

VI МЕЖДУНАРОДНАЯ НАУЧНАЯ КОНФЕРЕНЦИЯ

«ГЕОДИНАМИЧЕСКИЕ ПРОЦЕССЫ И ПРИРОДНЫЕ КАТАСТРОФЫ»

г. Южно-Сахалинск, Сахалинская область

12–16 октября 2026 г.



На конференции будут обсуждаться учеными и специалистами, аспирантами и студентами актуальные научные проблемы, которые волнуют ученых не только Дальневосточного региона России. Среди них природные катастрофы, методы оценки их опасности и риска, а также современные технологии геофизического мониторинга в сейсмоактивных и цунамиопасных регионах.

ОСНОВНЫЕ НАПРАВЛЕНИЯ И СЕКЦИИ КОНФЕРЕНЦИИ:

Исследования Земли: ответ на вызовы природных и техногенных катастроф

Секция посвящена вопросам:

- Геологическое строение земной коры и структур различного масштаба,
- Этапы и стадии развития земной коры и верхней мантии,
- Вещественный состав геологических сред и объектов,
- Поиск и прогнозирование месторождений полезных ископаемых.

Динамика моря и вопросы изменения климата

Секция посвящена вопросам:

- Потоки вещества и энергии в гидросфере,
- Генерация цунами и цунамиопасность,
- Моделирование и прогноз морских опасных явлений,
- Геолого-геоморфологические аспекты освоения морских побережий.

Живые системы и геологическая среда

Секция посвящена вопросам:

- Влияние природных и антропогенных факторов на живые организмы и экосистемы,
- Адаптивные стратегии живых организмов,
- Биологическое разнообразие и инвазии,
- Анализ состояния экосистем по данным аэрокосмических исследований.

Шаг в науку: технологии и практика

Секция посвящена вопросам:

- Инженерные проекты и прототипы для мониторинга природных процессов,
- Цифровые методы анализа геофизических и геозоологических данных,
- Моделирование природных опасностей и их последствий,
- Междисциплинарные студенческие исследования.

К началу работы конференции будут изданы тезисы докладов в авторской редакции. Объем тезисов не должен превышать одну страницу машинописного текста. Избранные доклады по решению Организационного комитета будут опубликованы в журнале ИМГиГ ДВО РАН «Геосистемы переходных зон» (БС-2, входит в Перечень ВАК).

УСЛОВИЯ УЧАСТИЯ И ПРАКТИЧЕСКАЯ ИНФОРМАЦИЯ

ОРГАНИЗАЦИОННЫЙ ВЗНОС Оплата производится при регистрации.

Для участников конференции **5000 РУБ.** Для аспирантов и молодых учёных до 35 лет **3500 РУБ.**

В оргвзнос входит • организационный набор участника конференции • организация кофе-брейков в дни работы конференции •

ПРОЖИВАНИЕ, ПРОЕЗД И ПРОГРАММА

Проживание: Рекомендуемые гостиницы г. Южно-Сахалинск (вблизи маршрутов общественного транспорта): Lenina Hotel, Монерон, Лотос, Панорама, Командор, Юбилейная. Проезд: До Института морской геологии и геофизики можно добраться автобусами 10, 62, 71, 21. Остановка — «Институт морской геологии и геофизики».

Программа будет разослана участникам вместе с третьим циркуляром, а также размещена на сайте конференции.

Для участников конференции предусмотрено проведение экскурсий: посещение Ботанического сада; геологические экскурсии: Взморье или останец Лягушка; малая жемчужина Сахалина: Невельск – Холмск.

ПРЕДСЕДАТЕЛЬ:

Долгих Григорий Иванович, академик РАН, профессор, ТОИ ДВО РАН

СОПРЕДСЕДАТЕЛИ:

Аленьков Вячеслав Владимирович, заместитель председателя Правительства Сахалинской области

Зайцев Андрей Иванович, д.ф.-м.н., член-корреспондент РАН, директор СКБ САМИ ДВО РАН

Огнев Алексей Вячеславович, д.ф.-м.н., ректор СахГУ

Ковалев Дмитрий Петрович, д.ф.-м.н., и. о. директора ИМГиГ ДВО РАН

УЧЕНЫЙ СЕКРЕТАРЬ:

Андреева Марина Юрьевна, к.ф.-м.н., с.н.с. ИМГиГ ДВО РАН

ОРГАНИЗАЦИОННЫЙ КОМИТЕТ:

Прытков А.С., к.ф.-м.н., в.н.с., зам. директора ИМГиГ ДВО РАН

Верхотуров А.А., к.т.н., ученый секретарь ИМГиГ ДВО РАН

Коцуконь С.Н., операционный директор ПИШ СахГУ

Костылев Д.В., к.т.н., директор СФ ФИЦ ЕГС РАН

Кордюков А.В., к.б.н., директор СФ БСИ ДВО РАН

Деттерев А.В., к.г.-м.н., зав. лабораторией ИМГиГ ДВО РАН

Копанина А.В., к.б.н., зав. лабораторией ИМГиГ ДВО РАН

Борисов А.С., к.т.н., рук. лаборатории ИМГиГ ДВО РАН

Закупин А.С., к.ф.-м.н., в.н.с. ИМГиГ ДВО РАН

Ковтунович П.Ю., вед. инженер ИМГиГ ДВО РАН

АДРЕС ОРГКОМИТЕТА:

Россия, 693022, г. Южно-Сахалинск, ул. Науки, д. 1 Б
Институт морской геологии и геофизики ДВО РАН
Телефон/факс: 8 (4242) 79-15-17

Web-страница конференции:

<https://imggconf.ru>E-mail: info@imggconf.ru

ПАРТНЁРЫ И ОРГАНИЗАТОРЫ

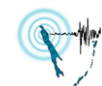
Институт морской геологии и геофизики ДВО РАН



Дальневосточное отделение РАН



СФ ФИЦ ЕГС РАН



ФГБОУ ВО «СахГУ»



СКБ САМИ ДВО РАН



СахалинТех



Правительство Сахалинской области



ОСНОВНЫЕ ДАТЫ:

до 1 августа – подача регистрационной формы.

до 1 сентября – подача тезисов.

МЕСТО ПРОВЕДЕНИЯ:

Заседание секций

г. Южно-Сахалинск, ул. Науки, 1Б.

© Авторы, 2026 г.
Контент доступен по лицензии Creative Commons Attribution
License 4.0 International (CC BY 4.0)



© The Authors, 2026.
Content is available under Creative Commons Attribution
License 4.0 International (CC BY 4.0)

УДК 004.93;551.594.6;550.343.6

<https://doi.org/10.30730/gtr.2026.10.2.225-237>
<https://www.elibrary.ru/gbwhtpy>

Методика поиска информативных признаков перед землетрясениями в электромагнитном регулярном шумовом фоне ОНЧ-диапазона

Ю. И. Сенкевич, Е. И. Малкин, Г. И. Дружин

*Институт космических исследований и распространения радиоволн ДВО РАН,
пос. Паратунка, Камчатский край, Россия*

Резюме. Проблема поиска информативных признаков в электромагнитном регулярном шумовом фоне ОНЧ-диапазона связана с построением прогностической модели землетрясений. Цель работы заключается в разработке и апробации методики выявления информативных признаков путем анализа спектральной плотности мощности электромагнитного излучения с применением технологий глубокого машинного обучения. В ходе исследования применен комплексный подход, включающий непрерывный мониторинг электромагнитных сигналов в ОНЧ-диапазоне (0.3–30 кГц) и обработку данных с помощью сверточных нейронных сетей. На основе анализа массива данных по камчатским землетрясениям за 2016–2019 гг. (29 сильных сейсмических событий) были получены значимые результаты: разработана оригинальная методика подготовки данных для нейросетевой классификации с высокой точностью распознавания (до 96 %), подтверждено наличие предвестников землетрясения в электромагнитном регулярном шумовом фоне ОНЧ-диапазона. Научная новизна исследования заключается в разработке нового подхода к подготовке исходных данных в графическом формате и применении современных нейросетевых технологий для анализа геофизических сигналов, что позволило выявить скрытые паттерны, предшествующие сейсмическим событиям. Практическая значимость работы состоит в создании инструмента для мониторинга предвестников землетрясений, способствующего развитию систем раннего предупреждения и подтверждающего перспективность применения методов машинного обучения для анализа геофизических данных и прогнозирования природных явлений.

