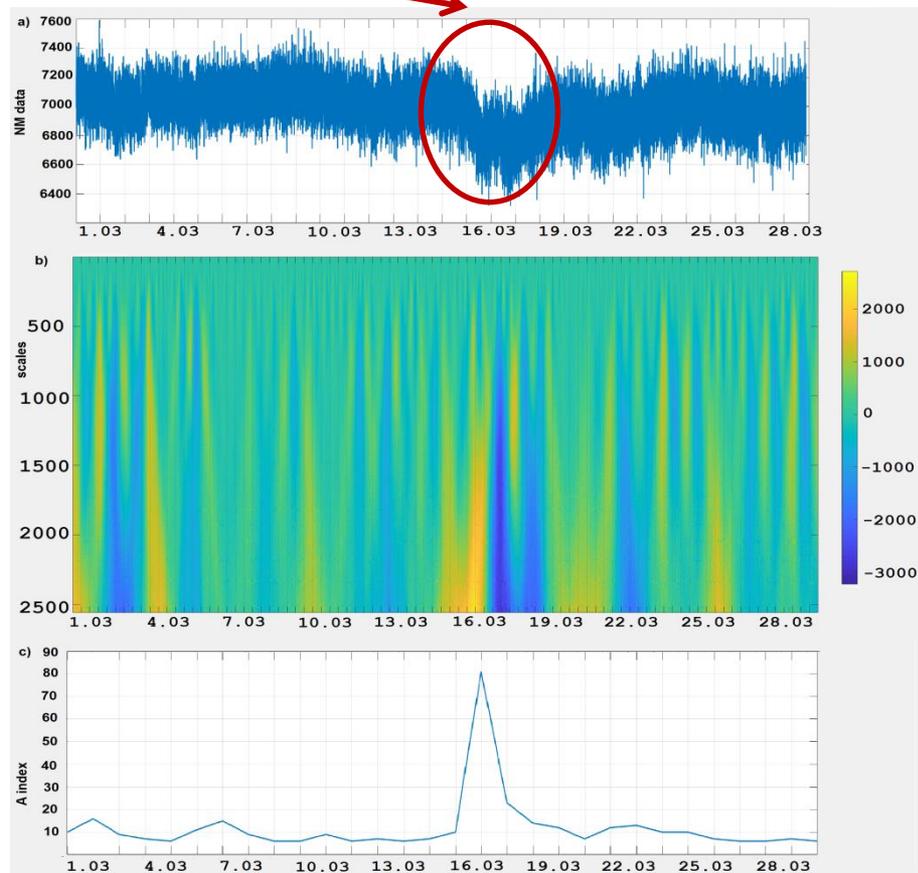
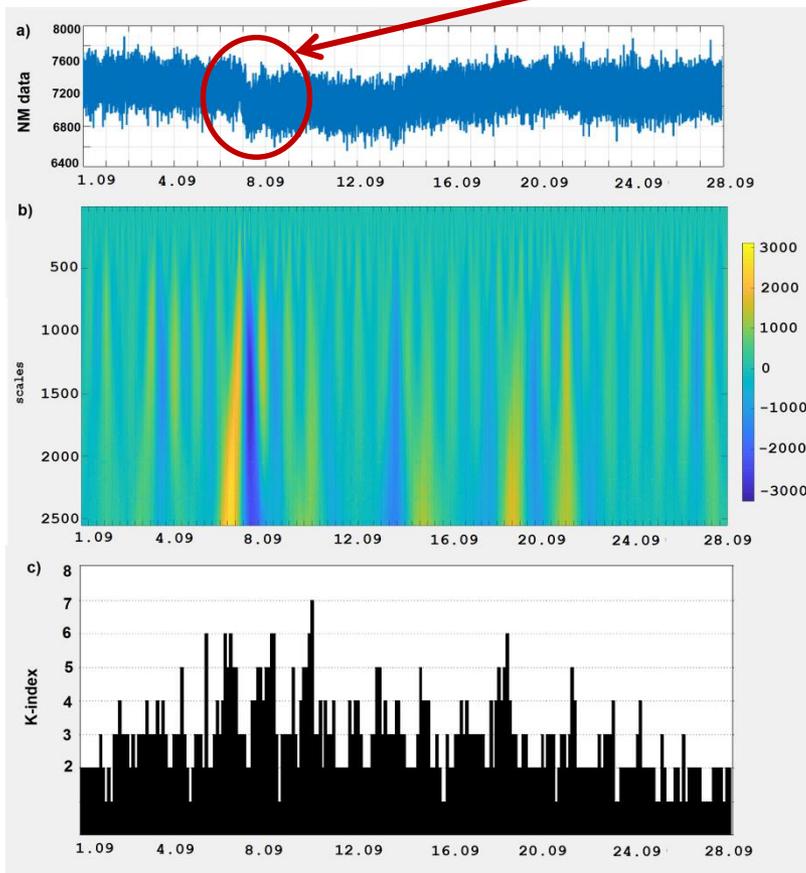
### *Прикладная задача*

Обнаружение аномалий, происходящих до и во время периодов магнитных бурь



# Классификация данных ГКЛ на основе НС векторного квантования

Аномалии в вариациях ГКЛ



# Классификация данных нейронных мониторов на основе НС LVQ

## 1. Построение архитектуры и обучающей выборки НС

1.1. Классы НС: 1) – *спокойный класс*; 2) – *слабовозмущенный класс*; 3) – *возмущенный класс*.

1.2. Размерность входного вектора – двух и трехсуточные интервалы.

1.3. Число кластеров НС:  $m=10$  – определено эмпирическим путем .

