УДК 004.5+004.415

ВАРИАЦИИ СПЕКТРАЛЬНОГО СОСТАВА МИКРОСЕЙСМ КАК ПРОГНОЗНЫЙ ПАРАМЕТР ЗЕМЛЕТРЯСЕНИЙ В БАЙКАЛЬСКОЙ РИФТОВОЙ СИСТЕМЕ

Л. П. Брагинская[1] [0000-0002-3469-3373], А. П. Григорюк[2] [0000-0003-0388-2259], В. В. Ковалевский[3] [0000-0001-7143-3354], А. А. Добрынина[4] [0000-0002-2087-4202], М. С. Ким[5] [0009-0001-7339-291X]

[1, 2, 3, 5]Институт вычислительной математики и математической геофизики СО РАН, г. Новосибирск, Россия

[4]Институт земной коры СО РАН, г. Иркутск, Россия

[5]Новосибирский государственный университет, г. Новосибирск, Россия

[1]ludmila@opg.sscc.ru, [2]and@opg.sscc.ru, [3]kovalevsky@sscc.ru, [4]iks@crust.irk.ru, [5]matvey3693@gmail.com

Аннотация

Исследован спектральный состав микросейсмического шума за несколько часов до умеренных и сильных сейсмических событий. Рассмотрены 40 землетрясений с энергетическим классом К = 9.5–14.5 на эпицентральных расстояниях от 10 до 120 км. Установлено статистически значимое повышение спектральной плотности мощности (СПМ) в диапазоне 0.8–2.4 Гц. Методами машинного обучения построена модель бинарной классификации, позволяющая по значениям СПМ микросейсм в указанном диапазоне частот определить процессы подготовки землетрясений за несколько часов до толчка.

Ключевые слова*: геофизический мониторинг, машинное обучение, цифровая платформа, предвестники, сейсмический прогноз, землетрясения.*

© Л. П. Брагинская, А. П. Григорюк, В. В. Ковалевский, А. А. Добрынина, М. С. Ким, 2025.
Данная статья распространяется на условиях международной лицензии Creative Commons License Attribution 4.0 International (CC BY 4.0).

ВВЕДЕНИЕ

Проблема краткосрочного прогноза землетрясений до сих пор остается в области дискуссий и неопределенности. В настоящее время приоритетным является статистический подход к прогнозированию землетрясений. Однако в последнее десятилетие появилось значительное количество публикаций, в которых сообщается о необычных вариациях и аномальном поведении параметров различных геофизических полей в областях подготовки сильных землетрясений [1-3], а также о разработке различных алгоритмов, включая технологии когнитивного распознавания предвестников [4, 5].

Анализ данных, полученных сейсмологическими методами мониторинга, включает измерение спектрального состава колебаний, типичность или аномальность первых вступлений поперечных и продольных волн, выявление тенденции к группированию (это называют роем сейсмических событий), оценку вероятности активизации тех или иных тектонически активных структур и др.

Мониторинг микросейсмического режима вызывает особый интерес, поскольку микросейсмические колебания, возникающие в результате внутренних процессов, содержат информацию о деформациях в земной коре. Эти процессы могут варьироваться от движения тектонических плит и крупных землетрясений до лунно-солнечных приливных деформаций и микроземлетрясений.

Примером признака подготовки землетрясений являются обнаруженные закономерности в вариациях микросейсмического шума на примере близких умеренных и сильных сейсмических событий в Байкальской рифтовой системе (БРС) [6, 7].

Целью настоящей работы было развитие методики обнаружения признаков подготовки близких умеренных и сильных землетрясений по данным мониторинга микросейсмического шума БРС.

ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ АНАЛИЗ ДАННЫХ

Институтом земной коры СО РАН создана пилотная сеть комплексного геофизического мониторинга, состоящая из полигонов «Приольхонье», «Бугульдейка», «Листвянка» и «Зун-Мурино». Основу наблюдательной сети в пределах каждого полигона составляет пункт комплексного мониторинга [8]. Данные

со всех пунктов мониторинга поступают на цифровую платформу (ЦП) комплексного мониторинга, разработанную в Институте вычислительной математики и математической геофизики (ИВМиМГ) СО РАН [9, 10]. ЦП позволяет анализировать и визуализировать на одной временной сетке данные любой станции и любого из методов, предоставляя исследователям доступ к широкому набору вычислительных, картографических сервисов, данным каталогов землетрясений, подробной информации о пунктах мониторинга и активных разломах (см. пример на рис. 1).

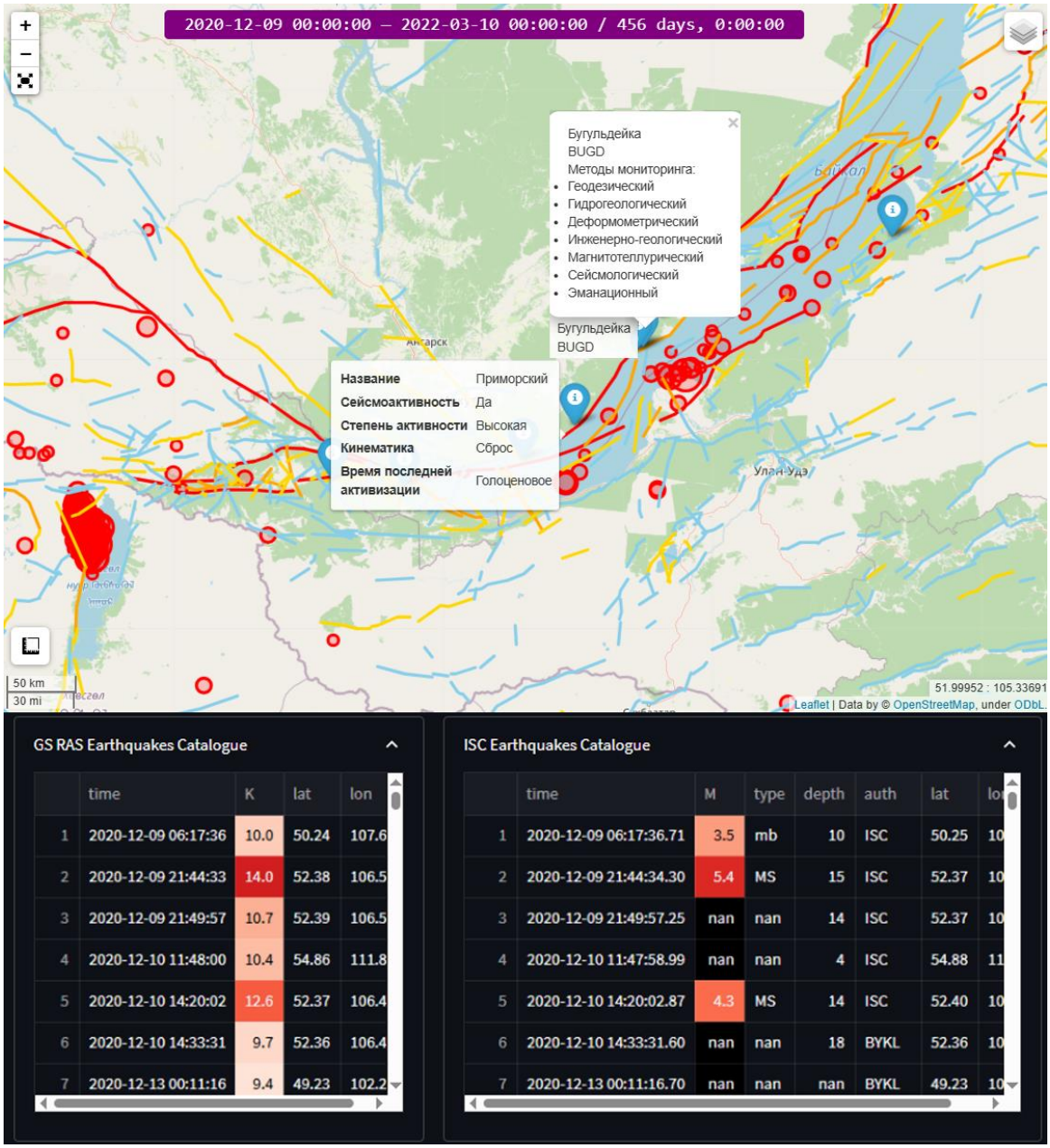


Рис. 1. Пример страницы ЦП

В настоящей работе анализировались данные микросейсмического мониторинга, зарегистрированные на пункте комплексного мониторинга опасных геологических ситуаций «Бугульдейка», расположенном вблизи зоны влияния крупнейших разломов центральной части БРС – Приморского и Морского. Этот пункт оснащен современным геофизическим оборудованием, в том