Ключевые слова: землетрясение, предвестники, электромагнитное излучение, нейросетевой анализ

Methodology for detecting for informative features before earthquakes in the electromagnetic regular noise background of the VLF range

Yuriy I. Senkevich, Evgeny I. Malkin, Gennady I. Druzhin

Institute of Cosmophysical Research and Radio Wave Propagation, FEB RAS, Paratunka, Russia

Abstract. The study addresses the pressing scientific challenge of identifying informative features in the electromagnetic regular noise background of the VLF (very low frequency) range, which is related to creating a model for earthquake prediction. The aim of the study is to develop and test a methodology for detecting informative features by analyzing the power spectral density of electromagnetic radiation, using deep machine learning technologies. During the research, a comprehensive approach was applied, which included continuous monitoring of electromagnetic signals in the VLF range (0.3–30 kHz), as well as the data processing using convolutional neural networks. Based on the analysis of a dataset of Kamchatka earthquakes from 2016 to 2019 which included 29 major seismic events significant results were obtained: an original data preparation methodology for neural network classification was developed; high recognition accuracy (up to 96 %) was achieved; and the presence of earthquake precursors in the electromagnetic regular noise background of the VLF range was confirmed. The scientific novelty of the study lies in the development of a new approach for preparing input data in a graphical format and the application of modern neural network technologies for analyzing geophysical signals. This has made it possible to identify

hidden patterns that precede seismic events. The practical significance of the study consists in creating a tool for monitoring earthquake precursors. This tool contributes to the development of early warning systems and confirms the potential of applying machine learning methods to analyze geophysical data and forecast natural phenomena.

Keywords: earthquake, precursors, electromagnetic radiation, neural network analysis

Финансирование

Работа выполнена в рамках государственного задания Института космических исследований и распространения радиоволн ДВО РАН (№ НИОКТР 124012300245-2).

Funding

The study was carried out within the framework of the state task of the Institute of Cosmophysical Research and Radio Wave Propagation of FEB RAS (No. 124012300245-2).

Для цитирования: Сенкевич Ю.И., Малкин Е.И., Друзин Г.И. Методика поиска информативных признаков перед землетрясениями в электромагнитном регулярном шумовом фоне ОНЧ-диапазона. *Геосистемы переходных зон*, 2026, т. 10, № 2, с. 225–237. <https://doi.org/10.30730/gtrz.2026.10.2.225-237>; <https://www.elibrary.ru/gbwhpy>

For citation: Senkevich Yu.I., Malkin E.I., Druzhin G.I. Methodology for detecting for informative features before earthquakes in the electromagnetic regular noise background of the VLF range. *Geosistemy perehodnykh zon = Geosystems of Transition Zones*, 2026, vol. 10, No. 2, p. 225–237. (In Russ.). <https://doi.org/10.30730/gtrz.2026.10.2.225-237>; <https://www.elibrary.ru/gbwhpy>

Введение

Электромагнитный регулярный шумовой фон (РШФ) в диапазоне очень низких (ОНЧ) и крайне низких (КНЧ) частот (КНЧ/ОНЧ-диапазоне) – это постоянно присутствующий квазистационарный уровень естественного электромагнитного излучения. Его главная особенность – устойчивость во времени, что позволило выделить его в отдельную категорию сигналов. Этот фон служит индикатором глобальных процессов в системе «Земля–ионосфера» и является важным параметром для геофизического мониторинга [1–4].

Основным и наиболее значимым источником РШФ в ОНЧ-диапазоне являются грозовые разряды. Молнии генерируют мощные широкополосные электромагнитные импульсы (атмосферики), которые, распространяясь в волноводе «Земля–ионосфера», создают глобальный фоновый шум [3]. Хотя грозы доминируют, определенный вклад в РШФ вносят и другие процессы – например, взаимодействие потоков заряженных частиц с магнитным полем Земли в магнитосфере и ионосфере [5].

Литосфера также участвует в формировании электромагнитного фона в ОНЧ-диапазоне [6–10]. Для объяснения того, как деформации в толще горных пород порождают электромагнитные волны, существует несколько научных моделей. Ключевой из них, по мнению множе-

ства авторов, является пьезоэлектрическая [7, 11–16]. В основе этой модели лежит эффект возникновения электрических зарядов в пьезоэлектрических минералах при их механической деформации. При движении трещины в такой породе возникают поляризационные токи, которые и служат источником электромагнитного излучения.

Однако вклад литосферного излучения в общий уровень РШФ чрезвычайно мал. В отличие от постоянного грозового фона, литосферное излучение, как правило, проявляется в виде кратковременных аномалий, связанных с процессами подготовки и прохождения сейсмических волн. Уровень этих сигналов, как показывают исследования, на несколько порядков слабее грозовых помех, что делает их выделение технически сложной задачей [7, 10]. Одним из методов решения данной задачи является выявление информативных признаков. В основе данного метода лежит поиск специфических паттернов в данных электромагнитного фона, которые обычно разделяют в зависимости от частотного диапазона наблюдений.

В ультранизких частотах основным инструментом является магнитометрия. Ключевые признаки, отличающие сейсмогенный сигнал от фонового геомагнитного шума, включают поляризационное отношение; анализ спектральной плотности мощности; фрактальный анализ [17–25].

В КНЧ/ОНЧ-диапазоне методы обычно основаны на зондировании волновода «Земля–ионосфера» с помощью сигналов от мощных наземных передатчиков [26–30]. Аномалии проявляются в принимаемом сигнале и служат индикатором возмущений, связанных с подготовкой землетрясения. Наиболее изучены ночные флуктуации амплитуды и фазы сигнала радиостанций в ОНЧ-диапазоне, которые могут регистрироваться за 1–3 дня до сейсмического события [26–27]. Также в данном диапазоне наблюдаются импульсные электромагнитные сигналы, не связанные с грозовой активностью. В работе [7] была продемонстрирована методика выделения ОНЧ-сигналов, основанная на приеме импульсных ОНЧ-излучений с направления на эпицентр готовящегося землетрясения. Исходя из предложенной в работе методики, было установлено, что ОНЧ-сигналы, связанные с землетрясением, достигают максимума не в день землетрясения, а за несколько дней до него.

Изучение фактов о связи ОНЧ-сигналов с землетрясениями, основанных на приеме импульсных ОНЧ-излучений с направления на эпицентр готовящегося землетрясения с определением его максимума, позволило подойти к проблеме выделения информативных признаков подготовки землетрясений по данным анализа изменчивости параметров сигналов ОНЧ-диапазона и обосновать подход к ее решению.

Целью настоящего исследования стал поиск возможности прогнозирования сильных камчатских землетрясений на краткосрочном периоде наблюдений (от 1 до 15 сут перед началом события) на основе оценки характера изменчивости спектральной плотности мощности электромагнитного излучения РШФ КНЧ/ОНЧ-диапазонов с использованием глобального машинного обучения.

Обоснование подхода к выделению информативных признаков

В лаборатории электромагнитных излучений ИКИР ДВО РАН на протяжении многих лет осуществляется непрерывный мониторинг динамики параметрической изменчивости

электромагнитных сигналов в регулярном шумовом фоне ОНЧ-диапазона. Особый интерес представляет анализ записей огибающих ОНЧ-излучений в узких частотных полосах на частотах 0.7; 1.2 и 5.5 кГц. Наблюдения показали, что перед землетрясениями энергетического класса $K > 13$ (магнитуда $M \sim 6$) за несколько суток до основного события появляются мощные импульсные излучения, которые можно наблюдать в почасовых значениях среднеквадратичной огибающей (СКО) ОНЧ-излучения. Непосредственно перед землетрясением амплитуда СКО обычно падает. Перед мощным Кроноцким землетрясением ($M = 7.8$) излучение импульсного характера появилось за месяц, а спад амплитуды СКО наблюдался за трое суток до основного события. Также было показано, что за несколько суток до сильного землетрясения амплитуда шумовой составляющей суточного хода ОНЧ-сигнала обычно падает, а после него в течение нескольких суток восстанавливается. Наиболее резкое падение амплитуды наблюдалось на частотах, близких к критической частоте волновода «Земля–ионосфера». Этот процесс можно объяснить следующим образом: перед землетрясением увеличивается электронная концентрация в D- и E-областях ионосферы, что, в свою очередь, приводит к формированию рассеивающей неоднородности в волноводе «Земля–ионосфера», которая может рассеивать атмосферники, увеличивая амплитуду СКО. Повышение электронной концентрации может возникать за счет роста механических напряжений в земной коре и усиления трещинообразования, в результате чего увеличивается поток радиоактивных газов с поверхности Земли в атмосферу [30].