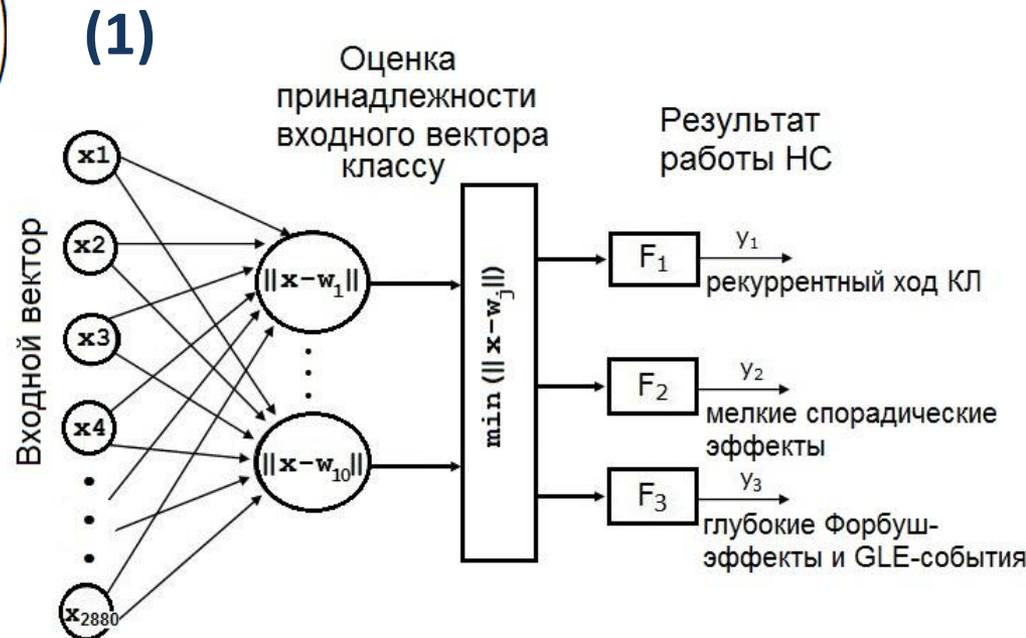
▪ Первый слой НС – слой Кохонена:

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

где  $X$  – входной вектор;  $W_j$  – матрица весов нейрона  $j$ ;

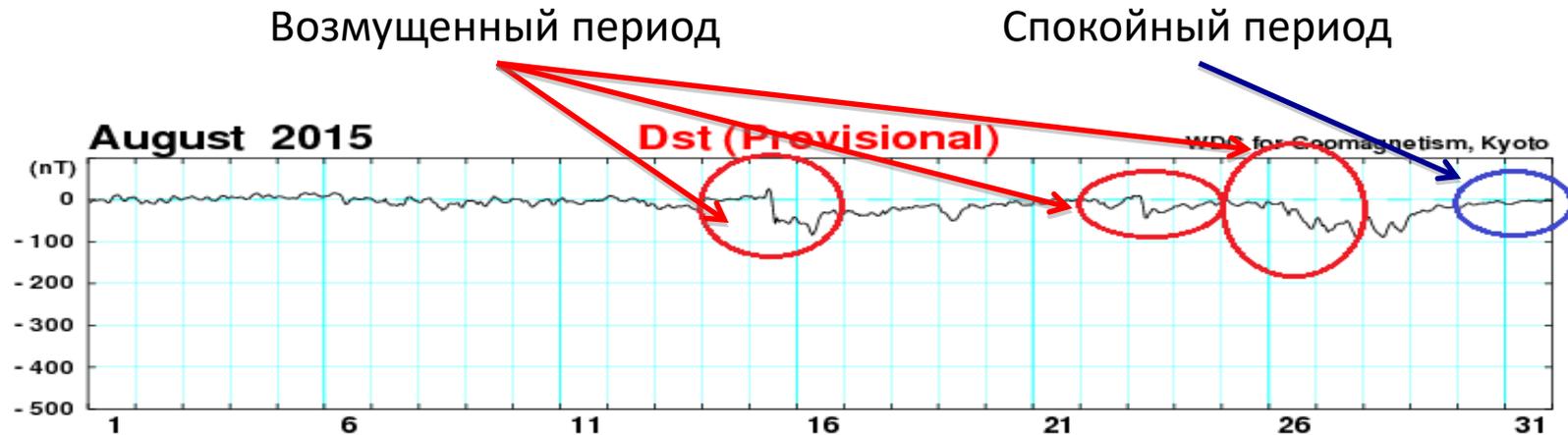
▪ Второй слой НС линейный – формируется в соответствии между номерами нейронов первого слоя (кластерами) и соответствующими классами :