числе широкополосной сейсмической станцией. Параметры аппаратуры позволяют не только регистрировать локальные, региональные и удаленные землетрясения, но и фиксировать и анализировать вариации микросейсмического поля.

Для поиска краткосрочных предвестников землетрясений проводилась оценка вариаций спектральной плотности мощности (СПМ) участков записи микросейсмических полей, зарегистрированных накануне землетрясения и в спокойные периоды.

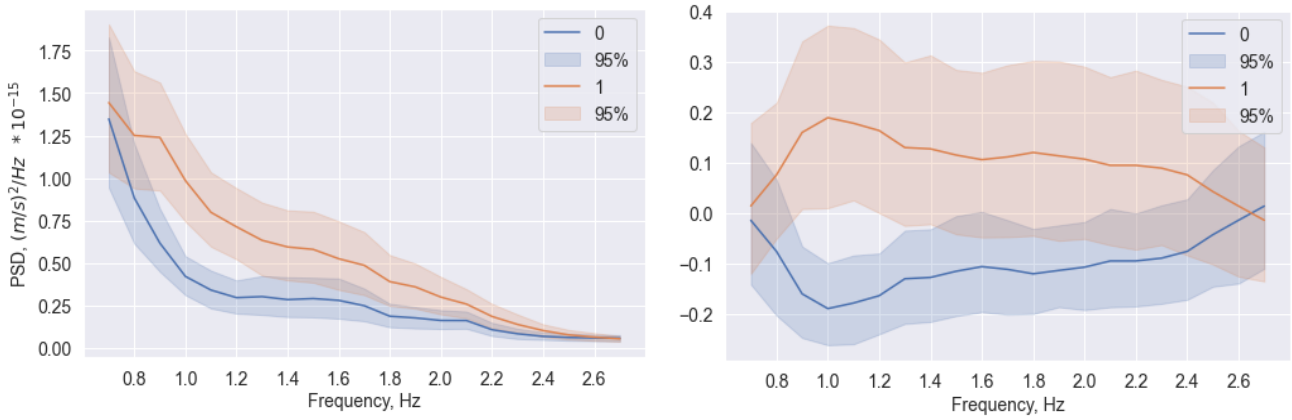
Для анализа были выбраны 40 землетрясений различного энергетического диапазона (K = 9.5–14.9, магнитуда M = 3.1–5.9) за период 2021–2023 гг., которые в основном локализованы в зоне влияния Обручевского, Морского и Приморского разломов. Расстояние от эпицентров землетрясений до пункта регистрации составляло от 10 до 120 км. Выбранная область характеризуется как область чистого растяжения и охватывает сейсмические события, происходящие в зонах влияния этих разломов, предоставляя полный набор данных для анализа закономерностей и поиска предвестников будущих землетрясений, которые могут повлиять на регион.

СПМ количественно описывает распределение энергии по частотам и активно применяется при анализе землетрясений благодаря своей способности выявлять ключевые характеристики сейсмических процессов.

