

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МЕТОДОВ ДЕТРЕНДИРОВАНИЯ ДЛЯ ОБНАРУЖЕНИЯ ЭФФЕКТОВ СОЛНЕЧНЫХ ВСПЫШЕК В ВАРИАЦИЯХ АМПЛИТУДЫ СДВ РАДИОСИГНАЛОВ

Х.Х.З. Нгуен, А.С. Полегаев

Иркутский национальный исследовательский технический университет, Иркутск, Россия,
hd04011996@gmail.com

APPLYING DETRENDING METHODS FOR DETECTING THE SOLAR FLARE EFFECTS IN AMPLITUDE VARIATIONS OF VLF SIGNALS

K.H.D. Nguyen, A.S. Poletaev

Irkutsk National Research Technical University, Irkutsk, Russia, hd04011996@gmail.com

Аннотация. Исследование направлено на анализ влияния солнечных вспышек на распространение СДВ сигналов в волноводе Земля — ионосфера. В работе предложены методы детрендинга для выявления и анализа проявления эффектов солнечных вспышек в вариациях амплитуды СДВ сигналов. В ходе исследования было проведено сравнение трех методов детрендинга: фильтрации низких частот (ФНЧ), нелинейной регрессии и использования нейросети автоэнкодера. Каждый метод был применен для анализа временных рядов амплитуды СДВ сигнала 22.2 кГц с целью выявления аномальных изменений. Полученные результаты демонстрируют эффективность работы нейросети автоэнкодера в сравнении с традиционными методами детрендинга, что подчеркивает потенциал использования современных методов машинного обучения в анализе больших массивов данных по распространению СДВ радиоволн в условиях возмущений ионосферы из-за воздействия солнечных вспышек.

Ключевые слова: сверхдлинные волны, автоэнкодер, солнечные вспышки, аномалия, нейронная сеть, ионосфера, нелинейная регрессия

Abstract. This study focuses on analyzing the impact of solar flares on the propagation of VLF signals in the Earth-ionosphere waveguide. The paper proposes detrending methods for detecting and analyzing the effects of solar flares on variations in VLF signal amplitude. The study compares three detrending methods: low-pass filtering (LPF), nonlinear regression, and the use of a neural network autoencoder. Each method was applied to analyze time series of VLF signal amplitude at 22.2 kHz to detect anomalous changes. The obtained results demonstrate effectiveness of the neural network autoencoder compared to traditional detrending methods. This result shows high potential of modern machine learning methods in analyzing large datasets on VLF signal propagation under the influence of solar flare disturbances.

Keywords: Very Low Frequency (VLF) signal, autoencoder, solar flares, anomaly, neural network, ionosphere, nonlinear regression.

ВВЕДЕНИЕ

Сверхдлинноволновые (СДВ) сигналы являются важным источником информации о солнечной активности и воздействии излучения на нижнюю ионосферу. Измерения амплитуды и фазы СДВ сигналов предоставляют ценные данные для исследования солнечно-земных взаимодействий и их влияния на системы радиосвязи и навигации. Солнечные вспышки [Сыроватский и др., 2018], как один из основных проявлений солнечной активности, могут приводить к значительным возмущениям в ионосфере, вызывая изменения условий распространения радиоволн. Обнаружение этих эффектов в СДВ сигналах является важным шагом для понимания и прогнозирования потенциальных воздействий солнечных вспышек на распространение СДВ сигналов. Одной из сопутствующих задач является исследование эффективности различных методов устранения (детрендинга) дневного суточного хода амплитуды СДВ сигналов для обнаружения на его фоне эффектов солнечных вспышек. Необходимо выполнить сравнение эффективности классических методов, таких как нелинейная регрессия и низкочастотная фильтрация, и современных подходов с использованием нейросетевых алгоритмов, а именно сети автоэнкодера. Основным предъявляемым к применяемым методам ограничением является использование в расчетах выборки для поиска аномалий длительностью менее суток с целью исключения влияния на результат соседних дней, как это может происходить в методе

построения среднемесячного хода амплитуды [Wayne, Thomson, 2000].