$$C = \sum_k w_{kj} x_j$$



# Кластеризация данных КЛ на основе нейронной сети LVQ.

## Построение обучающей выборки нейронной сети



Спокойный период

Возмущенный период

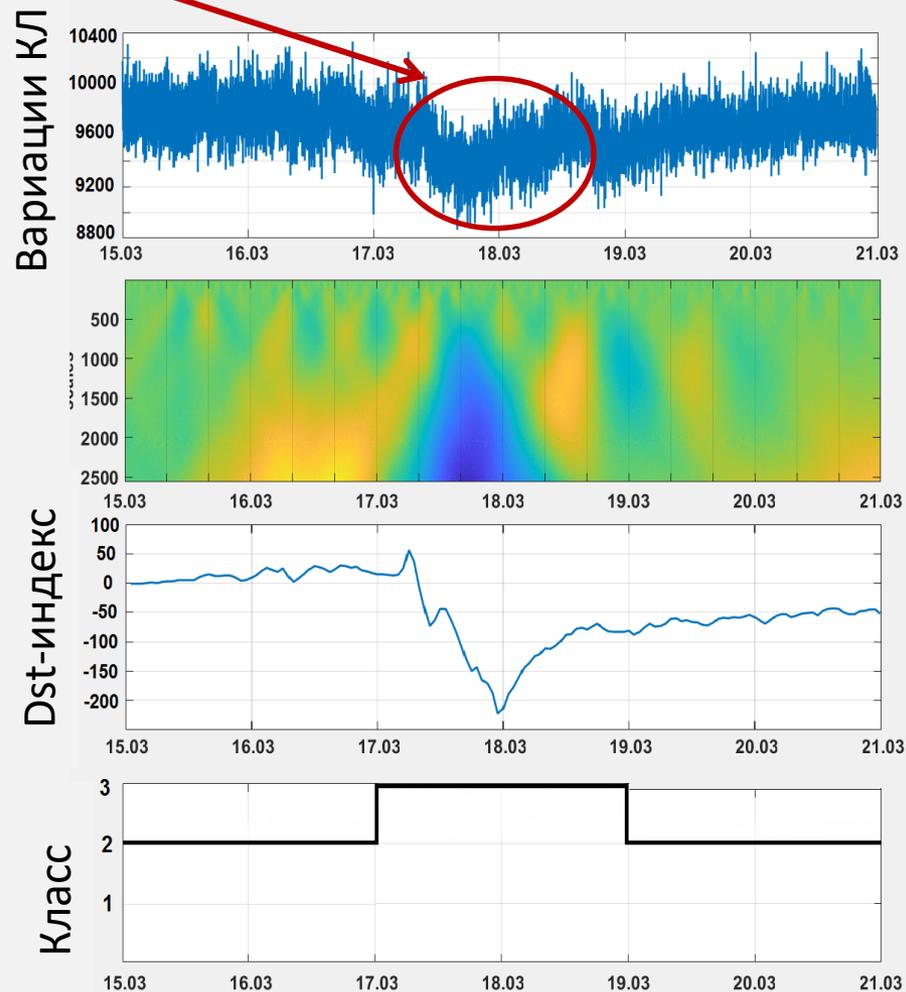
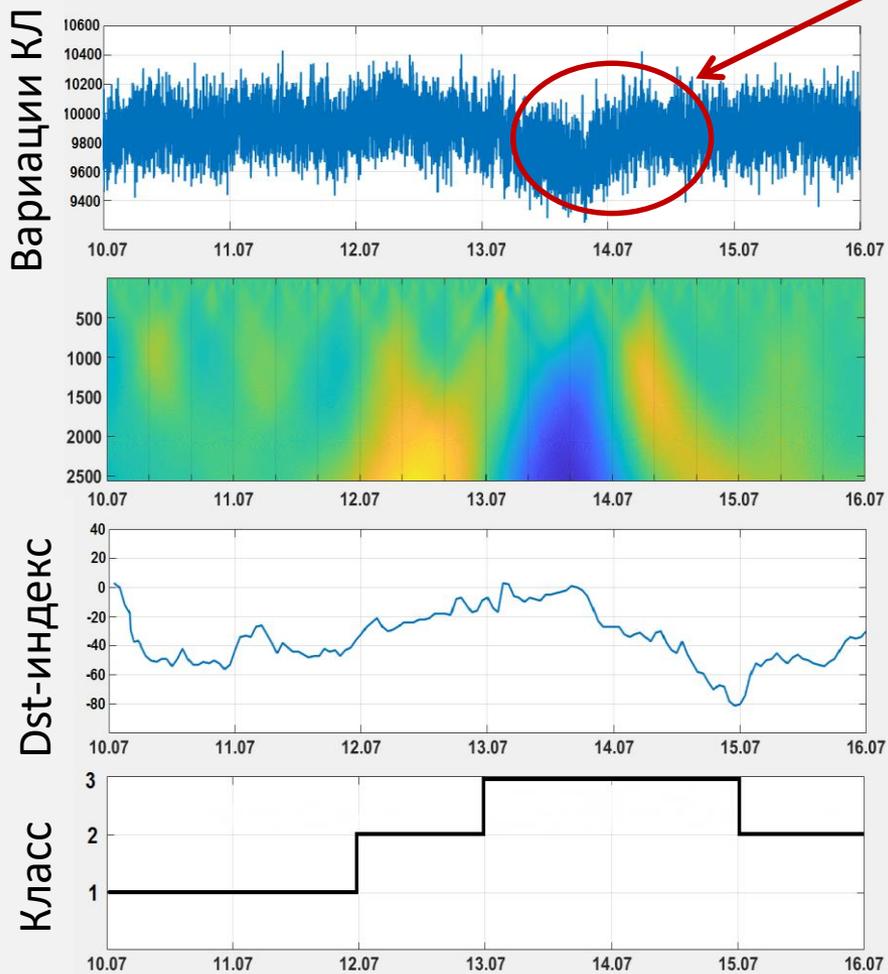
Индексы магнитной и геомагнитной активности	1 июня 2015	2 июня 2015	3 июня 2015
Bz	±2nT	±2nT	±(2-3) nT
Скорость солнечного ветра	300 км/с	300 км/с	300-350 км/с
A-индекс	6	3	3
K-индекс (max)	2	2	2

Индексы магнитной и геомагнитной активности	7 октября 2015	8 октября 2015	9 октября 2015
Bz	-10 nT – (-18) nT	±8nT	-11 nT
Скорость солнечного ветра	400-845 км/с	350-450 км/с	350-400 км/с
A-индекс	32	24	18
K-индекс (max)	6	5	4

# Классификация данных ГКЛ на основе НС векторного квантования

## Пример применения метода

Крупномасштабные спорадические эффекты



## Результаты экспериментов

С целью оптимизации работы НС выполнялась предобработка данных на основе быстрых вейвлет-разложений:

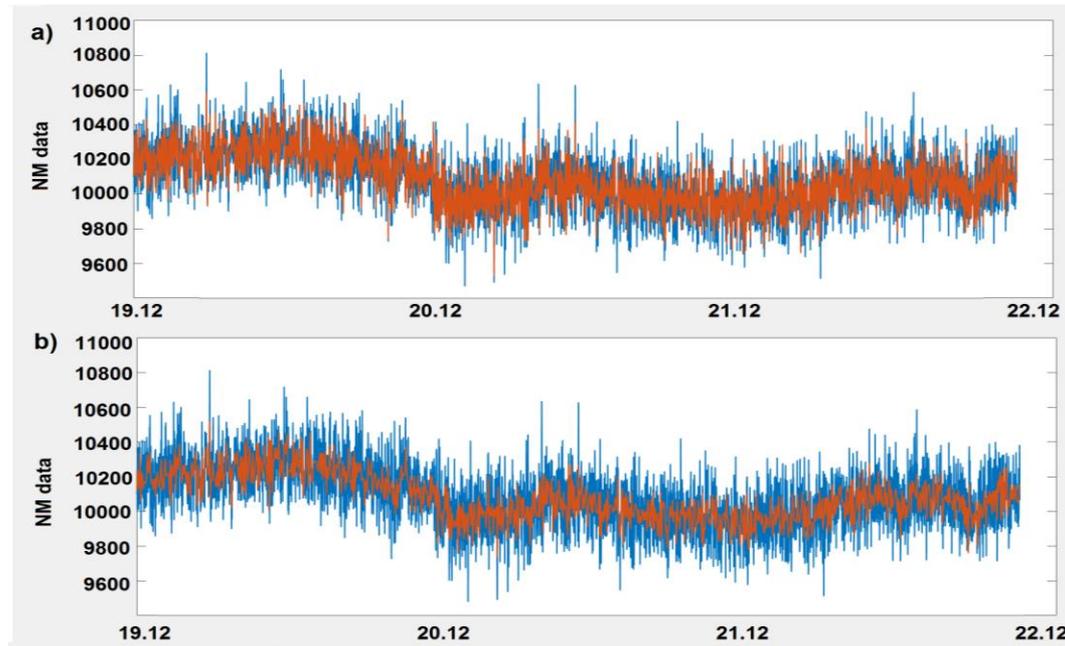
$$f(t) = f_{a,(-l)}(t) + \sum_{j=-1}^{-l} f_{d,j}(t), \text{ где}$$

