

Нейросетевое детектирование отображений динамики характеристик высокочастотной акустической эмиссии в периоды, предшествующие, и периоды, следующие за сильными землетрясениями на Камчатке

Сенкевич Ю.И.

Neural network detection of dynamics of high-frequency acoustic emission in periods preceding and following strong earthquakes in Kamchatka

Senkevich Yu.I.

*Институт космических исследований и распространения радиоволн ДВО РАН,
п. Паратунка, Елизовский район, Камчатский край;
e-mail: senkevich@ikir.ru*

Проведены исследования по выделению специфических отклонений характеристик сигнала высокочастотной акустической эмиссии с использованием методов искусственного интеллекта, проявляющихся в периоды, предшествующие сильным землетрясениям, и периоды после таких землетрясений.

Введение. Изучение акустического поля Земли имеет важное практическое значение для разработки методов оценки сейсмической опасности. Источником акустической энергии служит поле упругих напряжений в различных слоях земной коры. Акустическое поле в звуковом диапазоне частот является частью высокочастотной акустической эмиссии (АЭ) – явления генерации упругих волн, вызванных перестройкой в структуре материалов, находящихся в напряженно-деформированном состоянии. В Лаборатории акустических исследований ИКИР изучаются изменения характеристик сигнала АЭ, связанные с сейсмическими событиями, вызывающими перераспределение упругих деформаций в ходе релаксации и диталансии. Процессы в очаге готовящегося землетрясения вызывают изменение напряженно-деформированного состояния земной коры на значительном удалении от самого очага. Установлена связь сейсмических явлений с наблюдаемой АЭ [4, 6, 7]. Результаты наших исследований [2, 3] согласуются с известными моделями генерации акустической эмиссии, вызванной изменениями напряженно-деформированного состояния осадочных пород [5, 8]. Результаты анализа характеристик сигналов АЭ с использованием методов искусственного интеллекта позволяют фиксировать изменения состояния среды в периоды подготовки землетрясений и после них.

Постановка задачи исследования. Дана база данных аудиозаписей АЭ $\{\Omega, <\}$, упорядоченная по времени приема сигнала ($t_i < t_{i+1}$) за многолетний период наблюдений Ω , представленная равными эпизодами записи (файлами) по $\omega=15$ минут. Сигнал АЭ получен из одной точки приема. Выбрана последовательность моментов времени начала землетрясений $\{\tau(d, w), <\}$, отвечающих критериям удаленности d и мощности w по отношению к точке приема за тот же период наблюдений Ω . Сформированы подмножества аудиозаписей ($\{u_{pre}\}, \{u_{post}\}, \{u_{fon}\} \subset \Omega$), объединяющие наблюдения до и после моментов каждого из землетрясений за задаваемый период времени $\theta=n\omega$ (n – число вмещаемых аудиофайлов АЭ), а также подмножество аудиозаписей с периодами наблюдений, не привязанными к моментам землетрясений. Подмножества не пересекаются ($\{u_{pre}\} \cap \{u_{post}\} \cap \{u_{fon}\} = \emptyset$).

Требуется через преобразование F сформированных подмножеств аудиофайлов получить новые множества ($S_{pre}=F\{u_{pre}\}, S_{pos}=F\{u_{post}\}, S_{fon}=F\{u_{fon}\}$), которые бы отражали динамику изменения характеристик сигнала АЭ за периоды θ для каждого элемента исходных подмножеств аудиофайлов. Определить существование принадлежности элементов внутри каждого из полученных множеств когнитивными методами ($s_{pre} \in S_{pre}, s_{pre} \notin S_{pos}, s_{pre} \notin S_{fon}; s_{pos} \in S_{pos}, s_{pos} \notin S_{pre}, s_{pos} \notin S_{fon}; s_{fon} \in S_{fon}, s_{fon} \notin S_{pre}, s_{fon} \notin S_{pos}$) и, если таковая принадлежность существует, разработать архитектуру устройства классификатора, который с лучшей достижимой степенью достоверности

может распознавать принадлежность элементов одному из полученных множеств (S_{pre} , S_{pos} , S_{fon}).

Подготовка данных. Для решения поставленной задачи выбрана база данных сигналов АЭ лаборатории акустических исследований ИКИР за 3 года (2017-2019 гг.), собранная по результатам регистрации сигнала пьезокерамического гидрофона, обеспечивающего прием в диапазоне частот от 0.1-10000 Гц в пункте наблюдений «Карымшина». Оцифровка регистрируемого сигнала производилась с частотой дискретизации 48 кГц профессиональной звуковой картой M-Audio. Расчетная полусфера приема с импульсного потока АЭ в принимаемом частотном диапазоне составляет от 10 до 30 м. По результатам бурения, приповерхностные породы в пункте «Карымшина» Камчатского филиала ФИЦ ЕГС РАН являются осадочными с толщиной слоя примерно 50 м [2]. В 170 м от гидрофона есть скважина № 99-8 Камчатского филиала ФИЦ ЕГС РАН глубиной 19 м. Ее геологическая колонка представлена валунно-галечными отложениями с песчано-глинистым заполнением (0-5 м), глыбово-щебнистыми отложениями с глинистым заполнителем (5-14 м) и валунно-галечными отложениями с песчаным заполнителем (14-19 м). Таким образом, согласно [4], основная часть принимаемых источников АЭ описывается свойствами фракций геологической колонки, представляющих приповерхностные осадочные породы.