Исходя из предположения о возникновении рассеивающей неоднородности над эпицентральной областью будущего землетрясения, для выявления информационных признаков проявления тектонического процесса в электромагнитном РШФ КНЧ/ОНЧ-диапазонов необходим анализ широкополосных сигналов (от 0.3 до 30 кГц) с высоким спектральным разрешением (~ 1 Гц). Объем и сложность таких данных делают ручной анализ практически нереализуемым: требуется

обработка длительных временных рядов, выявление тонких корреляций между спектральными компонентами, учет фоновых шумов и антропогенных помех. Классические методы статистического анализа не позволяют в полной мере извлечь скрытые закономерности геофизических процессов. Поэтому применение нейросетевых алгоритмов становится не просто перспективным направлением, а объективной необходимостью. В современных исследованиях сейсмических процессов использование технологий искусственного интеллекта стало неотъемлемым элементом корректного научного доказательства [31–35]. Так, в работе [36] исследователи предложили использовать нейросети для автоматического обнаружения характерных сигнатур – упорядоченных импульсных последовательностей, которые предшествуют разрушению горных пород. Для решения этой задачи авторы разработали глубокую двунаправленную архитектуру искусственной нейронной сети на основе рекуррентных нейронов с блоками долгой краткосрочной памяти (Deer BI-LSTM), содержащую 1000 скрытых блоков. Выбор такой архитектуры был обусловлен ее способностью учитывать контекст как из «прошлого», так и из «будущего» в анализируемой последовательности данных, что критически важно для выявления закономерностей во временных рядах. Важно подчеркнуть, что разработчики не задавали сети поиск каких-то конкретных, предопределенных паттернов. Вместо этого сеть обучалась на двух наборах данных (LABset и AIRset), самостоятельно извлекая из них наиболее значимые для классификации признаки. Основной задачей сети была бинарная классификация: относить сигналы либо к категории RUPTURE (предвестники разрушения), либо к категории QUIET (шум, отсутствие предвестников).

Обработка и анализ сильно зашумленных нестационарных сигналов электромагнитной природы (а именно такие сигналы рассматриваются в настоящем исследовании) по-прежнему представляет собой нерешенную научную задачу. Одна из причин этого заключается в применении классических методов цифровой обработки сигналов для выявления характери-

стик системы, генерирующей сигнал. Такие методы предполагают ортогональное разложение цифрового ряда в специально подбираемом базисе (например, Фурье, Уолша-Адамара, Хаара и др.). Более адаптированные к обработке нестационарных сигналов методы спектрального разложения типа вейвлет-преобразований также являются методами подбора искусственных базисов. В результате подобных преобразований возникают фантомные признаки и трудно интерпретируемые графические проекции. Динамика литосферных КНЧ/ОНЧ-сигналов не может быть полностью описана системой дифференциальных уравнений, тем более что физика процесса происхождения таких сигналов до конца не ясна.

До недавнего времени, несмотря на большие архивы данных, накопленные лабораторией электромагнитных излучений ИКИР ДВО РАН, масштабный временной анализ был неосуществим в силу технических ограничений вычислительных средств. Внедрение алгоритмов машинного обучения с целью моделирования эволюции состояния системы электромагнитных волн приземной атмосферы позволило обойти эти ограничения. Известные преимущества этих методов определяются возможностью обрабатывать большие многомерные массивы данных, выявлять наиболее информативные параметры наблюдаемого процесса и автоматически находить приемлемые решения [31, 32]. В широком смысле машинное обучение открыло возможность автоматического обнаружения особенностей в массиве цифровых рядов и выявления неявных связей в них. Среди ключевых достоинств применения нейросетевых технологий в исследованиях, проводимых авторами, следует отметить возможность автоматического извлечения скрытых временных признаков. Слои нейросети автоматически обучаются выделять локальные нестационарные паттерны («всплески», «затухания»), а рекуррентные или одномерные свертки – глобальную временную динамику, что подтверждено практикой обработки нестационарных биомедицинских [37, 38], вибрационных и речевых [39] сигналов. Это особенно важно для сигналов с меняющейся во времени

частотой и амплитудой. Освоение мультипроцессорной технологии CUDA, позволяющей выполнять вычисления на графических ускорителях, позволило проводить моделирование долгосрочных и краткосрочных временных зависимостей в сейсмологии [40–42]. Внедрение современных механизмов внимания (Transformer, показано в [43]) позволяет эффективно выявлять корреляции между удаленными событиями в нестационарном сигнале, что критически важно для анализа трендов, прогнозирования сейсмических событий или обнаружения редких аномалий предвестников землетрясений. Это экспериментально подтверждено другими исследователями [44]. Для повышения робастности обработки ОНЧ-сигналов в условиях наличия выбросов и существенной изменчивости формы сигнала была применена архитектура ResNet. Пропускающие пути в ResNet способствовали стабильному обучению глубокой сети, тогда как Dropout снизил риск переобучения на аномальных примерах, а BatchNorm стабилизировал процесс обучения за счет нормализации входных данных каждого слоя. Синтез различных архитектур при подборе состава экспериментальной нейросети демонстрирует устойчивость к низкому отношению сигнал/шум (SNR) и индивидуальной вариативности сигнала, превосходя классические методы (CFARnet, вейвлет-пороги), что убедительно показано на примере [45, 46].

Методика исследования

Авторами разработана методика поиска информационных признаков, оригинальность которой заключена в формировании массива исходных данных в формате спектральной плотности мощности (СПМ) электромагнитного РШФ в виде трехмерной матрицы для последующей обработки с помощью нейронной сети. Исходными данными для преобразования являются временные ряды мгновенных значений напряженности магнитного и электрического полей, полученные путем оцифровки сигнала, принятого на антенный комплекс ОНЧ-пеленгатора ИКИР ДВО РАН

[47], который позволяет независимо регистрировать магнитную и электрическую компоненты излучения с частотой дискретизации 48 кГц. СПМ электромагнитного РШФ определяется с помощью преобразования Фурье в окне Чебышева длиной 48 000 отсчетов (что обусловлено спектральным разрешением, 1 Гц), с перекрытием 98 %. Временное разрешение составляет 1 мин., значение выбирается равным среднемедианной СПМ. Исходя из вышесказанного, суточные матрицы СПМ имеют размерность $24000 \times 1440 \times 3$ (Частота $\times$ Время $\times$ Цвет). Так как размерность матрицы слишком велика для использования в нейросетевых алгоритмах, она последовательно уменьшается с помощью бикубической интерполяции до размеров $256 \times 256 \times 3$. Для проведения экспериментов было собрано три группы изображений. Матрицы группы с именем «1_2m_lemi» соответствуют суткам до начала каждого из 29 сильных камчатских землетрясений из каталога землетрясений Камчатки в период с ноября 2016 по декабрь 2019 г. [48]. Матрицы группы «1_2p_lemi» соответствуют суткам после каждого из тех же 29 землетрясений. Матрицы группы «1_2n_lemi» собраны на 958 суточных интервалах, которые не были привязаны к сильным землетрясениям и по времени отстояли от этих событий не менее чем на 30 сут. Группам были назначены метки с соответствующими именами. Из каждой группы были подготовлены датасеты классов для обучения, валидации и тестирования.