АЛГОРИТМ ОБНАРУЖЕНИЯ АНОМАЛЬНЫХ СИГНАЛОВ

Исходные данные представляют собой суточный ход амплитуды сверхдлинноволнового сигнала, который характеризуется изменениями интенсивности в течение суток [Yadrennikova et al., 2018]. Амплитуда сигнала может быть подвержена значительным отклонениям в результате солнечных вспышек. На рис. 1 приведен пример вариаций амплитуды сигнала 22.2 кГц (JL, Япония). Первый день является примером хода в невозмущенных условиях, второй и третий содержат всплески (отмечены стрелками) вследствие воздействия вспышек на ионосферу. Для расчетов только используются дневные интервалы.



Рис. 1. Фрагмент СДВ сигнала JL, записанный с 1–3 апреля 2017 г., трасса Япония – Иркутск

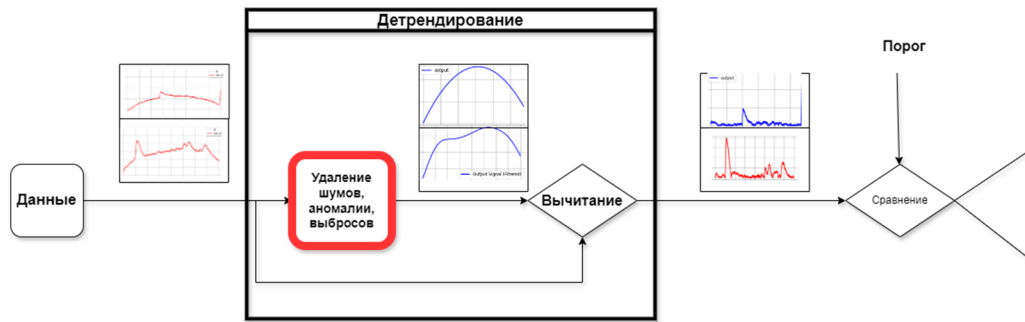


Рис. 2. Алгоритм обнаружения аномальных сигналов

Алгоритм обнаружения аномальных сигналов (рис. 2) заключается в подборе функции, которая наилучшим образом аппроксимирует общие трендовые компоненты в сигнале для последующего вычитания этой функции из исходного сигнала. В результате остаются только аномальные отклонения. Аномалии обнаруживаются путем сравнения с определенным порогом, что позволяет обнаружить отклонения от нормы в сигнале. Этот процесс позволяет выявить и, что самое главное, выделить аномалии, которые применяются в дальнейшем для анализа и интерпретации данных, а также моделирования ионосферы.

Существует ряд классических методов, широко применяемых для детрендривания сигналов. Рассмотрим основные из них, выделим преимущества и их ограничения.

Нелинейная регрессия [Пчелинцев и др., 2014] — это метод поиска модели нелинейной взаимосвязи между зависимой переменной и набором независимых переменных. В отличие от традиционной линейной регрессии, которая ограничена оценкой линейных моделей, нелинейная регрессия позволяет оценить модели с произвольными взаимосвязями между независимыми и зависимыми переменными. Однако исследуемые вариации амплитуды сигналов представлены в виде полупериода синусоидальной функции, что эквивалентно простой полиномиальной модели вида $y = a + b \cdot x^2$. Если мы определим новую переменную $w = x^2$, то получим простую линейную модель вида $y = a + b \cdot w$, которую можно оценить с использованием традиционных методов, таких как процедура линейной регрессии.

Фильтр нижних частот (ФНЧ) представляет собой цифровое устройство, целью которого является подавление составляющих сигнала, частота которых превышает определенное значение, известное как частота среза. В рамках нашей работы ФНЧ применяется с целью извлечения основной компоненты тренда СДВ сигнала, содержащей в себе низкочастотные составляющие.