$$f_{a,(-l)}(t) = \sum_n c_{-l,n} \phi_{-l,n}(t) -$$

– аппроксимирующая компонента,

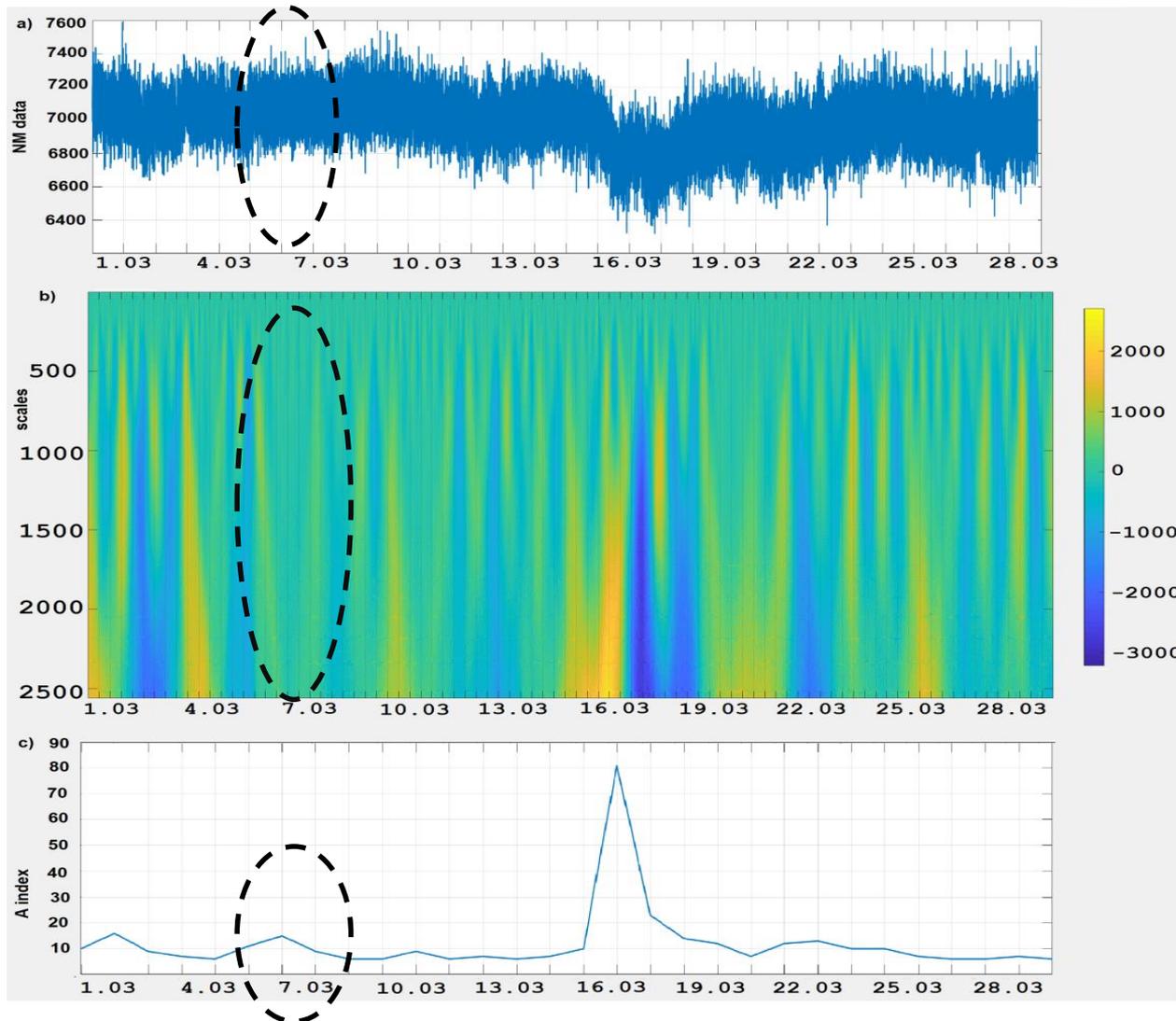
$$f_{d,j}(t) = \sum_n d_{j,n} \Psi_{j,n} - \text{детализирующие компоненты,}$$

$$\Psi_j = \{\Psi_{j,n}\}_{n \in \mathbb{Z}} - \text{вейвлет-базис}$$



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%

# Анализ результатов работы НС векторного квантования



Анализ показал: динамика вторичных космических лучей не всегда находит отражение в состоянии магнитосферы.