На рис. 1 для примера представлены по три изображения каждой группы, выбранные случайным образом.

Для согласования с возможностями вычислений с применением технологии CUDA, реализованной на видеокарте NVIDIA 2080 с 8 Гб памяти, изображения были адаптированы до размерности $64 \times 64 \times 3$. В ходе предобработки изображений для сбалансированной работы нейросети число изображений выравнивали по классам с применением аугментации с циклическим смещением. Итоговое число изображений в классе «1_2m_lemi» – 1029 файлов, в классе «1_2n_lemi» – 1958 и в классе «1_2p_lemi» – 1029 файлов.

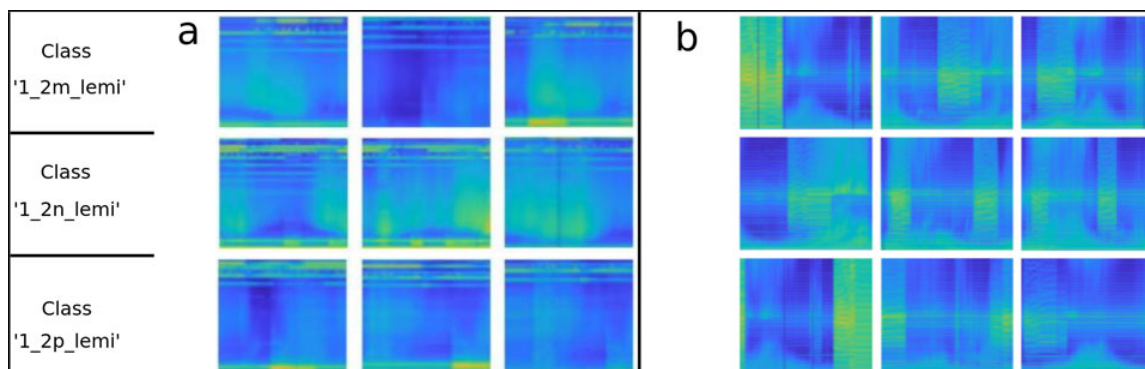


Рис. 1. Примеры изображений подготовленных классов: (а) диапазон 0.3–24 кГц, (б) диапазон 0.3–3 кГц.
Fig. 1. Examples of images of prepared classes: (a) range 0.3–24 kHz, (b) range 0.3–3 kHz.

Выбор инструмента анализа и результаты вычислений

Для обучения и классификации была собрана и оптимизирована архитектура на базе ResNet – сверточной нейросети с остаточными блоками. Блок-схема нейросети представлена на рис. 2.

Оптимизация структуры нейросети определялась последовательным подбором функциональных блоков получения лучших результатов при фиксированных глобальных параметрах обучения для каждой отредактированной структуры сети. В рамках найденной оптимальной структуры были определены следующие глобальные показатели: для

всех сверточных блоков функция активации выбрана relu, кроме выходного полносвязного блока, где выбрана функция softmax; компиляция сети выполнена с категорией sparse_categorical_crossentropy; сделано весовое выравнивание со значениями {0: 1.0, 1: 0.5255362614913177, 2: 1.0} в соответствии с представленными классами. Стартовые переменные обучения: шаг движения по выборке – batch_size = 32; число эпох обучения – epochs = 256; размер валидационной выборки – val = 0.3 (30 % валидации), размер тестовой выборки – test = 0.1 (10 % тестирование). Результаты обучения и классификации представлены нормированной матрицей ошибок сети на рис. 3.

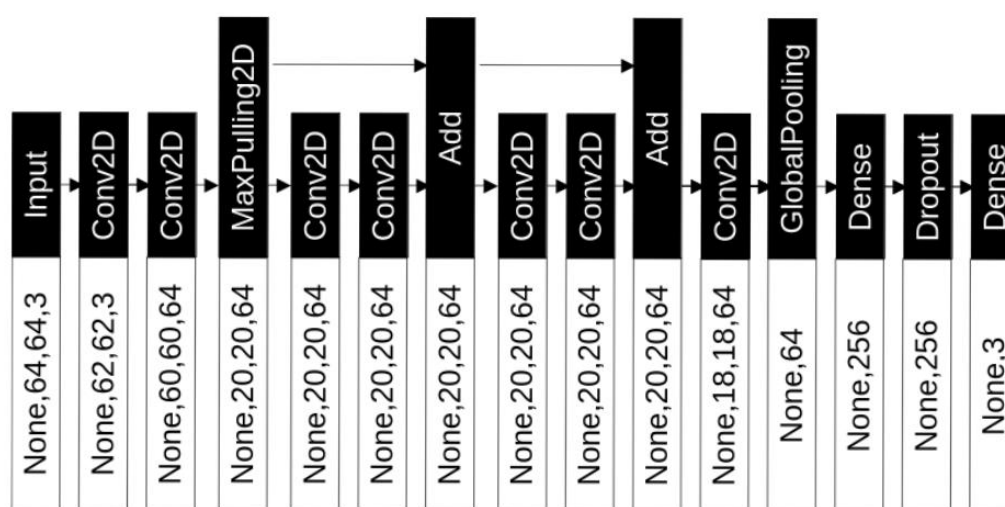


Рис. 2. Блок-схема экспериментальной нейросети. На черном фоне обозначено функциональное назначение блока, на белом – размерности передаваемых тензоров.

Fig. 2. Flowchart of the experimental neural network. The black background indicates the functional purpose of the block, and the white background indicates the dimensions of the transmitted tensors.

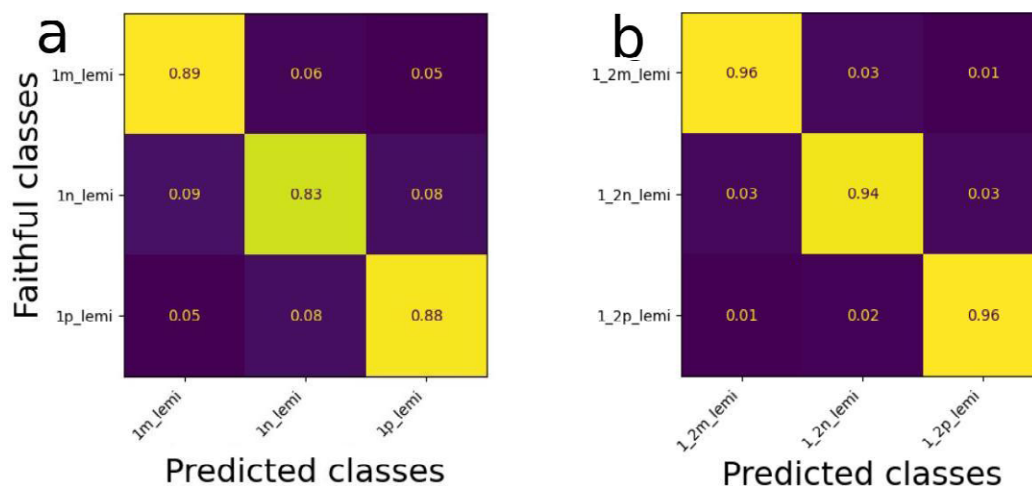


Рис. 3. Нормированные матрицы ошибок нейронной сети для датасетов: (а) диапазон 0.3–24 кГц, (б) диапазон 0.3–3 кГц.

Fig. 3. Normalized neural network error matrices for datasets: (a) 0.3–24 kHz range, (b) 0.3–3 kHz range.

В матрице ошибок по строкам представлены имена классов, которые объединяли изображения с заданными метками (априори). По столбцам обозначены классы, которые были определены нейронной сетью в результате классификации после обучения по данным тестовой выборки, взятой из исходного датасета. На главной диагонали (выделено желтым цветом) представлены значения доли верно распознанных классов. Остальные ячейки матрицы ошибок демонстрируют доли ошибочных решений из общего числа попыток классификации.