Автоэнкодер [Трыков и др., 2020; Qu C. et al., 2022] — тип искусственной нейронной сети, которая переводит входные данные в сжатое представление, а затем восстанавливает исходные данные на основе этого представления. Цель автоэнкодера — минимизировать разницу (или ошибку) между исходным входным и восстановленным выходным данными, тем самым изучая наиболее важные особенности данных. Автоэнкодер состоит из трёх частей (рис. 3): кодировщик, скрытый слой, декодер. Кодировщик сжимает входное

изображение в представление скрытого пространства и кодирует его в более низком измерении в виде сжатого представления. Скрытый слой хранит сокращённое представление входных данных, поступающих в декодер. Декодер отвечает за повторную сборку передаваемого кода до его исходных размеров.

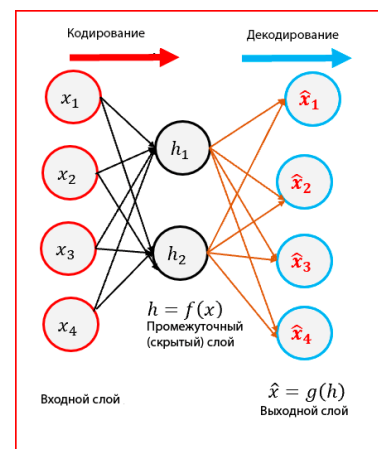


Рис. 3. Модель автоэнкодера

ЭКСПЕРИМЕНТЫ И РЕЗУЛЬТАТЫ

В данном исследовании были использованы данные за первые 4 месяца 2017 г. для СДВ сигнала 22.2 кГц, распространяющегося по трассе Япония – Иркутск. Перед применением методов детрендривания к данным была проведена предварительная обработка временного ряда, включающая удаление шума, выбросов и заполнение пропусков.

Методы детрендривания были реализованы с использованием стандартных инструментов нейронных сетей и обработки сигналов, таких как библиотеки sklearn, keras и scipy. Для оценки качества моделей были использованы данные, содержащие информацию о 20 днях наблюдений, включая как обычные дни, так и дни с солнечными вспышками.

Все образцы данных прошли через цифровой фильтр нижних частот (ФНЧ), модель нелинейной регрессии и автоэнкодер, после чего были вычислены среднеквадратичные ошибки (СКО) реконструкции и времени реконструкции для каждого сигнала. Сигналы с СКО реконструкции, превышающим пороговое значение, считаются аномальными. Пороговое значение определяется как среднее значение ошибки реконструкции по всему набору данных. Для определения эффективности методов детрендривания проводилась оценка ошибки реконструкции, времени реконструкции по всему набору данных.