Для оценки СПМ использовался метод периодограмм Уэлча на 10-минутных участках записи микросейсмического шума (МСШ). Параметры периодограмм: длительность сегментов 10 сек с перекрытием 50%, значения СПМ медианные. Это позволило получить оценки СПМ с шагом 0.1 Гц. Анализировались записи МСШ за 250, 200, 150, 100 и 50 мин до землетрясения. Полученные оценки СПМ сравнивались с таковыми, полученными в спокойные периоды,

не менее чем через 12 ч после землетрясения. Таким образом, для каждого землетрясения анализировались десять 10-минутных участков записей, а всего было получено 400 образцов СПМ.

Усредненные спектры МСШ для спокойных периодов времени и активированных периодов (за несколько часов до землетрясений) приведены на диаграмме рис. 2а.



(а) (б)

Рис. 2. Зависимости усредненных значений СПМ от частоты:
(а) исходные зависимости, (б) нормализованные зависимости.
Обозначения: «0» (синим цветом) – спокойные периоды времени, «1» (красным цветом) – активированные периоды времени.

Для большей наглядности на рис. 2б представлены нормализованные спектры. Нормализация осуществлялась путем удаления среднего значения и масштабирования до единичного стандартного отклонения. На диаграммах также показаны доверительные интервалы 95%. Как можно видеть из диаграмм, в диапазоне 0.8–2.4 Гц наблюдается статистически значимое повышение СПМ для активированных периодов времени, при этом также увеличивается стандартное отклонение. Эти образцы использовались для обучения модели бинарной классификации записей МСШ.

Первоначально анализ и сравнение различных участков записей МСШ выполнялись с помощь ЦП в интерактивном режиме, позднее были написаны программы на языке Python для автоматического отбора и анализа данных. Построение интерактивных карт с эпицентрами землетрясений обеспечивает входящая в состав платформы ГИС.

ПОСТРОЕНИЕ МОДЕЛИ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Для моделирования связи между вариациями СПМ и признаком активации участка записи микросейсм использовались алгоритмы бинарной классификации трех моделей контролируемого машинного обучения – моделей KNN, Gradient Busting, Random Forest.

В машинном обучении использовался датасет, состоящий из 400 образцов СПМ, который был разделен на 300 образцов для обучения 100 для тестирования. В качестве независимых переменных (признаков) для обучения и тестирования моделей брались значения СПМ в диапазоне 0.8–2.4 Гц с шагом 0.1 Гц, всего 17 значений.