Первый вычислительный эксперимент проводился на датасете (рис. 1 а), основанном на диапазоне частот 0.3–24 кГц, данный выбор был продиктован возможностью получения дополнительных признаков, позволяющих определить предвестник землетрясения. При этом наибольшая доля ошибочных решений распознавания по классам составила 9 %. Затем, в соответствии с предположением о проявлении признаков предвестников, предложенным в работе [6], спектральный диапазон был уменьшен до значений 0.3–3 кГц, что снизило максимальную долю ошибочных решений распознавания до 3 %. Это можно интерпретировать следующим образом. Основные информационные признаки предвестников землетрясений в электромагнитном РШФ ОНЧ-диапазона сосредоточены на частотах вблизи частоты отсечки волновода «Земля–ионосфера». При

попытке увеличить диапазон частот возникает избыточность данных, которая сглаживает пространство признаков и не позволяет однозначно выявить информативные.

Заключение

Проведенный краткий обзор и анализ известных исследований в области физики ОНЧ-излучения позволил сформулировать и обосновать подход к решению проблемы поиска информативных признаков предвестников сейсмических событий. Приведены факты, указывающие на существование физической связи между энергетическими характеристиками электромагнитных ОНЧ-сигналов и сейсмическими событиями. Отмечены временные границы между выявляемыми аномалиями электромагнитного РШФ ОНЧ-диапазона и моментами возникновения землетрясений, что послужило мотивацией к поиску маркеров предвестников сейсмических событий.

Основными препятствиями для выделения устойчивых признаков проявления аномалий в электромагнитном РШФ ОНЧ-диапазона были размытость их временных границ и сильная зашумленность ОНЧ-диапазона, что практически не позволяло эффективно применять классические методы спектральной и статистической обработки данных. Кроме того, в ходе мониторинга ОНЧ-излучений эпизодически

наблюдались энергетические всплески сигнала, причиной которых могли быть явления, не связанные с землетрясениями, что существенно искажало картину связи наблюдаемых аномалий с землетрясениями.

Особенности, обнаруженные в ходе визуального анализа почасовых СКО ОНЧ-сигнала, наблюдаемых в пределах краткосрочных периодов (от 1 до 15 сут) перед началом сильных камчатских землетрясений, натолкнули авторов на разработку метода поиска параметрического сходства и различия обнаруживаемых аномалий сигнала. Такая методика была разработана на базе нейронной сети глубокого обучения и апробирована на данных электромагнитных наблюдений ИКИР ДВО РАН и открытых данных сейсмических наблюдений КФ ФИЦ ЕГС РАН.

Основной особенностью методики является подготовка исходных ОНЧ-сигналов в виде изображений, отражающих динамику параметров сигнала на временных участках, охватывающих наиболее вероятные временные границы наблюдаемых аномалий сигнала. С использованием разработанной методики были подготовлены массивы изображений, каждое из которых либо охватывало динамику параметров ОНЧ-сигнала на временном участке, непосредственно примыкающем к началу землетрясений, либо относилось к изображениям, охватывающим временные участки на значительном удалении от начала землетрясений. Таким образом, созданные классы изображений включали в себя большой объем информации, которая потенциально могла быть распознана с помощью чувствительного идентификатора. Оба класса были преобразованы в тензоры исходного датасета для работы нейросетевого классификатора.

Архитектура созданной нейронной сети была подобрана таким образом, чтобы классифицировать изображения. Это потребовало определенных приемов оптимизации сверточной сети с остаточными блоками, которая на момент написания статьи является признанным лидером распознавания образов.

Результаты проведенного исследования показали значительное отличие изображений,

отображающих характеристики аномалий, связанных с землетрясениями, от изображений, отражающих характеристики аномалий, которые были получены на большом временном удалении от моментов начала сильных камчатских землетрясений. Этот факт убедительно указывает на наличие опосредованной связи характеристик ОНЧ-излучения с землетрясениями. Дальнейшее увеличение базы изображений в ходе планового мониторинга ОНЧ-излучения позволит повысить статистическую достоверность полученного результата.

Информативными признаками, на базе которых можно будет продолжить исследование по формированию маркеров предвестников землетрясений, являются скрытые паттерны изображений, отображающих динамику параметров ОНЧ-сигнала.

Список литературы

1. Вершинин Е.Ф. *Низкочастотные шумовые излучения внешней ионосферы и магнитосферы*: автореф. дис. ... д-ра физ.-мат. наук. Иркутск, 1983, 28 с.
2. Вершинин Е.Ф., Пономарев Е.А. О классификации непрерывного УНЧ излучения верхней атмосферы. В кн.: *Земной магнетизм, полярные сияния и ультранизкочастотное излучение*. Иркутск: СИБИЗ-МИР, 1966, с. 35–43.
3. Дружин Г.И., Торопчинова Т.В., Шапаев В.И. Регулярный шумовой фон в ОНЧ-излучении и мировые очаги гроз. *Геомагнетизм и аэронавигация*. 1986, 26(2):258.
4. Дружин Г.И. Суточные периоды в ОНЧ излучении и связь их с рентгеновским излучением. *Международный научно-исследовательский журнал*. 2015, 8-2(39):98–101.
5. *Низкочастотные излучения в ионосфере и магнитосфере Земли*. Распопов О.М. (ред.). Апатиты: Кол. фил. АН СССР, 1981, 167 с.
6. Дружин Г.И. Опыт прогноза камчатских землетрясений на основе наблюдений за электромагнитным ОНЧ излучением. *Вулканология и сейсмология*. 2002, 6:51–62.
7. Asada T., Baba H., Kawazoe K., Sugiura M. An attempt to delineate very low frequency electromagnetic signals associated with earthquakes. *Earth, Planets and Space*. 2001, 53:55–62. <https://doi.org/10.1186/BF03352362>
8. Eftaxias K., Kapiris P., Polygiannakis J., Peratzakis A., Kopanas J., Antonopoulos G., Rigas D. Experience of