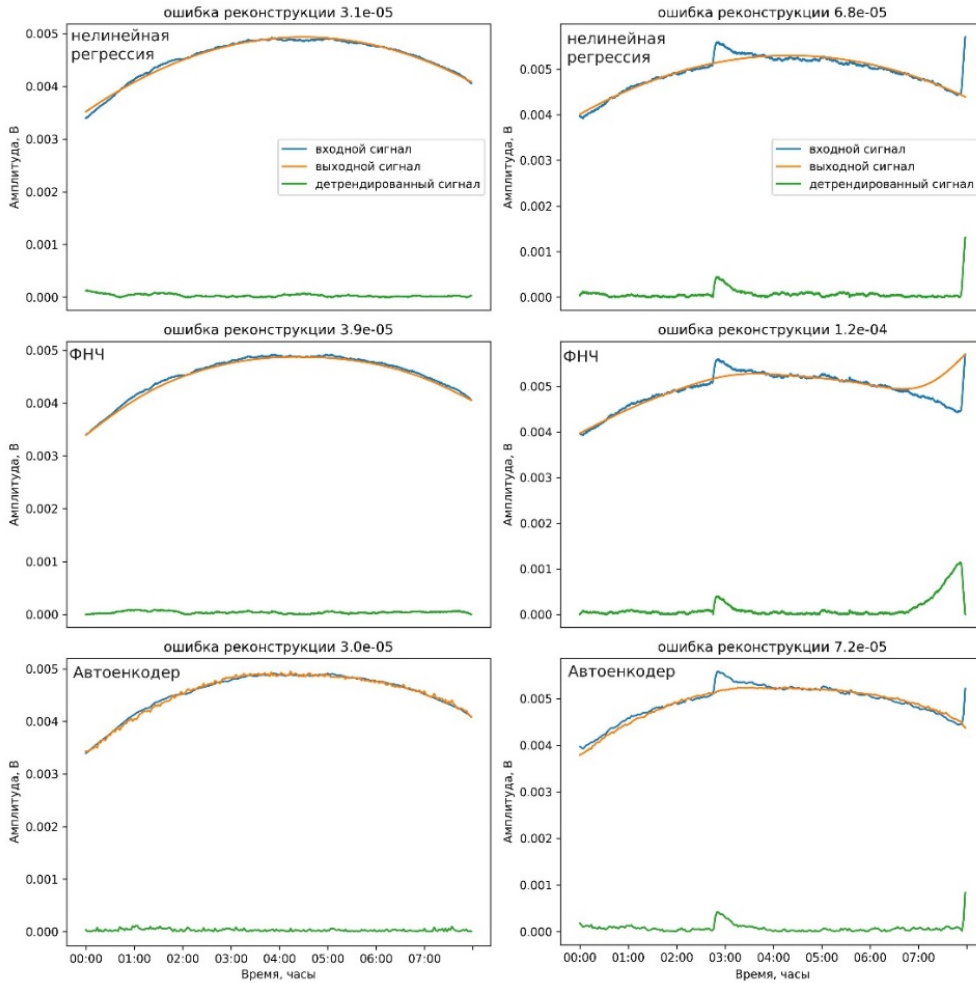


Рис. 4. Детрендированные сигналы для трёх методов

На рис. 4 представлены типичные сигналы до и после детрендирования для трех методов: нелинейная регрессия (первый ряд), ФНЧ (второй ряд) и автоэнкодер (третий ряд). Синим цветом обозначен входной сигнал, оранжевым — выходной сигнал, зеленым — детрендированный сигнал. Левый столбец иллюстрирует сигналы в спокойный день (0–8 ч 1 апреля 2017 г.,

рис. 1), правый столбец — сигналы в день с аномальной активностью (0–8 ч 2 апреля 2017 г., рис. 1). Применение ФНЧ и автоэнкодера дает принципиально схожие результаты. Однако применение ФНЧ не всегда позволяет корректно выделить временные интервалы расположения всплесков, что может приводить к пропуску всплесков или ложному срабатыванию.

