

# Применение вейвлет-преобразования и нейронной сети Автокодировщик для анализа сложных данных

В.В. Геппенер<sup>1</sup>, Б.С. Мандрикова<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина), Профессора Попова, 5, Санкт-Петербург, Россия, 197022

<sup>2</sup>Институт космических исследований и распространения радиоволн ДВО РАН, Мирная, 7, Паратунка, Камчатский край, Россия, 684034

## Аннотация

Выполнено сравнение аппарата вейвлет-преобразования и нейронной сети Автокодировщик для задачи анализа данных сложной структуры. На примере данных космических лучей показана эффективность методов для обнаружения аномальных эффектов разной амплитуды и длительности. Эмпирически доказано, что объединение конструкций вейвлет-преобразования с сетью Автокодировщик повышает эффективность обнаружения аномальных эффектов.

## Ключевые слова

Автокодировщик, вейвлет-преобразование, данные сложной структуры, космические лучи

## 1. Введение

Предложено объединение конструкций вейвлет-преобразования и нейронной сети (НС) Автокодировщик для анализа данных сложной структуры. В работе рассматриваются данные наземных нейтронных мониторов (регистратор космических лучей на поверхности Земли), анализ которых важен при выполнении прогноза космической погоды. Применение НС позволяет эффективно строить нелинейные зависимости, адаптироваться к изменениям данных, а также обеспечивает оперативный режим получения информации. Автокодировщик успешно решает задачу извлечения зависимостей в данных (путем минимизации ошибки восстановления), а также хорошо подавляет шум [1]. Вейвлет-преобразование позволяет детально изучить частотно-временную структуру данных, выделить полезную информацию и подавить шум [2]. В работе применяется суперпозиция ортогонального кратномасштабного анализа (КМА) и непрерывного вейвлет-преобразования (НВП).

В настоящее время изучение факторов космической погоды и их воздействия на людей, космическую деятельность и технические средства приобрело особую актуальность [3]. В настоящее время не существует математических методов, моделей или подходов, способных своевременно и с допустимой точностью выполнять анализ космических лучей (КЛ). Данная проблема обусловлена высоким уровнем шума и априорной неопределенностью данных. В работе показано, что предлагаемый подход позволяет справиться с некоторыми проблемами обработки и анализа данных КЛ.

## 2. Описание метода

Применение конструкций вейвлет-преобразования:

Шаг 1. Выполнение КМА:  $f^j(t) = \sum_{k=j-1}^{j-m} \sum_n d_{k,n} \Psi_{k,n}(t) + \sum_n c_{j-m,n} \varphi_{j-m,n}(t)$ ,  $\bar{c}^j = \{c_{j,n}\}_{n \in \mathbb{Z}} \in V_j$ ,  $d^j = \{d_{j,n}\}_{n \in \mathbb{Z}} \in W_j$ ;  $c_{j,n} = \langle f, \varphi_{j,n} \rangle$ ,  $d_{j,n} = \langle f, \Psi_{j,n} \rangle$ .

Шаг 2. Выполнение НВП

$$(W_{\Psi} f_{b,s}) := |s|^{-\frac{1}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \Psi\left(\frac{t-b}{s}\right) dt, f \in L^2(\mathbb{R}), s, b \in \mathbb{R}, s \neq 0$$

Шаг 3. Применение пороговой функции  $P_{T_s}$ :