- short term earthquake precursors with VLF-VHF electromagnetic emissions. *Natural Hazards and Earth System Sciences*. 2002,20:1–12. <https://doi.org/10.5194/nhess-3-217-2003>
9. Hayakawa M. Earthquake prediction with electromagnetic phenomena. *AIP Conference Proceedings*. 2016,17090(20002). <https://doi.org/10.1063/1.4941201>
 10. Уваров В.Н. Характерные формы электромагнитных сигналов. *Вестник КРАУНЦ. Физико-математические науки*. 2018,2(22):112–127. <https://doi.org/10.18454/2079-6641-2018-22-2-112-127>
 11. Gershenzon N., Bambakidis G. Modeling of seismic-electromagnetic phenomena. *Russian Journal of Earth Sciences*. 2001,3(4):247–275. <https://doi.org/10.2205/2001ES000058>
 12. Wang J.-H. Piezoelectricity as a mechanism on generation of electromagnetic precursors before earthquakes. *Geophysical Journal International*. 2020,224(1):682–700. <https://doi.org/10.1093/gji/ggaa429>
 13. Zhao J., Gao Y., Cheng Q., Zhou G., Chen C.-H., Zhang X., Sun Y.-Y. Numerical simulation of electromagnetic responses to an earthquake source due to the piezoelectric effect of ‘ ∞ m’ symmetry. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*. 2024,129(5),e2023JB027756. <https://doi.org/10.1029/2023JB027756>
 14. Wang W., Xue X., Shan J. Theoretical models of seismic electromagnetic radiation based on piezoelectric effects. *Indian Journal of Geo-Marine Sciences*. 2015,44(9):1275–1281.
 15. Surkov V.V., Molchanov O.A., Hayakawa M. Pre-earthquake ULF electromagnetic perturbations as a result of inductive seismomagnetic phenomena during microfracturing. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*. 2003(2002),65(1):31–46. [https://doi.org/10.1016/S1364-6826\(02\)00117-7](https://doi.org/10.1016/S1364-6826(02)00117-7)
 16. Salikhov N., Shepetov A., Pak G., Nurakynov S., Ryabov V., Zhukov V. Seismogenic effects in variation of the ULF/VLF emission in a complex study of the lithosphere–ionosphere coupling before an M6.1 earthquake in the region of Northern Tien Shan. *Geosciences*. 2025,15(6):203. <https://doi.org/10.3390/geosciences15060203>
 17. Park S.K. Precursors to earthquakes: Seismoelectromagnetic signals. *Surveys in Geophysics*. 1996,17:493–516. <https://doi.org/10.1007/BF01901642>
 18. Park S.K., Johnston M.J.S., Madden T.R., Morgan F.D., Morrison H.F. Electromagnetic precursors to earthquakes in the ULF band: a review of observations and mechanisms. *Reviews of Geophysics*. 1993,31:117–132. <https://doi.org/10.1029/93RG00820>
 19. Nagao T., Enomoto Y., Fujinawa Y., Hata M., Hayakawa M., Huang Q., Izutsu J., Kushida Y., Maeda K., Oike K., Uyeda S., Yoshino T. Electromagnetic anomalies associated with 1995 Kobe earthquake. *Journal of Geodynamics*. 2002,33:349–359. [https://doi.org/10.1016/S0264-3707\(02\)00004-2](https://doi.org/10.1016/S0264-3707(02)00004-2)
 20. Enomoto Y., Zheng Z. Possible evidences of earthquake lightning accompanying the 1995 Kobe earthquake inferred from the Nojima Fault Gouge. *Geophysical Research Letters*. 1998,25:2721–2724. <https://doi.org/10.1029/98GL02015>
 21. Hayakawa M., Hobara Y., Ohta K., et al. The ultra-low-frequency magnetic disturbances associated with earthquakes. *Earthquake Science*. 2011,24:523–534. <https://doi.org/10.1007/s11589-011-0814-2>
 22. Devi M., Barbara A.K., Ruzhin Ya.Yu., Hayakawa M. Over-the-horizon anomalous VHF propagation and earthquake precursors. *Surveys in Geophysics*. 2012,33(5):1081–1106. <https://doi.org/10.1007/s10712-012-9185-z>
 23. Hayakawa M., Itoh T., Hattori K., Yumoto K. ULF electromagnetic precursors for an earthquake at Biak, Indonesia on 17 February 1996. *Geophysical Research Letters*. 2000,27:1531–1534. <https://doi.org/10.1029/1999GL005432>
 24. Ida Y., Yang D., Li Q., Sun H., Hayakawa M. Detection of ULF electromagnetic emissions as a precursor to an earthquake in China with an improved polarization analysis. *Natural Hazards and Earth System Sciences*. 2008,8:775–777. <https://doi.org/10.5194/nhess-8-775-2008>
 25. Johnston M.J.S. Review of electric and magnetic fields accompanying seismic and volcanic activity. *Surveys in Geophysics*. 1997,18:441–475. <https://doi.org/10.1023/a:1006500408086>
 26. Shvets A.V., Hayakawa M., Molchanov O.A., et al. A study of ionospheric response to regional seismic activity by VLF radio sounding. *Physics and Chemistry of the Earth*. 2004,29:627–637. <https://doi.org/10.1016/j.pce.2003.08.063>
 27. Hayakawa M. Review of subionospheric VLF/LF radio signals for the study of seismogenic lower-ionospheric perturbations. *Atmosphere*. 2025,16(11):1312. <https://doi.org/10.3390/atmos16111312>
 28. Uyeda S., Nagao T., Hattori K., Hayakawa M., Miyaki K., Molchanov O., Gladyshev V., Baransky L., Chitchekov A., Fedorov E., Pokhotelov O., Andreevsky S., Rozhnoi A., Khabazin Y., Gorbatiykov A., Gordeev E., Chebrov V., Sinitzin V., Lutikov A., Yunga S., Kosarev G., Surkov V., Belyaev G. Geophysical observatory in Kamchatka region for monitoring of phenomena connected with seismic activity. *Natural Hazards and Earth System Sciences*. 2001,1:3–7. <https://doi.org/10.5194/nhess-1-3-2001>

29. Gokhberg M.B., Gufeld I.L., Rozhnoy A.A., Marenko V.F., Yampolsky V.S., Ponomarev E.A. Study of seismic influence on the ionosphere by super long-wave probing of the Earth-ionosphere wave-guide. *Physics of the Earth and Planetary Interiors*. 1989,57:64–67. [https://doi.org/10.1016/0031-9201\(89\)90214-8](https://doi.org/10.1016/0031-9201(89)90214-8)
30. Бузевич А.В., Дружин Г.И., Фирстов П.П. и др. Гелиогеофизические эффекты, предвещающие Кроноцкое землетрясение 5 декабря 1997 г. В кн.: *Кроноцкое землетрясение на Камчатке 5 декабря 1997 г. Предвестники, особенности, последствия*. Петропавловск-Камчатский, 1999, с. 177–188.
31. Hulbert C., Rouet-Leduc B., Johnson P.A., Ren C.X., Rivière J., Bolton D.C., Marone C. Similarity of fast and slow earthquakes illuminated by machine learning. *Nature Geoscience*. 2018,12:69–74. <https://doi.org/10.1038/s41561-018-0272-8>
32. Rouet-Leduc B., Hulbert C., Lubbers N., Barros K., Humphreys C.J., Johnson P.A. Machine learning predicts laboratory earthquakes. *Geophysical Research Letters*. 2017,44(18):9276–9282. <https://doi.org/10.1002/2017GL074677>
33. Pu Y., Apel D.B., Wei C. Applying machine learning approaches to evaluating rockburst liability: A comparison of generative and discriminative models. *Pure and Applied Geophysics*. 2019,176:4503–4517. <https://doi.org/10.1007/s00024-019-02197-1>
34. Mousavi S.M., Horton S.P., Langston C.A., Samei B. Seismic features and automatic discrimination of deep and shallow induced-microearthquakes using neural network and logistic regression. *Geophysical Journal International*. 2016,207(1):29–46. <https://doi.org/10.1093/gji/ggw258>
35. Sharma M., Arora M. Prediction of seismicity cycles in the Himalayas using artificial neural network. *Acta Geophysica Polonica*. 2005,53(3):299–309.
36. Nardi A., Pignatelli A., Spagnuolo E. A neural network based approach to classify VLF signals as rock rupture precursors. *Scientific Reports*. 2022,12:13744. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-17803-x>
37. Lawhern V.J., Solon A.J., Waytowich N.R., et al. EEGNet: a compact convolutional neural network for EEG-based brain-computer interfaces. *Journal of Neural Engineering*. 2018,15(5):056013. <https://doi.org/10.1088/1741-2552/aace8c>
38. Ince T., Kiranyaz S., Gabbouj M.A. Generic and robust system for automated patient-specific classification of ECG signals. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*. 2009,56(5):1415–1426. [doi:10.1109/TBME.2009.2013934](https://doi.org/10.1109/TBME.2009.2013934)
39. Graves A., Mohamed A.R., Hinton G. Speech recognition with deep recurrent neural networks. In: *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. 2013, p. 6645–6649. <https://doi.org/10.1109/ICASSP.2013.6638947>
40. Bergen K.J., Johnson P.A., de Hoop M.V., Beroza G.C. Machine learning for data-driven discovery in solid Earth geoscience. *Science*. 2019,363(6433). <https://doi.org/10.1126/science.aau0323>
41. Kong Q., Trugman D.T., Ross Z.E., Bianco M.J., Meade B.J., Gerstoft P. Machine learning in seismology: turning data into insights. *Seismological Research Letters*. 2018,90(1):3–14. <https://doi.org/10.1785/0220180259>
42. Никитин В.В., Дучков А.А., Андерссон Ф. Применение NVidia CUDA для ускорения обработки сейсмических данных при помощи разложения по волновым пакетам. *Вычислительные методы и программирование*. 2017,18(3):293–311.
43. Wu N., Green B., Ben X., O'Banion S. Deep transformer models for time series forecasting: the influenza prevalence case. *arXiv*. 2020. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2001.08317>
44. Perol T., Gharbi M., Denolle M. Convolutional neural network for earthquake detection and location. *Science Advances*. 2018,4(2),e1700578. <https://doi.org/10.1126/sciadv.1700578>
45. Eftorov A., Dolenko S. A new type of a wavelet neural network. *Optical Memory and Neural Networks (Information Optics)*. 2018,27(3):152–160. <https://doi.org/10.3103/s1060992x18030050>
46. Eftorov A., Dolenko S.A., Dolenko T. Use of wavelet neural networks to solve inverse problems in spectroscopy of multi-component solutions. *Studies in Computational Intelligence*. 2020,856:285–294. https://doi.org/10.1007/978-3-030-30425-6_33
47. Малкин Е.И., Дружин Г.И. Аппаратно-программный комплекс и методика наблюдений ОНЧ–излучений на Камчатке. *Вестник КРАУНЦ. Физико-математические науки*. 2025,51(2):122–141. <https://doi.org/10.26117/2079-6641-2025-51-2-122-141>
48. Каталог землетрясений Камчатки и Командорских островов (1962 г. – наст. вр.). *Единая информационная система сейсмологических данных КФ ФИЦ ЕГС РАН*. URL: <http://sdis.emsd.ru/info/earthquakes/catalogue.php> (дата обращения: 12.05.2026).