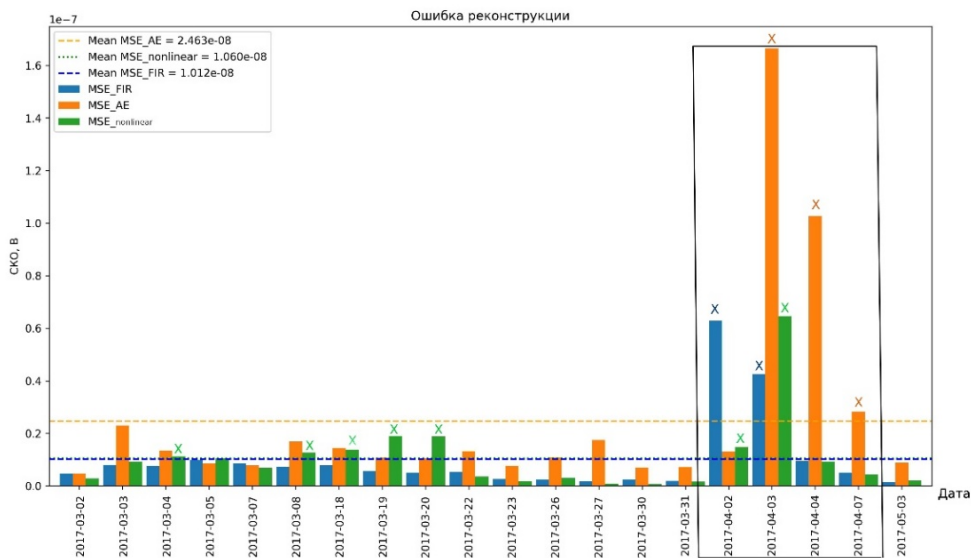


Рис. 5. СКО ошибки реконструкций для 3 методов: зелёный — нелинейная регрессия, синий — ФНЧ, оранжевый — автоэнкодер

На рис. 5 представлена гистограмма значений среднеквадратичной ошибки реконструкции для каждого сигнала. Горизонтальные линии соответствуют пороговым значениям каждого метода. Столбцы, находящиеся внутри рамки, соответствуют аномальным сигналам, а остальные соответствуют нормальным сигналам. Столбцы с крестиком соответствуют обнаруженным аномальным сигналам.

Из рисунка следует, что для ФНЧ и метода нелинейной регрессии были обнаружены 2 из 4 аномальных сигналов (4 дня в черной рамке). Кроме того, для метода нелинейной регрессии неправильно были обнаружены 5 сигналов (5 нормальных сигналов были неправильно классифицированы как аномальные). А для метода автоэнкодера были обнаружены 3 из 4 аномальных сигналов.

В табл. 1 приведены дополнительные числовые показатели эффективности для применяемых методов детрендрования. Время реконструкции при применении ФНЧ и линейной регрессии намного больше, чем при применении нейросети автоэнкодера.

Таблица 1.

Результаты для разных применяемых методов детрендрования

Метод	Порог	Среднее время реконструкции, мс
ФНЧ	2.463E-08	7.200E+03
Линейная регрессия	1.060E-08	4.000E+00
Автоэнкодер	1.012E-08	4.400E-01

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Применение ФНЧ и автоэнкодера для детрендрования приводит к схожим результатам, однако

ФНЧ не всегда точно отображает места возникновения вспышек, что может приводить к пропускам или ложным срабатываниям. Время реконструкции при использовании ФНЧ и линейной регрессии значительно больше по сравнению с применением нейросетевого автоэнкодера. Результаты исследования продемонстрировали, что нейросетевой автоэнкодер оказался наиболее эффективным среди рассмотренных методов детрендрования. Его использование позволило более точно выявлять аномальные изменения амплитуды СДВ сигнала при воздействии солнечных вспышек, что подчеркивает значительный потенциал современных методов машинного обучения в анализе сигналов радиосистем дальней связи.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

Сыроватский С.В., Веснин А.М., Едемский И.К. и др. Влияние солнечных вспышек на ионосферу земли в 24-м цикле солнечной активности // Современные проблемы физики и технологий. 2018. Т. 2. С. 294–296.

Пчелинцев И.А., Наев О.А., Гарькина И.А. Нелинейная регрессия в практических задачах // Вестник магистратуры. 2014. №4(31). Т. 1. С. 36–39.

Трыков Е.Л., Трыкова И. В., Коцюев К. И. Обнаружение аномалий в работе реакторного оборудования с помощью нейросетевых алгоритмов // Известия вузов «Ядерная энергетика». 2020. №3. С. 136–147.

McRae W.M., Thomson N.R. VLF phase and amplitude: daytime ionospheric parameters // J. Atmospheric and Solar-Terrestrial Phys. 2000. N. 62. P. 609–618.

Yadrennikova O.V., Poletaev A.S., Chensky A.G. Influence of Solar Flares on VLF Radio Waves Propagation over JJI – Irkutsk Path // APEIE-2018. Novosibirsk, October 2–6. 2018. V. 1. P. 137–140.

Qu C. et al. Predictive anomaly detection for marine diesel engine based on echo state network and autoencoder // Energy Reports. Elsevier Ltd. 2022. V. 8. P. 998–1003.