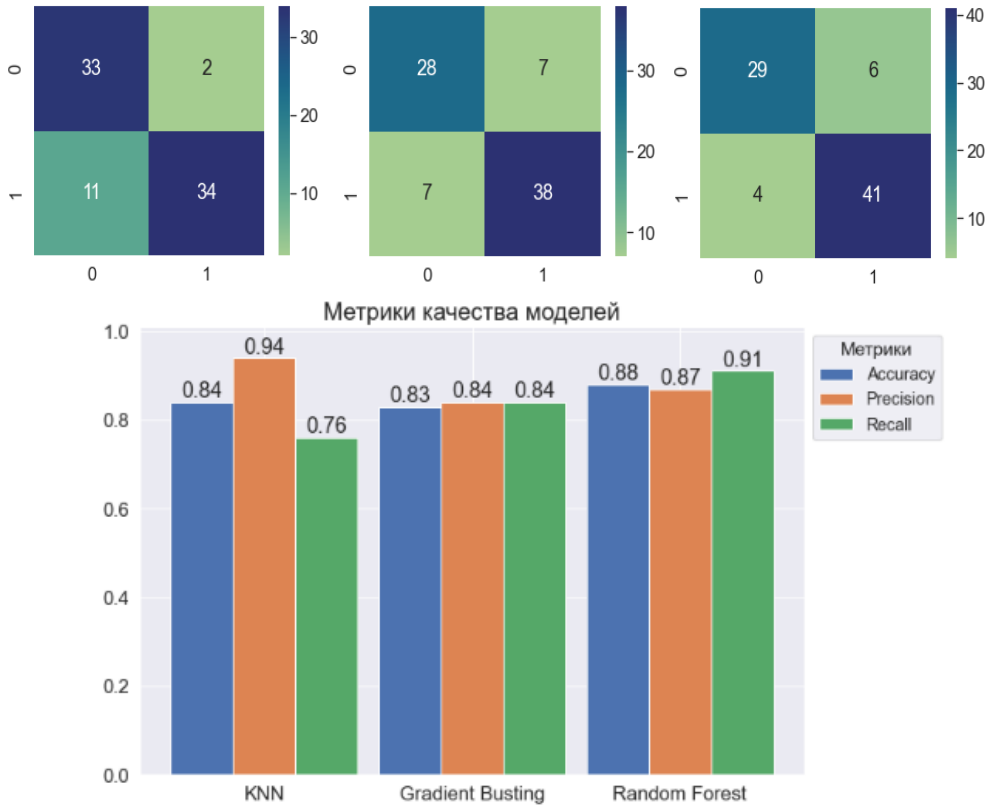


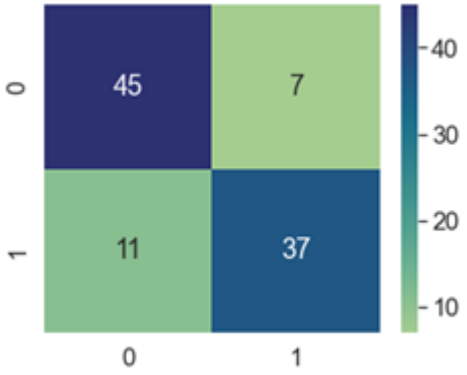
Рис. 3. Матрицы ошибок и метрики качества моделей KNN, Gradient Busting, Random Forest

Метрика *Accuracy* равна доле правильно классифицированных образцов. Значение полноты (*Recall*) отражает долю предсказанных положительных результатов среди фактических положительных результатов. Более высокие значения

полноты (*Recall*) указывают на меньшее количество пропущенных прогнозов. Значение точности (*Precision*) отражает долю фактических положительных результатов среди предсказанных положительных результатов. Более высокие значения точности (*Precision)* указывают на меньшее количество неверных прогнозов.

Методом кросс-валидации установлено, что наилучшие результаты показала модель «Случайный лес» (Random Forest) из библиотеки Sklearn. «Случайный лес» — это ансамблевый метод обучения, объединяющий несколько деревьев решений для создания более точной и надежной модели.

Основная идея модели «Случайный лес» заключается в создании нескольких деревьев решений, каждое из которых обучено на подмножестве данных и случайном подмножестве признаков [11]. Каждое дерево формирует прогноз, а окончательный прогноз представляет собой среднее значение (для регрессии) или моду (для классификации) прогнозов отдельных деревьев. Создавая множество деревьев и вычисляя их среднее значение, «Случайный лес» может снизить влияние переобучения и повысить точность и устойчивость модели. Наилучшее найденное разделение на классы может варьироваться даже при одинаковых обучающих данных. Поиск наилучшего качества модели проводится путем подбора гиперпараметров модели, максимизирующего ее метрики на этапе тестирования. На рис. 4 представлены основные метрики и матрица ошибок после подбора гиперпараметров для разработанной модели машинного обучения.