References

1. Vershinin E.F. [Low-frequency noise emissions of the outer ionosphere and magnetosphere]: extended abstr. of diss. ... Dr. of Sci. (Physics and Mathematics). Irkutsk, 1983, 28 p. (In Russ.).
2. Vershinin E.F., Ponomarev E.A. [On classification of continuous ULF radiation of the upper atmosphere].

- In: *Terrestrial magnetism, auroras and ultra-low-frequency radiation*. Irkutsk: SibIZMIR, 1966, p. 35–43. (In Russ.).
3. Druzhin G.I., Toropchinova T.V., Shapaev V.I. Regular noise background in VLF radiation and world thunderstorm centers. *Geomagnetizm i aeronomiya = Geomagnetism and Aeronomy*. 1986,26(2):258. (In Russ.).
 4. Druzhin G.I. Daily periods in VLF radiation and their connection with X-ray. *Mezhdunarodnyy nauchno-issledovatel'skiy zhurnal = International Research Journal*. 2015,8-2(39):98–102. (In Russ.).
 5. Raspopov O.M. (ed.) [*Low-frequency emissions in the Earth's ionosphere and magnetosphere*]. Apatity: Kol. fil. AN SSSR, 1981, 167 p. (In Russ.).
 6. Druzhin G.I. Experience of Kamchatka earthquake prediction based on observations of electromagnetic VLF radiation. *Vulkanologiya i seysmologiya = Volcanology and Seismology*. 2002,6:51–62. (In Russ.).
 7. Asada T., Baba H., Kawazoe K., Sugiura M. An attempt to delineate very low frequency electromagnetic signals associated with earthquakes. *Earth, Planets and Space*. 2001,53:55–62. <https://doi.org/10.1186/BF03352362>
 8. Eftaxias K., Kaporis P., Polygiannakis J., Peratzakis A., Kopanas J., Antonopoulos G., Rigas D. Experience of short term earthquake precursors with VLF-VHF electromagnetic emissions. *Natural Hazards and Earth System Sciences*. 2002,20:1–12. <https://doi.org/10.5194/nhess-3-217-2003>
 9. Hayakawa M. Earthquake prediction with electromagnetic phenomena. *AIP Conference Proceedings*. 2016,17090(20002). <https://doi.org/10.1063/1.4941201>
 10. Uvarov V.N. Characteristic patterns of electromagnetic manifestation of lithosphere dynamics. *Vestnik KRAUNTs. Fiziko-matematicheskiye nauki = Bulletin of KRAESC. Physical and Mathematical Sciences*. 2018,2(22):112–127. (In Russ.).
 11. Gershenzon N., Bambakidis G. Modeling of seismo-electromagnetic phenomena. *Russian Journal of Earth Sciences*. 2001,3(4):247–275. <https://doi.org/10.2205/2001ES000058>
 12. Wang J.-H. Piezoelectricity as a mechanism on generation of electromagnetic precursors before earthquakes. *Geophysical Journal International*. 2020,224(1):682–700. <https://doi.org/10.1093/gji/ggaa429>
 13. Zhao J., Gao Y., Cheng Q., Zhou G., Chen C.-H., Zhang X., Sun Y.-Y. Numerical simulation of electromagnetic responses to an earthquake source due to the piezoelectric effect of '∞m' symmetry. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*. 2024,129(5),e2023JB027756. <https://doi.org/10.1029/2023JB027756>
 14. Wang W., Xue X., Shan J. Theoretical models of seismic electromagnetic radiation based on piezoelectric effects. *Indian Journal of Geo-Marine Sciences*. 2015,44(9):1275–1281.
 15. Surkov V.V., Molchanov O.A., Hayakawa M. Pre-earthquake ULF electromagnetic perturbations as a result of inductive seismomagnetic phenomena during microfracturing. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*. 2003(2002),65(1):31–46. [https://doi.org/10.1016/S1364-6826\(02\)00117-7](https://doi.org/10.1016/S1364-6826(02)00117-7)
 16. Salikhov N., Shepetov A., Pak G., Nurakynov S., Ryabov V., Zhukov V. Seismogenic effects in variation of the ULF/VLF emission in a complex study of the lithosphere-ionosphere coupling before an M6.1 earthquake in the region of Northern Tien Shan. *Geosciences*. 2025,15(6):203. <https://doi.org/10.3390/geosciences15060203>
 17. Park S.K. Precursors to earthquakes: Seismoelectromagnetic signals. *Surveys in Geophysics*. 1996,17:493–516. <https://doi.org/10.1007/BF01901642>
 18. Park S.K., Johnston M.J.S., Madden T.R., Morgan F.D., Morrison H.F. Electromagnetic precursors to earthquakes in the ULF band: a review of observations and mechanisms. *Reviews of Geophysics*. 1993,31:117–132. <https://doi.org/10.1029/93RG00820>
 19. Nagao T., Enomoto Y., Fujinawa Y., Hata M., Hayakawa M., Huang Q., Izutsu J., Kushida Y., Maeda K., Oike K., Uyeda S., Yoshino T. Electromagnetic anomalies associated with 1995 Kobe earthquake. *Journal of Geodynamics*. 2002,33:349–359. [https://doi.org/10.1016/S0264-3707\(02\)00004-2](https://doi.org/10.1016/S0264-3707(02)00004-2)
 20. Enomoto Y., Zheng Z. Possible evidences of earthquake lightning accompanying the 1995 Kobe earthquake inferred from the Nojima Fault Gouge. *Geophysical Research Letters*. 1998,25:2721–2724. <https://doi.org/10.1029/98GL02015>
 21. Hayakawa M., Hobara Y., Ohta K., et al. The ultra-low-frequency magnetic disturbances associated with earthquakes. *Earthquake Science*. 2011,24:523–534. <https://doi.org/10.1007/s11589-011-0814-2>
 22. Devi M., Barbara A.K., Ruzhin Ya.Yu., Hayakawa M. Over-the-horizon anomalous VHF propagation and earthquake precursors. *Surveys in Geophysics*. 2012,33(5):1081–1106. <https://doi.org/10.1007/s10712-012-9185-z>
 23. Hayakawa M., Itoh T., Hattori K., Yumoto K. ULF electromagnetic precursors for an earthquake at Biak, Indonesia on 17 February 1996. *Geophysical Research Letters*. 2000,27:1531–1534. <https://doi.org/10.1029/1999GL005432>
 24. Ida Y., Yang D., Li Q., Sun H., Hayakawa M. Detection of ULF electromagnetic emissions as a precursor to

