

## НАЗВАНИЕ СТАТЬИ

# (ПРЕДВАРИТЕЛЬНАЯ ОБРАБОТКА ДАННЫХ ДЛЯ ОБУЧЕНИЯ НЕЙРОННОЙ СЕТИ В ЗАДАЧЕ ОБНАРУЖЕНИЯ И ИДЕНТИФИКАЦИИ СИГНАЛОВ НА ФОНЕ ЦВЕТНЫХ ШУМОВ)

**Быховская Анастасия Сергеевна**

*Студент Московского Государственного*

*Технического Университета им. Баумана,*

*Россия г. Москва*

### **Аннотация**

В статье рассматриваются обнаружение и идентификация сейсмической Р волны с использованием рекуррентной нейронной сети. Результаты работы нейронной сети зависят от подготовки исходных данных. В данной работе сравнивались результаты работы рекуррентной нейронной сети с необработанными данными, отфильтрованными данными и отфильтрованными данными с добавленными атрибутами, авторегрессионные коэффициенты четвертого порядка. В наших экспериментах с сейсмическими данными мы достигли точности 89,71%, что показало, что этот метод является перспективным для задачи классификации и обнаружения момента прибытия Р волны.

### **Abstract**

The article discusses the detection and identification of seismic P wave using a recurrent neural network. The results of the neural network depend on the preparation of the source data. In this research we compared the results of a recurrent neural network with raw data, filtered data and filtered data with added attributes fourth-order autoregressive coefficients. In our experiments on the

seismic data we have reached 89,71 % accuracy that have shown this technique to be promising for classification and detection of P wave arrival moment.

**Ключевые слова:** искусственная нейронная сеть, машинное обучение, сейсмология, идентификация Р волны.

**Keywords:** artificial neural network, machine learning, seismology, identification of seismic P-Wave.

## **Введение**

Ежегодно стихийные бедствия, в том числе землетрясения, наносят колоссальный ущерб народному хозяйству, инфраструктуре и уносят тысячи человеческих жизней. Предотвратить землетрясение - невозможная задача, но заранее спрогнозировать опасную ситуацию и тем самым минимизировать разрушительные последствия является рассматриваемой задачей, которую можно решить с использованием технологии искусственных нейронных сетей. Мониторинг сейсмической активности подразумевает регистрацию сейсмических событий, происходящих в регионе [3]. Однако за сейсмическое событие могут быть ошибочно приняты шумы. Идентификация сейсмических Р-волн помогает определить местонахождение источника землетрясения [3], [6]. В данной статье я хочу рассмотреть возможность использование технологии искусственной нейронной сети для цифровой обработки сейсмических данных и обнаружения момента вступления Р волны на фоне цветных шумов. Искусственные нейронные сети на сегодняшний день способны с успехом решать широкий спектр задач в различных областях, в том числе задачи классификации [2], [4]. Для решения задачи классификации сегментов, наблюдаемых данных волновых сейсмограмм, необходимо подготовить эти данные для дальнейшего обучения нейронной сети [2].

## Основная часть

Данные сейсмограммы представлены в виде цифровой записи трехкомпонентного сигнала, где первая компонента  $X$  — перемещение почвы в направлении на север,  $Y$  — перемещение почвы в направлении на восток и  $Z$  — перемещение почвы вниз см. рис.1.

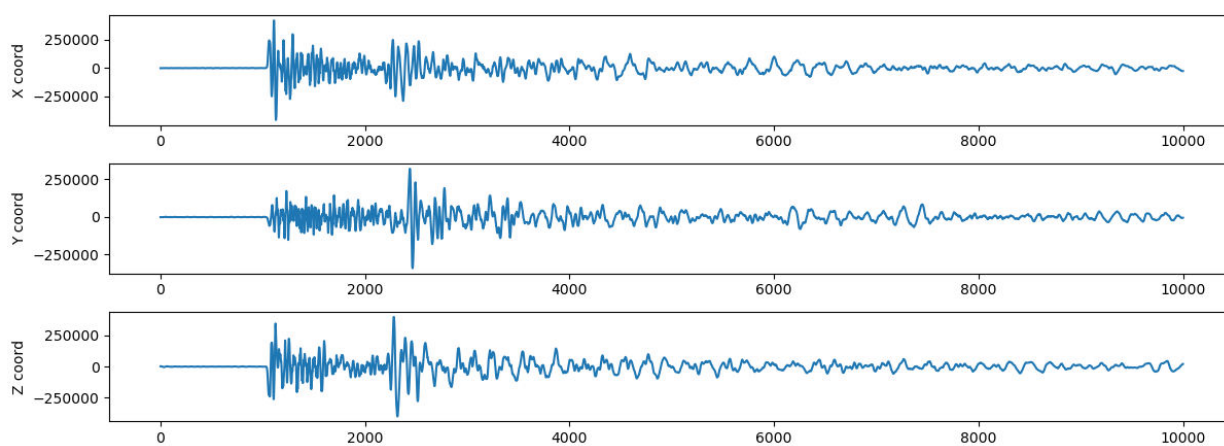


Рисунок 1

Первыми на сейсмограмме регистрируются объемные продольные волны, называемые волнами Р (от слова “primary”) [1], [6]. Предполагается, что трехмерная сейсмограмма  $(X_t)_{t \geq 1}$ , где  $X_t = (x_t, y_t, z_t)^T$ , состоит из участков квазистационарных случайных последовательностей с различными свойствами: участок сейсмического шума, участок Р-волны. Таким образом, мы можем использовать рекуррентную нейронную сеть для классификации трехкомпонентной записи на классы: сейсмический шум, Р-волна [2], [5]. Для того, чтобы нейронная сети была способна выполнить поставленную задачу, ее необходимо обучить. Процесс обучения с учителем представляет собой предоставление сети выборки обучающих примеров с готовым ответом.