# Обобщенная модель данных нейтронного монитора

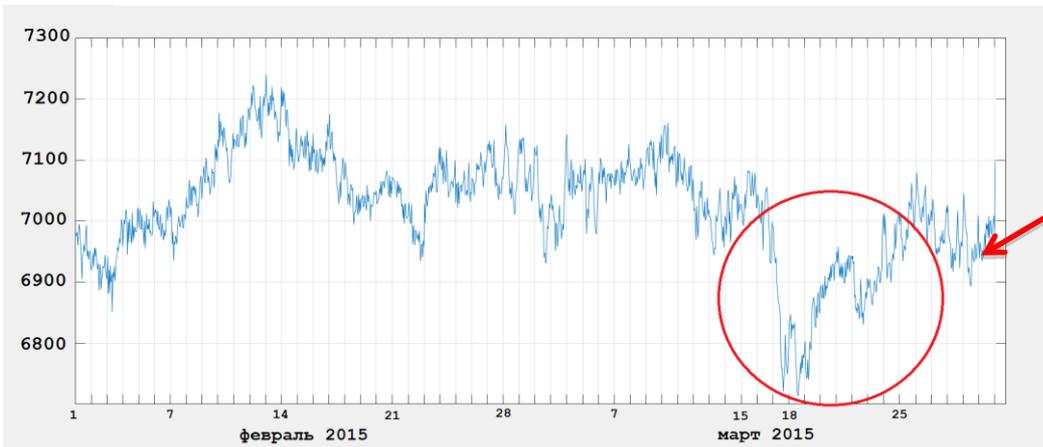
Рекуррентная  
компонента

Крупномасштабная  
спорадическая  
компонента

Мелкие  
спорадические  
эффекты

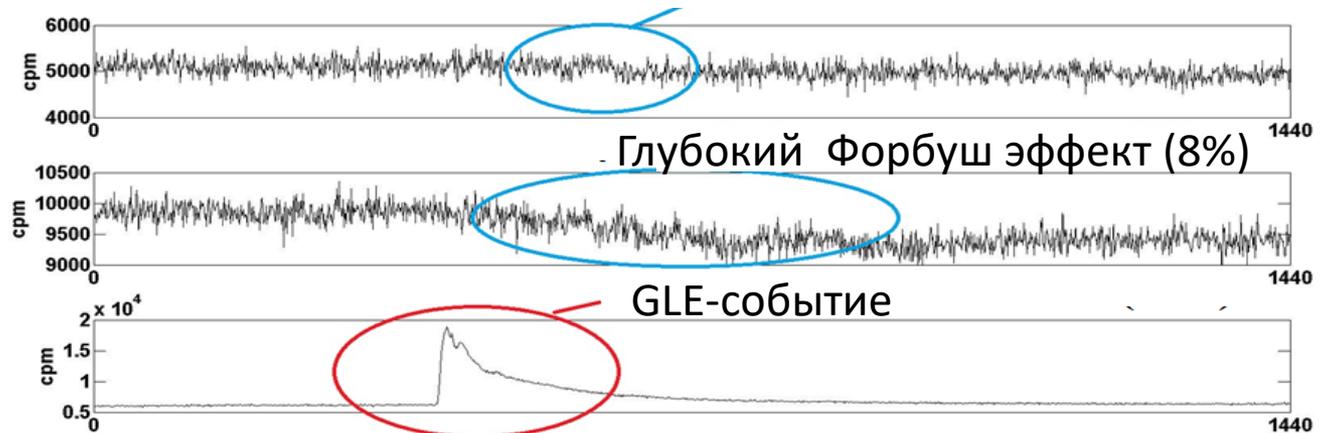
Ошибка

$$f_{\text{НМ}}(t) = \sum_n r_n \phi_n + \sum_k \sum_n l_n^k \rho_n^k + \sum_g \sum_n s_n^g \tau_n^g + e(t) \quad (2)$$



Форбуш-эффект

Мелкий Форбуш эффект (0.3%)



Глубокий Форбуш эффект (8%)

GLE-событие

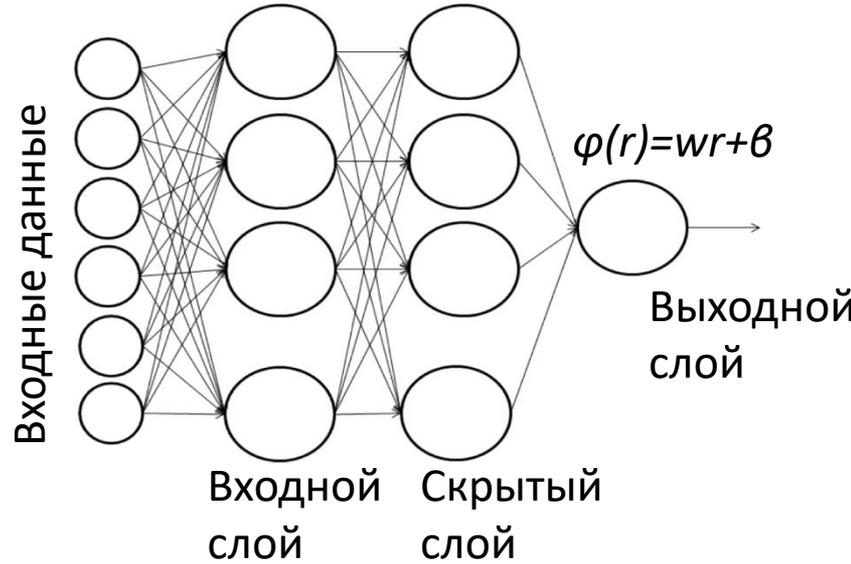
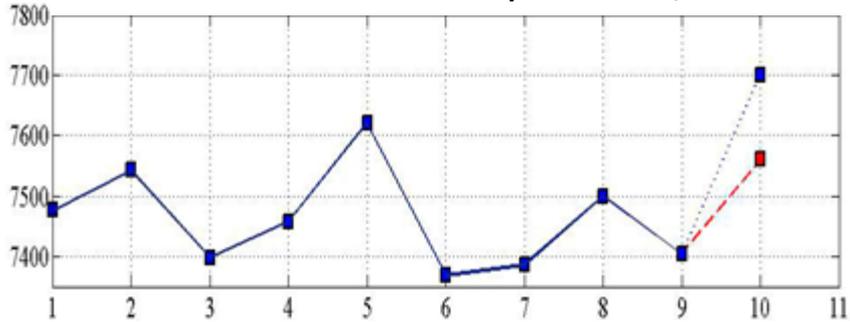
# Оценка параметров рекуррентной составляющей космических лучей

$$F: R(t) \rightarrow \overline{\overline{R(t)}} \quad R(t) = \sum_n r_n \phi_n \quad (3)$$

Сети были построены:  
 - с учетом уровня солнечной активности  
 - отдельно для разных станций

$$\Phi_{sygm}(\lambda(n)) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha\lambda(n)}}$$

Статическая экстраполяция



$$\overline{\overline{r_n}} = \sum_{i=1}^{\gamma_2} \alpha_i \Phi_{sygm} \left( \sum_{j=1}^{\gamma_1} w_{ij} \Phi_{sygm} \left( \sum_{k=1}^{\gamma_0} w_{jk} r_{n-k} + \beta_k \right) + \beta_j \right) + \beta \quad (4)$$

где  $\Phi_{sygm_{\text{сигм}}}(\lambda(n)) = \frac{1}{1+e^{-\alpha\lambda(n)}}$  – функция активации  $w_{jk}, w_{ij}, \alpha_i$  – Веса НС  
 $\beta_k, \beta_j, \beta$  – пороги нейрона  $\gamma_0$  – размерность входного вектора  $\gamma_1$  и  $\gamma_2$  – кол-во нейронов в 1 и 2 слоях

# Крупномасштабные спорадические эффекты в вариациях космических лучей

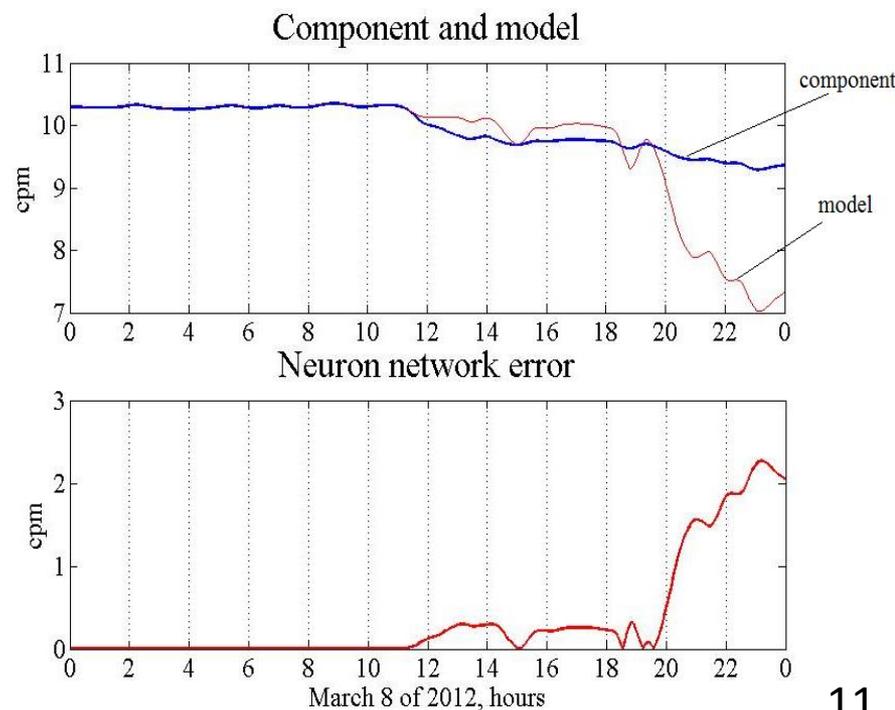
$$f_{\alpha}(t) = R(t) + \sum_k L_k(t) ; R(t) = \sum_n r_n \phi_n \quad (5)$$