Для экспериментов отобраны землетрясения, произошедшие в период с сентября 2016 г. по декабрь 2019 г., с энергетическим классом K_S не менее 10.0. В региональном сейсмическом каталоге [1, 9] зарегистрировано 981 такое событие. Из них были отобраны 28 землетрясений, для которых выполнялось условие (1):

$$D/R_D < 1, R_D = 10^{0.4(K_S - 4.6)/1.5}, \quad (1)$$

где R_D – радиус зоны Добровольского, D – расстояние от пункта наблюдений до гипоцентра землетрясения, K_S – магнитуда землетрясения.

Выделены три упорядоченных последовательности. Первая – «pre» объединяет 28 элементов последовательности, представляющих фрагменты сигнала, предшествующие моментам начала каждого из выбранных землетрясений на заданных временных интервалах в 15 суток. Вторая – «post» объединяет 28 элементов из фрагментов сигнала, следующих после момента начала каждого землетрясения на таких же по величине временных интервалах. Третья – «fon» в 305 элементов с аналогичной предыдущим элементам временной размерностью выбрана таким образом, чтобы не перекрывать временные интервалы элементов предыдущих последовательностей.

Методика экспериментов. Для проверки информативности проведен кластерный анализ признаков сигналов АЭ для выбранных последовательностей. Для этого фрагменты последовательностей преобразовывались в матрицы методом структурно-лингвистического преобразования [10] и сравнивались как графические формы. За время ω в результате последовательной обработки файлов получают векторы значений определенной характеристики сигнала (например, серии межимпульсных интервалов) (X_1, X_2, \dots, X_u), где u – размер последовательности. Для серии из $n = \theta/\omega$, получим множество $\{X, <\}$ векторов измерений. Составим из этих векторов матрицу вида (2), которая в графическом формате может быть представлена трехмерным изображением.

Матрица (2) отражает динамику выбранной характеристики с дискретностью ω в масштабе измерения θ , (далее – отображение).

$$U = \begin{Bmatrix} X_{1,u} & X_{2,u} & X_{n,u} \\ X_{1,2} & X_{2,2} & X_{n,2} \\ X_{1,1} & X_{2,1} & X_{n,1} \end{Bmatrix}. \quad (2)$$

Для проведения экспериментов выбрана характеристика символического представления сигнала АЭ [10]. Упорядоченным последовательностям отображений БД – «pre», «post» и «fon» добавлены соответствующие метки – 0,1,2 для получения связанных кортежей «объект-метка». После объединения всех последовательностей и перемешивания дата-фрейм подвергается очистке от выбросов, выравнивается по элементам в классах с проведением аугментации элементов по смещению, нормированию и сжатию. Проводится кластеризация, обучение и тестирование нейросети. Для детектирования синтезирована нейронная сеть – классификатор на основе архитектуры ResNet, состоящая из трех остаточных блоков и двух полносвязных слоев.

Результаты экспериментов. На рисунке представлены результаты процесса обучения разработанного классификатора. Предельные результаты достигаются на итерациях порядка 28-30. Обучение проходит без скачков, что указывает на качественное разделение исходных данных и правильно подобранные глобальные параметры работы нейросети. Эпизодически за эпоху обучения проявляются всплески доли ошибочного выбора, что может быть причиной как ограниченного набора обучающей выборки по определенным классам, так и недостаточной очистки фонового набора отображений. Продолжение процесса обучения на интервалах эпохи обучения выше 60 вызывает реакцию переобучения сети.

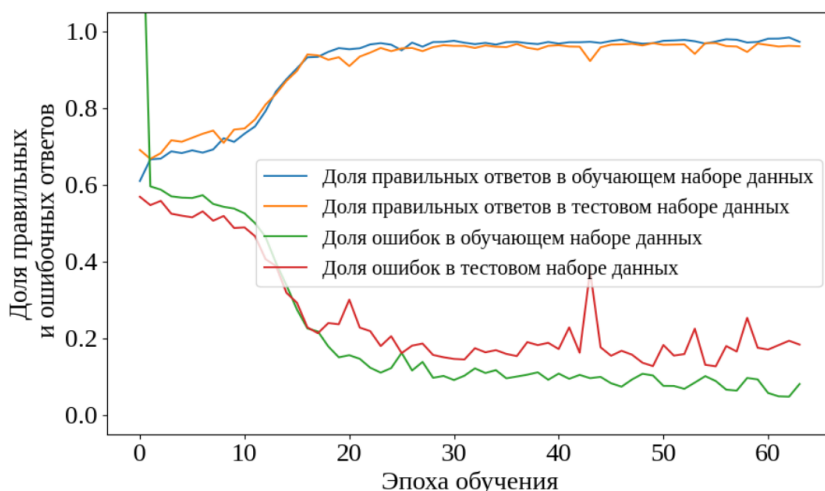


Рисунок. График процесса обучения нейронной сети с синтезированной архитектурой ResNet.