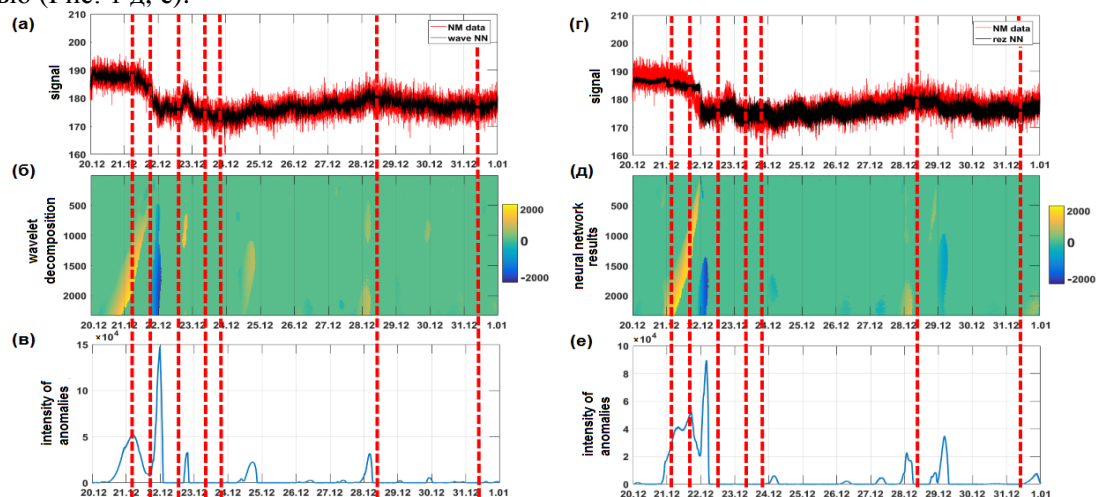
$$P_{T_s}(W_{\Psi f_{b,s}}) = \begin{cases} W_{\Psi f_{b,s}}, & \text{если } (W_{\Psi f_{b,s}} - W_{\Psi f_{b,s}}^{med,l}) \geq T_s^l \\ 0, & \text{если } |W_{\Psi f_{b,s}} - W_{\Psi f_{b,s}}^{med,l}| < T_s^l \\ -W_{\Psi f_{b,s}}, & \text{если } (W_{\Psi f_{b,s}} - W_{\Psi f_{b,s}}^{med,l}) < -T_s^l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

где  $W_{\Psi f_{b,s}}^{med,l}$  – медианное значение, рассчитанное в скользящем временном окне длины  $l$ .

$T_s^l = U * \sigma_s^l$  – порог,  $\sigma_s^l = \sqrt{\left(\frac{1}{l} - 1 \sum_{k=1}^l (W_{\Psi f_{b,s}} - \overline{W_{\Psi f_{b,s}}})^2\right)}$ ,  $\overline{W_{\Psi f_{b,s}}}$  – среднее значение.

Шаг 4. Оценка интенсивности аномалий:  $sum(t) = \sum_s P_{T_s}(W_{\Psi f_{b,s}})$ .

Автокодировщик — глубокая НС прямого распространения, использующая метод обратного распространения ошибки и обучение без учителя. На Рисунке 1 г-е представлен результат применения НС. Для обучения сети использовались минутные данные нейтронных мониторов (НМ) за 2013-2015 гг. Исследование показало, что совместное применение сети и конструкций вейвлет-преобразования позволяет эффективно детектировать аномалии в данных НМ (Рис. 1 б, д) и оценить их интенсивность (Рис. 1 в, е). Пример показывает, малоамплитудный Форбуш-эффект 22 декабря успешно детектирован на основе вейвлет-преобразования (Рис. 1 б, в), а малоамплитудный Форбуш-эффект 31 декабря – нейронной сетью (Рис. 1 д, е).



**Рисунок 1:** а) красным цветом – исходные данные НМ за 20-31 декабря 2014 г. станции Инувик, черным – применение КМА; б) выделенные аномалии, желтым цветом – повышение интенсивности КЛ, синим – понижение; в) интенсивность выделенных аномалий; г) черным цветом – исходные данные НМ, красным – решение НС; д) выделенные аномалии, желтым цветом – повышение интенсивности КЛ, синим – понижение; е) интенсивность аномалий

### 3. Заключение

Выполнено сравнение аппарата вейвлет-преобразования и нейронной сети Автокодировщик для анализа данных сложной структуры. На примере данных космических лучей показано, что объединение конструкций вейвлет-преобразования с нейронной сетью повышает эффективность обнаружения аномальных эффектов малой амплитуды и длительности.

### 4. Литература

- [1] Гудфеллоу, Я. Глубокое обучение / Я. Гудфеллоу, И. Бенджио, А. Курвилль. – Издательство "ДМК Пресс", 2018. – 652 с.
- [2] Малла, С. Вейвлеты в обработке сигналов. – М.: Мир, 2005. – 671 с.
- [3] Кузнецов, В.Д. Космическая погода и риски космической деятельности // Космическая техника и технологии. – 2014. – № 3(6). – С. 3-13.