Для поставленной задачи, данные для обучения были сформированы по 4 отсчета, используя метод скользящего окна. Таким образом сеть сможет распознавать резкое изменение характеристик сигнала. При обучении сети использовались значения трехкомпонентного сигнала без предварительной обработки, но в таком случае точность определения класса нейронной сетью очень низкая см. таблицу 1. Максимальное значение точности было достигнуто при обучении 70 эпох, дальнейшее обучение приводит к ухудшению результата. Таким образом, необходимо было провести предварительную обработку данных.

Количество эпох	10	30	70	150
Точность %	53,54	57,88	65,60	62,30

Таблица 1

Так как все регистрируемые колебания являются суммой сигналов и помех, было выдвинуто предположение, что использование отфильтрованных данных для обучения сети, даст более точные результаты. Фильтрация была произведена с использованием фильтра авторегрессии восьмого порядка см.рис.2.

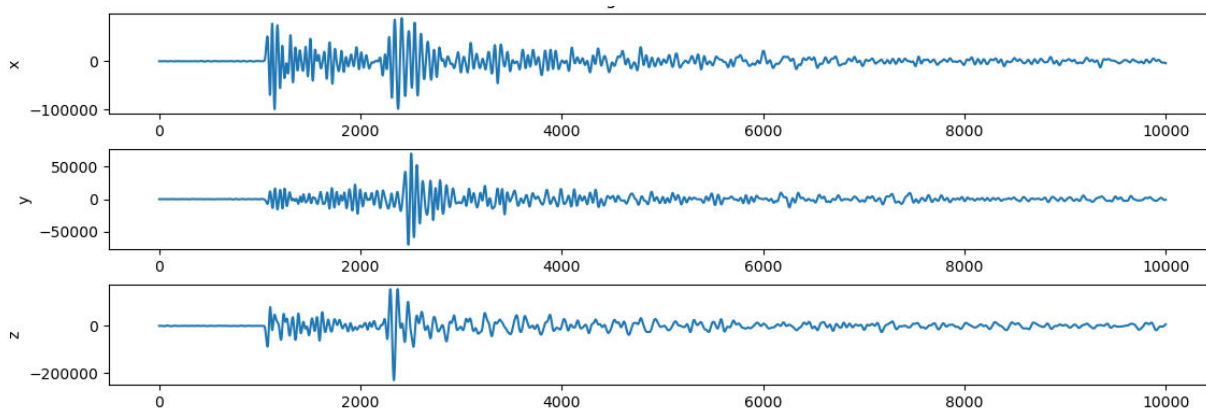


Рисунок 2

Результаты обучения нейронной сети с использованием отфильтрованных данных представлены в таблице 2.

Количество эпох	10	30	70	150
Точность в %	60,55	66,43	68,70	65,23

Таким образом, мы улучшили точность работы нейронной сети до 68,7%, что является низкой точностью для поставленной задачи. Для дальнейшего улучшения результата использовались дополнительные параметры, авторегрессионные коэффициенты. Каждые 15 отсчетов система рассчитывает авторегрессионные коэффициенты четвертого порядка и подает их в качестве дополнительных параметров определения к какому классу относится входящий сигнал. Это позволило улучшить результат до 89,71%.

## **Выводы**

Полученная точность не позволяет использовать нейронную сеть в качестве самостоятельного средства для прогнозирования землетрясений, так как эта задача затрагивает жизни людей. Однако в перспективе возможно улучшение алгоритмов обработки данных и обучения нейронной сети, получая таким образом достаточную точность.

## **Список использованной литературы**

1. G.J. Nair, Falguni Roy, Seismology - An Introduction, An International Journal of Nuclear Power, Vol 15, pp 1-4, 2001.
2. Gentili, S. & Michelini, A., 2006. Automatic picking of P and S phases using a neural tree, Journal of Seismology, 10(1), 39–63.

3. S. Stein, M. Wysession, *An Introduction to Seismology, Earthquakes and Earth Structure*, Wiley-Blackwell, 2002.
4. Y. Shimshoni, N. Intrator, *Classification of seismic signals by integrating ensembles of neural networks*, *IEEE Transactions on Signal Processing* 46 (1996) 1194–1201.
5. Zamani, Abu Sarwar, *Response Prediction of Earthquake motion using Artificial Neural Networks*, *International Journal of Applied Research in Computer Science and Information Technology*, Vol 1, no 2, 2012.
6. Е. А. Гребенюк, “Оценивание параметров и момента возникновения сигнала на фоне цветных шумов”, *Автомат. и телемех.*, 2003, № 8, 54–63; *Autom. Remote Control*, 64:8 (2003), 1250–1258