Accuracy: 0.82

Precision: 0.84

Recall: 0.77

Рис. 4. Матрица ошибок и метрики для модели «Случайный лес»

Тестирование производилось на 100 образцах МСШ, не участвовавших в обучении.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В результате проведенных исследований получила развитие методика обнаружения признаков подготовки землетрясений на примере близких умеренных и сильных сейсмических событий по данным о вариациях спектрального состава МСШ. На примере 40 землетрясений БРС с энергетическим классом К = 9.5–14.5 на эпицентральных расстояниях от 10 до 120 км установлено статистически значимое повышение СПМ микросейсмического шума в диапазоне 0.8–2.4 Гц за несколько часов перед толчком. На основе полученных данных методом машинного обучения создана модель для бинарной классификации записей МСШ. Зафиксированное повышение спектральной плотности мощности МСШ может классифицироваться как краткосрочный предвестник, связанный с консолидацией среды за 3–4 ч до землетрясения.

Благодарности

Работы выполнены в рамках Госзадания ИВМиМГ СО РАН, тема FWNM-2025-0004, и гранта Министерства науки и высшего образования РФ № 075-15-2024-533.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Pulinets S., Herrera V.M.V.* Earthquake Precursors: The Physics, Identification, and Application // Geosciences. 2024. Vol. 14 (209), P. 2–33. https://doi.org/10.3390/geosciences14080209

2. *Bogdanov V., Gavrilov V., Pulinets S., Ouzounov D.* Responses to the preparation of strong Kamchatka earthquakes in the lithosphere–atmosphere–ionosphere system, based on new data from integrated ground and ionospheric monitoring // E3S Web Conf. 2020. Vol. 196 (03005) P. 1–14. https://doi.org/10.1051/e3sconf/ 202019603005

3. *Saltykov V.A.* On the Possibility of Using the Tidal Modulation of Seismic Waves for Forecasting Earthquakes // Izvestiya, Physics of the Solid Earth. 2017. Vol. 53 (2), P. 250–261. https://doi.org/10.1134/S1069351317010128

4. *Li J., Zhai H., Jiang C. et al.* Application of artificial intelligence technology in the study of anthropogenic earthquakes // Artif Intell. 2025. Vol. 58 (155). https://doi.org/10.1007/s10462-025-11157-2

5. *Kubo H., Nao M., and Kano M.* Recent advances in earthquake seismology using machine learning // Earth Planets. 2024. Vol 76 (36). https://doi.org/10.1186/s40623-024-01982-0

6. *Korol S.A., Sankov A.V., Dobrynina A.A., Sankov V.A.* Ambient Seismic Noise Variations before Earthquakes in the Baikal Rift System // Geodynamics & Tectonophysics. 2022. Vol. 13 (2):0632 (In Russ.). https://doi.org/10.5800/GT-2022-13-2s-0632

7. *Sobolev G.A., Lyubushin A.A., Zakrzhevskaya N.A.* Asymmetrical Pulses, the Periodicity and Synchronization of Low Frequency Microseisms // Journal of Volcanology and Seismology. 2008. Vol. 2, No. 2. P. 118–134. https://doi.org/10.1134/S07420 4630802005X.

8. *Семинский К.Ж., Добрынина А.А., Борняков С.А., Саньков В.А., Поспеев А.В., Рассказов С.В., Перевалова Н.П., Семинский И.К., Лухнев А.В., Бобров А.А., Чебыкин Е.П., Едемский И.К., Ильясова А.М., Салко Д.В., Саньков А.В., Король С.А.* Комплексный мониторинг опасных геологических процессов в Прибайкалье: организация пилотной сети и первые результаты // Геодинамика и тектонофизика. 2022. Т. 13(5), 0677. https://doi.org/10.5800/GT-2022-13-5-0677

9. *Григорюк А.П., Брагинская Л.П., Семинский И.К., Семинский К.Ж., Ковалевский В.В.* Цифровая платформа для интеграции и анализа данных геофизического мониторинга байкальской природной территории // Электронные библиотеки. 2022. Т. 25. № 4. С. 303–316. https://doi.org/10.26907/1562-5419-2022-25-4-303-316