- an earthquake in China with an improved polarization analysis. *Natural Hazards and Earth System Sciences*. 2008,8:775–777. <https://doi.org/10.5194/nhess-8-775-2008>
25. Johnston M.J.S. Review of electric and magnetic fields accompanying seismic and volcanic activity. *Surveys in Geophysics*. 1997,18:441–475. <https://doi.org/10.1023/a:1006500408086>
26. Shvets A.V., Hayakawa M., Molchanov O.A., et al. A study of ionospheric response to regional seismic activity by VLF radio sounding. *Physics and Chemistry of the Earth*. 2004,29:627–637. <https://doi.org/10.1016/j.pce.2003.08.063>
27. Hayakawa M. Review of subionospheric VLF/LF radio signals for the study of seismogenic lower-ionospheric perturbations. *Atmosphere*. 2025,16(11):1312. <https://doi.org/10.3390/atmos16111312>
28. Uyeda S., Nagao T., Hattori K., Hayakawa M., Miyaki K., Molchanov O., Gladyshev V., Baransky L., Chitchekov A., Fedorov E., Pokhotelov O., Andreevsky S., Rozhnoi A., Khabazin Y., Gorbatiykov A., Gordeev E., Chebrov V., Sinitsin V., Lutikov A., Yunga S., Kosarev G., Surkov V., Belyaev G. Geophysical observatory in Kamchatka region for monitoring of phenomena connected with seismic activity. *Natural Hazards and Earth System Sciences*. 2001,1:3–7. <https://doi.org/10.5194/nhess-1-3-2001>
29. Gokhberg M.B., Gufeld I.L., Rozhnoy A.A., Marenko V.F., Yampolsky V.S., Ponomarev E.A. Study of seismic influence on the ionosphere by super long-wave probing of the Earth-ionosphere wave-guide. *Physics of the Earth and Planetary Interiors*. 1989,57:64–67. [https://doi.org/10.1016/0031-9201\(89\)90214-8](https://doi.org/10.1016/0031-9201(89)90214-8)
30. Buzevich A.V., Druzhin G.I., Firstov P.P., et al. Heliogeophysical effects preceding the Kronotskoye earthquake of December 5, 1997. In: [*Kronotskoye earthquake in Kamchatka on December 5, 1997. Precursors, features, consequences*]. Petropavlovsk-Kamchatsky, 1999, p. 177–188. (In Russ.).
31. Hulbert C., Rouet-Leduc B., Johnson P.A., Ren C.X., Rivière J., Bolton D.C., Marone C. Similarity of fast and slow earthquakes illuminated by machine learning. *Nature Geoscience*. 2018,12:69–74. <https://doi.org/10.1038/s41561-018-0272-8>
32. Rouet-Leduc B., Hulbert C., Lubbers N., Barros K., Humphreys C.J., Johnson P.A. Machine learning predicts laboratory earthquakes. *Geophysical Research Letters*. 2017,44(18):9276–9282. <https://doi.org/10.1002/2017GL074677>
33. Pu Y., Apel D.B., Wei C. Applying machine learning approaches to evaluating rockburst liability: A comparison of generative and discriminative models. *Pure and Applied Geophysics*. 2019,176:4503–4517. <https://doi.org/10.1007/s00024-019-02197-1>
34. Mousavi S.M., Horton S.P., Langston C.A., Samei B. Seismic features and automatic discrimination of deep and shallow induced-microearthquakes using neural network and logistic regression. *Geophysical Journal International*. 2016,207(1):29–46. <https://doi.org/10.1093/gji/ggw258>
35. Sharma M., Arora M. Prediction of seismicity cycles in the Himalayas using artificial neural network. *Acta Geophysica Polonica*. 2005,53(3):299–309.
36. Nardi A., Pignatelli A., Spagnuolo E. A neural network based approach to classify VLF signals as rock rupture precursors. *Scientific Reports*. 2022,12,13744. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-17803-x>
37. Lawhern V.J., Solon A.J., Waytowich N.R., et al. EEGNet: a compact convolutional neural network for EEG-based brain-computer interfaces. *Journal of Neural Engineering*. 2018,15(5),056013. <https://doi.org/10.1088/1741-2552/aace8c>
38. Ince T., Kiranyaz S., Gabbouj M.A. Generic and robust system for automated patient-specific classification of ECG signals. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*. 2009,56(5):1415–1426. doi:10.1109/TBME.2009.2013934
39. Graves A., Mohamed A.R., Hinton G. Speech recognition with deep recurrent neural networks. In: *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. 2013, p. 6645–6649. <https://doi.org/10.1109/ICASSP.2013.6638947>
40. Bergen K.J., Johnson P.A., de Hoop M.V., Beroza G.C. Machine learning for data-driven discovery in solid Earth geoscience. *Science*. 2019,363(6433). <https://doi.org/10.1126/science.aau0323>
41. Kong Q., Trugman D.T., Ross Z.E., Bianco M.J., Meade B.J., Gerstoft P. Machine learning in seismology: turning data into insights. *Seismological Research Letters*. 2018,90(1):3–14. <https://doi.org/10.1785/0220180259>
42. Nikitin V.V., Duchkov A.A., Andersson F. Using NVidia CUDA to accelerate seismic data processing via wavelet packet decomposition. *Vychislitel'nyye metody i programirovaniye = Numerical Methods and Programming*. 2017,18(3):293–311. (In Russ.).
43. Wu N., Green B., Ben X., O'Banion S. Deep transformer models for time series forecasting: the influenza prevalence case. *arXiv*. 2020. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2001.08317>
44. Perol T., Gharbi M., Denolle M. Convolutional neural network for earthquake detection and location. *Science Advances*. 2018,4(2),e1700578. <https://doi.org/10.1126/sciadv.1700578>

45. Efitorov A., Dolenko S. A new type of a wavelet neural network. *Optical Memory and Neural Networks (Information Optics)*. 2018,27(3):152–160. <https://doi.org/10.3103/s1060992x18030050>
46. Efitorov A., Dolenko S.A., Dolenko T. Use of wavelet neural networks to solve inverse problems in spectroscopy of multi-component solutions. *Studies in Computational Intelligence*. 2020,856:285–294. https://doi.org/10.1007/978-3-030-30425-6_33
47. Malkin E.I., Druzhin G.I. Hardware-software system and method of observing VLF radiation in Kamchatka. *Vestnik KRAUNTs. Fiziko-matematicheskiye nauki = Bulletin of KRAESC. Physical and Mathematical Sciences*. 2025,51(2):122–141. (In Russ.). <https://doi.org/10.26117/2079-6641-2025-51-2-122-141>
48. Catalogue of earthquakes of Kamchatka and the Commander Islands (1962 – present). *Unified Information System of Seismological Data of KS FRC EGS RAS*. (In Russ.). URL: <http://sdis.emsd.ru/info/earthquakes/catalogue.php> (accessed 12.05.2026).

Об авторах

Сотрудники Института космических исследований и распространения радиоволн Дальневосточного отделения РАН, пос. Паратунка, Россия:

Сенкевич Юрий Игоревич, доктор технических наук, доцент, ведущий научный сотрудник лаборатории акустических исследований, senkevich@ikir.ru. <https://orcid.org/0000-0003-0875-6112>; SPIN-код: 6880-9105

✉ **Малкин Евгений Ильич**, кандидат физико-математических наук, научный сотрудник лаборатории электромагнитных излучений, malkin@ikir.ru; <https://orcid.org/0000-0001-8037-1335>; SPIN-код: 7640-8813

Дружин Геннадий Иванович, кандидат физико-математических наук, ведущий научный сотрудник лаборатории электромагнитных излучений, drug.ikir@yandex.ru, <https://orcid.org/0000-0002-1009-1044>; SPIN-код: 6026-1734

About the Authors

Employees of the Institute of Cosmophysical Research and Radio Wave Propagation of the Far Eastern Branch, Russian Academy of Sciences, Paratunka, Russia:

Senkevich, Yuriy I., Doctor in Engineering, Associate Professor, Leading Researcher at the Laboratory of Acoustic Research, senkevich@ikir.ru. <https://orcid.org/0000-0003-0875-6112>

✉ **Malkin, Evgeny I.**, Cand. Sci. (Physics and Mathematics), Researcher at the Laboratory of Electromagnetic Radiation, malkin@ikir.ru; <https://orcid.org/0000-0001-8037-1335>

Druzhin, Gennady I., Cand. Sci. (Physics and Mathematics), Leading Researcher at the Laboratory of Electromagnetic Radiation, drug.ikir@yandex.ru. <https://orcid.org/0000-0002-1009-1044>

Поступила 27.05.2026

Принята к публикации 17.06.2026

Received 27 May 2026

Accepted 17 June 2026