$$\bar{r}_n = \sum_{i=1}^{\gamma_2} \alpha_i \Phi_{\text{sygm}} \left( \sum_{j=1}^{\gamma_1} w_{ij} \Phi_{\text{sygm}} \left( \sum_{k=1}^{\gamma_0} w_{jk} r_{n-k} + \beta_k \right) + \beta_j \right) + \beta$$

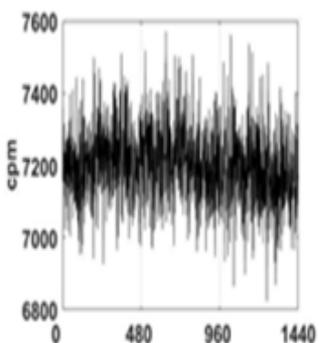
$$e(n) = \bar{r}_n - r_n \quad \text{- Ошибки НС}$$

На основе анализа ошибок НС могут быть оценены параметры спорадических особенностей:

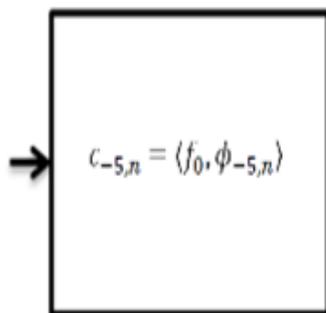
1. Момент возникновения
2. Длительность
3. Амплитуда



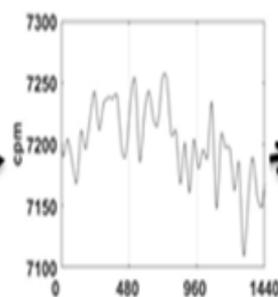
# Преобразование данных ГКЛ на основе совмещения вейвлет-преобразования и нейронных сетей



Данные нейтронного монитора

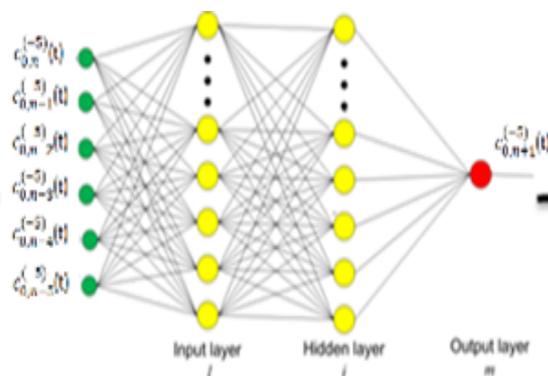


Вейвлет-разложение

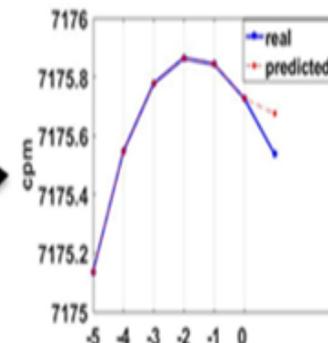


Компонента

$$f_0^{a,-5}(t) = \sum_n c_{0,n}^{-5} \phi_{0,n}(t)$$



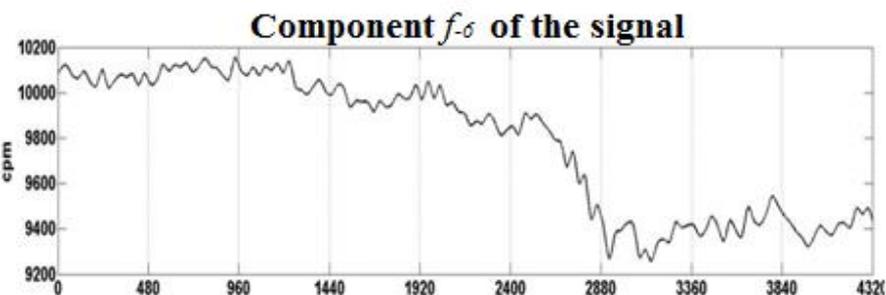
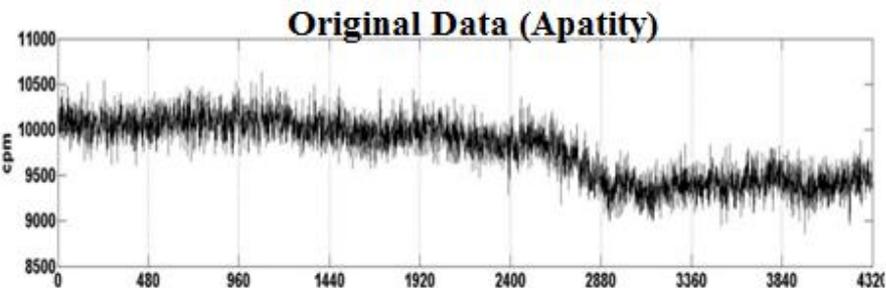
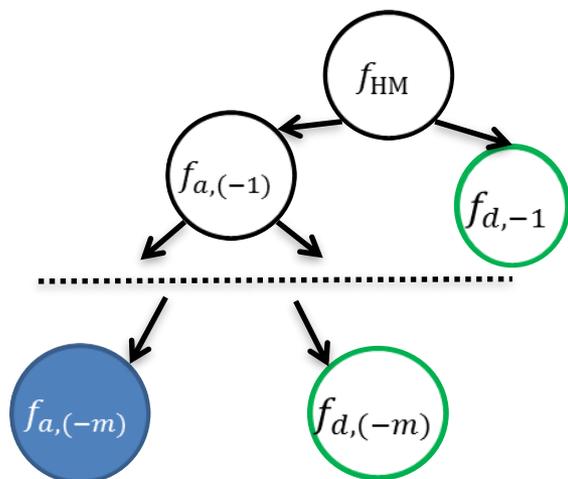
Аппроксимация данных на основе нейронной сети