10. *Брагинская Л.П., Григорюк А.П., Ковалевский В.В., Добрынина А.А.* Цифровая платформа для комплексных геофизических исследований в Байкальском регионе // Сейсмические приборы. 2023. Т. 59, № 4. С. 36–49. https://doi.org/10.21455/ si2023.4-3

11. Earthquake-prediction-using-Machine-learning-models // A project done for the course CSE3505 — Essentials of Data Analytics under ELANGO N M. URL: https://github.com/akash-r34/Earthquake-prediction-using-Machine-learning-models?tab=readme-ov-file#earthquake-prediction-using-machine-learning-models

VARIATIONS IN MICROSEISMIC NOISE SPECTRA AS A FORECAST PARAMETER OF EARTHQUAKES IN THE BAIKAL RIFT SYSTEM

Ludmila P. Braginskaya[1] [0000-0002-3469-3373], Andrey P. Grigoryuk[2] [0000-0003-0388-2259], Valery V. Kovalevsky[3] [0000-0001-7143-3354], Anna A. Dobrynina[4] [0000-0002-2087-4202] Matvey S. Kim[5] [0009-0001-7339-291X]

[1, 2, 3, 5]*Institute of Computational Mathematics and Mathematical Geophysics Siberian Branch of the Russian Academy of Sciences, Novosibirsk*
[4]*Institute of the Earth's Crust Siberian Branch of the Russian Academy of Sciences, Irkutsk*
[5]*Novosibirsk State University, Novosibirsk*

[1]ludmila@opg.sscc.ru, [2]and@opg.sscc.ru, [3]kovalevsky@sscc.ru, [4]iks@crust.irk.ru, [5]matvey3693@gmail.com

Abstract

This paper examines the microseismic noise spectra a few hours before moderate and strong seismic events. Forty earthquakes with an energy class of K=9.5–14.5 at epicentral distances of 10 to 120 km were considered. A statistically significant increase in the spectral power density (SPD) was detected in the 0.8–2.4 Hz range. Machine learning methods were used to construct a binary classification model that allows detection of earthquake preparations a few hours before an event based on microseismic SPD values in the specified frequency range.

Keywords: *geophysical monitoring, machine learning, digital platform, precursors, seismic forecast, earthquakes.*

REFERENCES

1. *Pulinets S., Herrera V.M.V.* Earthquake Precursors: The Physics, Identification, and Application // Geosciences. 2024. Vol. 14 (209), P. 2–33. https://doi.org/10.3390/geosciences14080209

2. *Bogdanov V., Gavrilov V., Pulinets S., Ouzounov D.* Responses to the preparation of strong Kamchatka earthquakes in the lithosphere–atmosphere–ionosphere system, based on new data from integrated ground and ionospheric monitoring // E3S Web Conf. 2020. Vol. 196 (03005) P. 1–14.

https://doi.org/10.1051/e3sconf/ 202019603005

3. *Saltykov V.A.* On the Possibility of Using the Tidal Modulation of Seismic Waves for Forecasting Earthquakes // Izvestiya, Physics of the Solid Earth. 2017. Vol. 53 (2), P. 250–261. https://doi.org/10.1134/S1069351317010128

4. *Li J., Zhai H., Jiang C. et al.* Application of artificial intelligence technology in the study of anthropogenic earthquakes // Artif Intell. 2025. Vol. 58 (155). https://doi.org/10.1007/s10462-025-11157-2

5. *Kubo H., Nao M., Kano M.* Recent advances in earthquake seismology using machine learning // Earth Planets. 2024. Vol .76 (36).
https://doi.org/10.1186/s40623-024-01982-0

6. *Korol S.A., Sankov A.V., Dobrynina A.A., Sankov V.A.* Ambient Seismic Noise Variations before Earthquakes in the Baikal Rift System // Geodynamics & Tectonophysics. 2022. Vol. 13 (2), 0632 (In Russ.).
https://doi.org/10.5800/GT-2022-13-2s-0632

