

УДК 550.(34.(012:062):344.2)

Исследование свойств экспертной системы для классификации сейсмических событий с помощью свёрточных нейронных сетей

© 2025 г. К.Ю. Силкин

ФИЦ ЕГС РАН, г. Обнинск, Россия

Поступила в редакцию 15.07.2025 г.

Аннотация. Представленная статья подводит читателя к завершающей фазе разработки нейросетевой экспертной системы по автоматической классификации сейсмических событий на основе их записи. Принципиальные положения системы были описаны в прежних публикациях цикла, а здесь приводятся результаты её тестирования по комплексу характеристик, связанных с распознаваемыми событиями, условиями их возникновения, особенностями регистрации, принципами обработки записей и приёмами их анализа. Показано, какие слабые и сильные стороны имеются у применяемых методов. Намечены пути совершенствования качества, точности и быстродействия экспертной системы. Предложены возможности усложнения набора характеристик, классификация записей по которым может производиться, например, по тектоническим условиям в очаге землетрясения.

Ключевые слова: сейсмология, землетрясение, взрыв, природа сейсмического события, двоичные отпечатки, свёрточные искусственные нейронные сети, глубокое обучение, классификация, моделирование.

Для цитирования: Силкин К.Ю. Исследование свойств экспертной системы для классификации сейсмических событий с помощью свёрточных нейронных сетей // Российский сейсмологический журнал. – 2025. – Т. 7, № 4. – С. 60–69. – DOI: <https://doi.org/10.35540/2686-7907.2025.4.07>. – EDN: VWRPNX

Введение

Данная статья служит продолжением большого цикла работ, направленных на развитие методов, которые могут быть применимы в автоматической экспертной информационной системе. Суть этой системы в решении одной из типичных сейсмологических задач – определении природы сейсмических событий по их записи. Нами эта задача решается с помощью классификатора, основанного на свёрточных нейронных сетях (СНС). Ранее мы уже докладывали об успехах в создании такой экспертной системы [Силкин, 2023а; 2023б; 2024а; 2024б], после чего проводили изучение технологических аспектов методики.

Сейчас же мы хотели проанализировать, как именно особенности зарегистрированных событий, совокупность применяемых методов подготовки исходных данных и работа с ними созданных СНС проявляют себя в приближённых к сейсмологической практике аспектах.

Среди влияющих характеристик событий отметим: вид источника, район возникновения землетрясения (его тектонические условия), магнитуда. К характеристикам зарегистрированных данных относятся эпицентриальное расстояние и уровень фонового шума на сейсмостанции. Саму систему характеризуют принятые в ней приёмы аугментации данных.

Обзор изученности проблемы

В большой обзорной статье [Силкин, 2025] проводится анализ мировой научной мысли по теме применения СНС в сейсмологии. Более 80 публикаций, касающихся практического применения данного подкласса глубоких искусственных нейронных сетей было изучено и систематизировано по нескольким важным характеристикам. Чтобы не повторяться, здесь мы не станем снова делать подробный обзор публикаций по теме исследования. Лишь кратко упомянем, что свёрточные нейронные сети

с большим (без преувеличения) успехом применяются в сейсмологической практике для решения целого спектра насущных задач: детектирования сейсмического события, определения его координат и природы, оценки магнитуды и даже срочного прогнозирования возможных негативных последствий и т.п.

Как очень важная сторона данного нейросетевого подхода, также в статье [Силкин, 2025] были детально рассмотрены методы подготовки исходных сейсмограмм для обучения и функционирования СНС, внедряемые разными исследователями. Отмечается, что сейсмологи повсеместно изобретают разные приёмы предварительной обработки сейсмограмм или оригинально изменяют существующие. Становится очевидным – формат данных, объём датасетов (наборов обучающих данных), архитектура разрабатываемых нейросетей, величина вычислительных затрат

на их обучение, с одной стороны, и качество достигаемых при этом результатов, с другой стороны, – всё это определённым образом связано.