Статистическая экстраполяция данных

# Выделение рекуррентных компонент в вариациях космических лучей

Кратномасштабный вейвлет-анализ



1. Для каждого уровня разложения  $m$  КМА получаем представления:

$$f_{a,(-m)}(t) = \sum_n c_{-m,n} \phi_{-m,n}(t).$$

2. Проектируем НС с фиксированным числом нейронов в каждом слое:

$$F: f_{a,(-m)} \rightarrow \overline{\overline{f_{a,(-m)}}}$$

3. Оцениваем ошибку НС:

$$E(m) = \frac{\|\overline{\overline{f_{a,(-m)}}}(t) - f_{a,(-m)}(t)\|}{\|f_{a,(-m)}\|}.$$

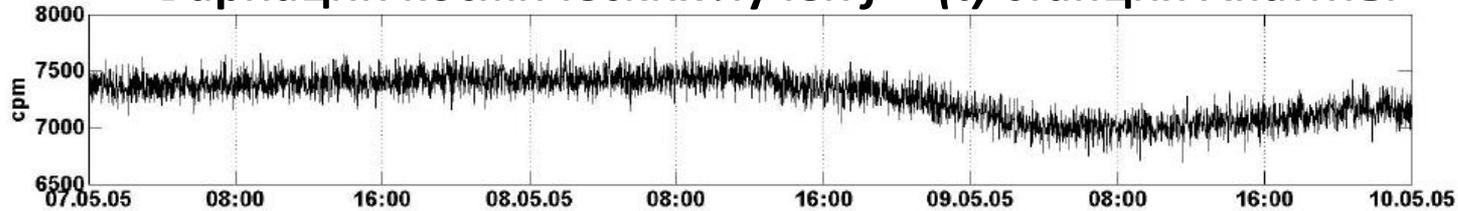
4. Оцениваем потерю информации:

$$\epsilon(m) = \frac{\|f_{HM}(t) - f_{a,(-m)}(t)\|}{\|f_{HM}\|}.$$

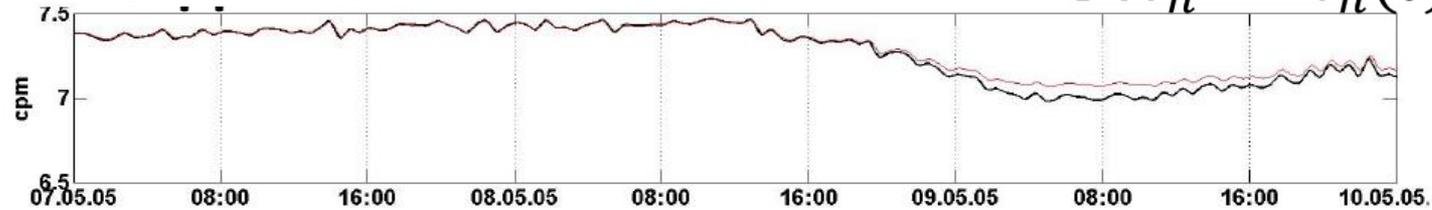
5. На основе экспериментов определяем наилучший уровень разложения  $m^*$

# Выделение спорадических эффектов на основе построенной модели

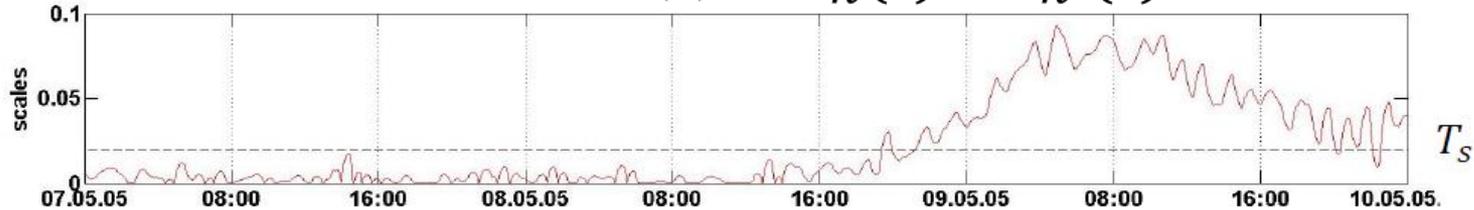
## Вариации космических лучей $f_{NM}(t)$ станция Апатиты



## Аппроксимация на основе нейронной сети: $F: r_n \rightarrow \bar{r}_n(t)$



## Ошибка НС: $e(t) = \bar{r}_n(t) - r_n(t)$



## Оценка метода в спокойный период и период гелиосферных нарушений

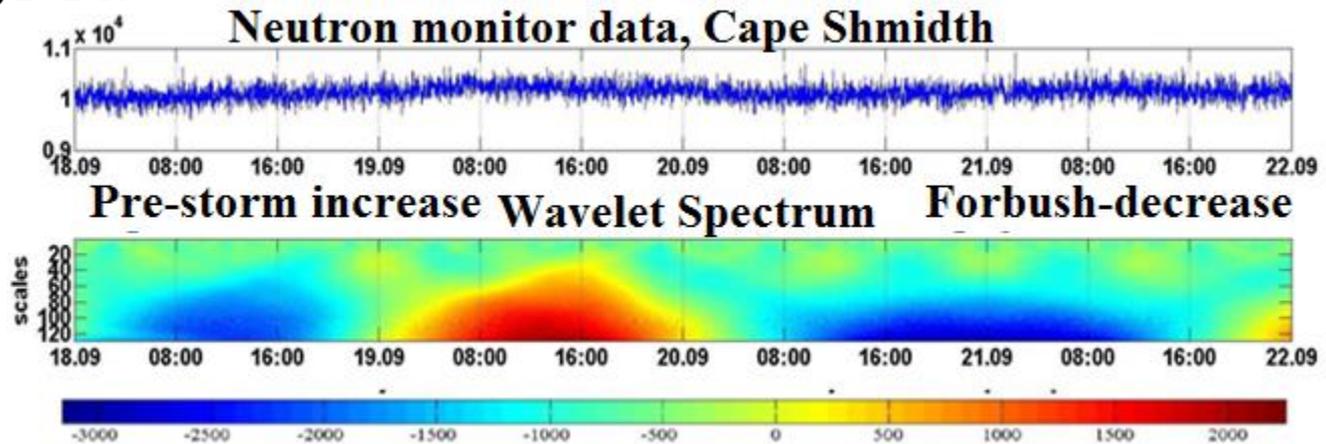
Период / состояние	Apatity $\overline{e(n)}$	Cape Shmidt $\overline{e(n)}$
26.05.2005-27.05.2005/спокойный	0, 0024	0, 0031
08.05.2005- 10.05.2005/возмущенный	0, 0283	0, 0127