В таблице выведена матрица ошибок (матрица «путаница»), на которой наглядно отражены финальные результаты детектирования нейросети на тестовой выборке. Средняя точность предсказания составила 95 %. Средняя величина доли ошибочных решений – 24 %. В ячейках по главной диагонали – значения доли правильно предсказанных ответов для классов. На остальных пересечениях столбцов и строк классов показаны доли ошибочных решений нейронной сети.

Выводы. Для обеспечения эффективного детектирования признаков сильных землетрясений по данным измерений АЭ выполняется преобразование сигнала АЭ в 3D графические формы, позволяющее отражать динамику выбранных характеристик сигнала на заданных временных интервалах.

Таблица. Матрица результатов тестовой проверки нейросети

Определенные нейросетью классы	post	0.96	0.03	0.02
	pre	0.06	0.92	0.02
	fon	0	0.01	0.98
	post	pre	fon	
	Предопределенные классы			

Для получения устойчивых результатов работоспособности синтезированной нейронной сети в рамках ограниченного объема данных необходимо проводить их очистку, нормирование и аугментацию.

В процессе обучения нейронной сети наблюдаются незначительные скачки и неустойчивые колебания долей принятия правильных и ошибочных решений, указывающие на остаточную «зашумленность» подготовленных данных.

Результаты проведенных экспериментов применения нейросетевого детектирования для определения периодов, предшествующих землетрясениям, и следующих за ними периодов могут интерпретироваться только как оценочные, поскольку для получения надежной статистики требуется дальнейшее накопление верифицированных фактов и продолжение экспериментальных проверок. Вместе с тем, результаты проведенной работы обнадеживают и указывают на перспективность выбранного направления исследований.

Работа выполнена за счет Государственного задания ИКИР ДВО РАН (№ 124012300245-2).

Список литературы

1. Камчатский филиал ФИЦ ЕГС РАН. Каталог землетрясений Камчатки и Командорских островов [Электронный ресурс]. URL: <http://sdis.emsd.ru/info/earthquakes/catalogue.php> (дата обращения: 05.02.25).
2. *Маранулец Ю.В., Шевцов Б.М., Ларионов И.А. и др.* Отклик геоакустической эмиссии на активизацию деформационных процессов при подготовке землетрясений // Тихоокеанская геология. 2012. Т. 31. № 6. С. 59-67.
3. *Муратов П.В., Руленко О.П., Маранулец Ю.В., Солодчук А.А.* Электрический и акустический отклик приповерхностных осадочных пород на прохождение сейсмических волн от землетрясений // Вестник КРАУНЦ. Физ.-мат. науки. 2018. № 5(25). С. 62-73.
4. *Салтыков В.А., Кугаенко Ю.А.* Развитие приповерхностных зон дилатансии как возможная причина аномалий в параметрах сейсмической эмиссии перед сильными землетрясениями // Тихоокеанская геология. 2012. Т. 31. № 1. С. 96-106.
5. *Соболев Г.А., Пономарев А.В.* Физика землетрясений и предвестники. М.: Наука, 2003. 270 с.
6. *Спивак А.А., Рыбнов Ю.С.* Акустические эффекты сильных землетрясений // Физика Земли, 2021. № 1. С 41-50. DOI: 10.31857/S0002333721010099
7. *Сычев В.Н., Богомолов Л.М.* Потенциал методов нелинейной динамики для анализа геофизических рядов и сейсмичности // Солнечно-земные связи и физика предвестников землетрясений VI международная конференция 9-13 сентября 2013 г., с. Паратунка, Камчатский край. ИКИР ДВО РАН, 2013. С. 79.
8. *Чеботарева И.Я., Володин И.А., Драгим В.В. и др.* Акустические эффекты при деформировании структурно неоднородных сред // Акустический журнал. 2017. Т. 63. № 1. С. 84-93.
9. *Чеброва А.Ю., Чемарёв А.С., Матвеев Е.А., Чебров Д.В.* Единая информационная система сейсмологических данных в Камчатском филиале ФИЦ ЕГС РАН: принципы организации, основные элементы, ключевые функции // Геофизические исследования. 2020. Т. 21. № 3. С. 66-91.
10. *Senkevich Yu.I.* Search for Hidden Patterns in Acoustic and Electromagnetic Pulse Signals // 2020 XXIII International Conference on Soft Computing and Measurements (SCM). IEEE, 2020.