7. *Sobolev G.A., Lyubushin A.A., Zakrzhevskaya N.A.* Asymmetrical Pulses, the Periodicity and Synchronization of Low Frequency Microseisms // Journal of Volcanology and Seismology. 2008. Vol. 2, No. 2. P. 118–134.
https://doi.org/10.1134/S07420 4630802005X

8. *Seminsky K.Zh., Dobrynina A.A., Bornyakov S.A., Sankov V.A., Pospeev A.V., Rasskazov S.V., Perevalova N.P., Seminskiy I.K., Lukhnev A.V., Bobrov A.A., Chebykin E.P., Edemskiy I.K., Ilyasova A.M., Salko D.V., Sankov A.V., Korol S.A.* Integrated monitoring of hazardous geological processes in Pribaikalye: pilot network and first results // Geodynamics & Tectonophysics. 2022. Vol. 13 (5), 0677 (In Russ.). https://doi.org/10.5800/GT-2022-13-5-0677

9. *Grigoryuk A.P., Braginskaya L.P., Seminsky I.K., Seminsky K.Zh., Kovalevsky V.V.* A Digital Platform for Integration and Analysis of Geophysical Monitoring Data from the Baikal Natural Zone // Russian Digital Libraries Journal. 2022. Vol. 25, No. 4. P. 303–316. https://doi.org/10.26907/1562-5419-2022-25-4-303-316.

10. *Braginskaya L., Grigoryuk A., Kovalevsky V., Dobrynina A.* Digital platform for integrated geophysical investigations in the Baikal region // Seismic Instruments. 2023. Vol. 59 (4), P. 36–49. https://doi.org/10.21455/ si2023.4-3

11. Earthquake-prediction-using-Machine-learning-models // A project done for the course CSE3505 — Essentials of Data Analytics under ELANGO N M. URL: https://github.com/akash-r34/Earthquake-prediction-using-Machine-learning-models?tab=readme-ov-file#earthquake-prediction-using-machine-learning-models

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ

БРАГИНСКАЯ Людмила Петровна, ведущий программист Института вычислительной математики и математической геофизики СО РАН, г. Новосибирск.

Lyudmila BRAGINSKAYA, Lead Programmer at the Institute of Computational Mathematics and Mathematical Geophysics SB RAS, Novosibirsk.

email: ludmila@opg.sscc.ru

ORCID: 0000-0002-3469-3373

ГРИГОРЮК Андрей Павлович, научный сотрудник Института вычислительной математики и математической геофизики СО РАН, г. Новосибирск.

Andrey GRIGORYUK, Researcher at the Institute of Computational Mathematics and Mathematical Geophysics SB RAS, Novosibirsk.

email: and@opg.sscc.ru

ORCID: 0000-0003-0388-2259

КОВАЛЕВСКИЙ Валерий Викторович, доктор технических наук, заместитель директора по научной работе Института вычислительной математики и математической геофизики СО РАН, г. Новосибирск.

Valeriy KOVALEVSKIY, Doctor of Technical Sciences, Deputy Director for Science, Institute of Computational Mathematics and Mathematical Geophysics SB RAS, Novosibirsk.

email: kovalevsky@sscc.ru

ORCID: 0000-0001-7143-3354

Добрынина Анна Александровна, ведущий научный сотрудник Института земной коры СО РАН, г. Иркутск

Anna Dobrynina, lead researcher at the Institute of the Earth's Crust SB RAS, Irkutsk

email: dobrynina@crust.irk.ru

ORCID: 0000-0002-2087-4202

КИМ Матвей Сергеевич, инженер Института вычислительной математики и математической геофизики СО РАН, г. Новосибирск.

Matvey KIM, Engineer at the Institute of Computational Mathematics and Mathematical Geophysics SB RAS, Novosibirsk.

email: matvey3693@gmail.com

ORCID: 0009-0001-7339-291X

Материал поступил в редакцию 10 октября 2025 года