# Детальный анализ данных космических лучей

## 1. Непрерывное вейвлет-преобразование:

$$f_{NM} : (W_{\Psi} f_{b,s}) := |s|^{-\frac{1}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \Psi \left( \frac{t-b}{s} \right) dt,$$

$$f \in L^2(R), s, b \in R$$



## 2. Применение пороговых функций:

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

где  $W_{\Psi} f_{b,s}^{med,l}$  – медианное значение, в скользящем временном окне длины  $l$ .  $T_s^l = U * \sigma_s^l$  – пороговый коэффициент, где

$$\sigma_s^l = \sqrt{\left( \frac{1}{l} - 1 \sum_{k=1}^l (W_{\Psi} f_{b,s} - \overline{W_{\Psi} f_{b,s}})^2 \right)}$$

– стандартное отклонение в скользящем временном окне длины  $l$

$\overline{W_{\Psi} f_{b,s}}$  – медианное значение,  $U$  – пороговый коэффициент

# Локализация спорадических эффектов

20.06.2015-23.06.2015

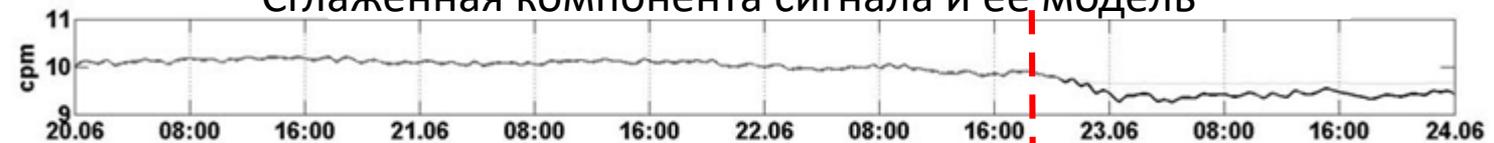
Начало бури

←

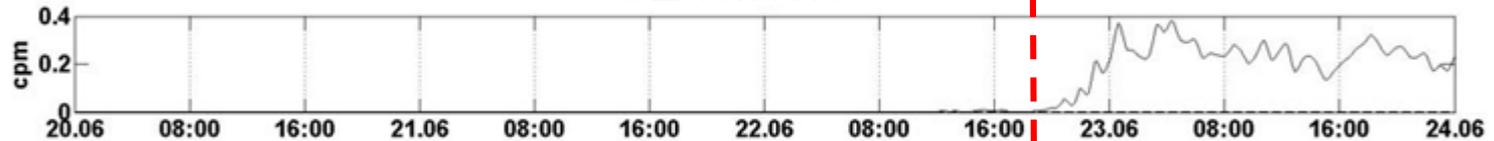
Данные нейтронных мониторов, Апатиты



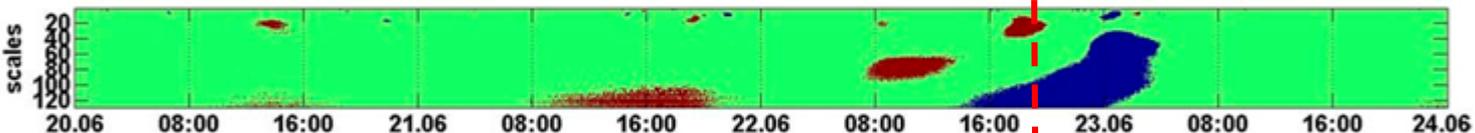
Сглаженная компонента сигнала и ее модель



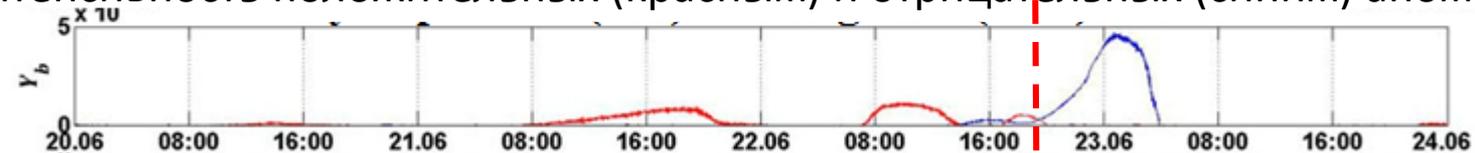
Ошибка НС



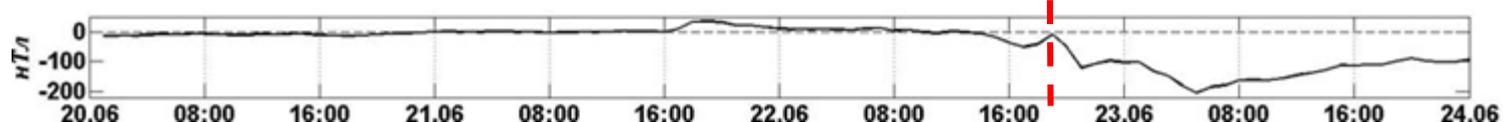
Выделенные аномалии



Интенсивность положительных (красным) и отрицательных (синим) аномалий



Dst-индекс



# Данные космических лучей и метод их анализа

$$f_{\text{НМ}}(t) = \sum_n r_n \phi_n + \sum_k \sum_n l_n^k \rho_n^k + \sum_g \sum_n s_n^g \tau_n^g + e(t) = R(t) + \sum_k L_k(t) + \sum_g S_g(t) + e(t)$$

Данные КЛ

## Кратно-масштабный анализ (КМА)

Изучение структуры данных и выделение полезной информации

## Нейронные сети прямого распространения

Универсальный аппроксиматор, позволяет построить модель с неполной априорной информацией

$$f_{\alpha} = R(t) + \sum_k L_k(t)$$

## Нейронная сеть LVQ

Классификация данных и определение состояния потока галактических космических лучей

## Непрерывное вейвлет-преобразование

Детальный анализ данных, выделение спорадических особенностей и оценка их параметров

$$f_{\beta} = \sum_k L_k(t) + \sum_g S_g(t)$$

# Выводы

Результаты применения нейронных сетей различной архитектуры показали перспективность использования данного аппарата для анализа данных галактических космических лучей и обнаружения спорадических эффектов.

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.

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. Непрерывное вейвлет-преобразование позволяет выявлять Форбуш-эффекты мадой амплитуды. Методы реализованы в открытой программной среде (<http://aurorasa2.ikir.ru:8580>, <http://www.ikir.ru:8180>).



Российский  
научный фонд

**Грант РСФ №14-11-00194 «Интеллектуальные средства и программные системы для анализа динамических процессов в магнитосферно-ионосферной системе в периоды возмущений»**