Как правило, само понятие качества работы классифицирующих нейросетей характеризуется в рассмотренных публикациях очень лаконично путём указания доли верных ответов из общего их числа. При этом состав ошибок и причина их появления часто остаются без специального анализа. То же касается и путей достижения того уровня качества решения, который исследователям удалось показать (обычно довольно близкого к 100%).

Данные

В настоящей работе были использованы данные с десяти сейсмических станций в Мурманской области и Норвегии (рис. 1).

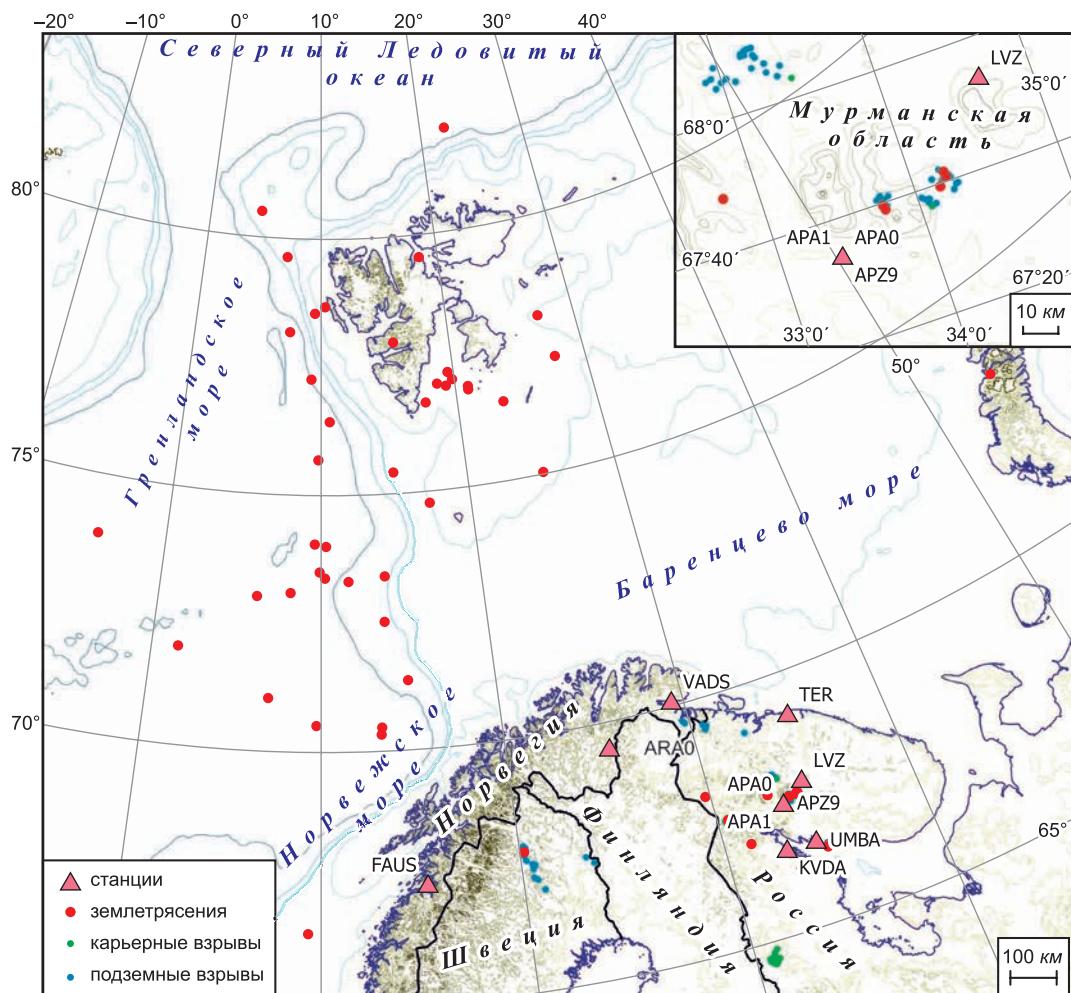


Рис. 1. Район исследований с точками сейсмических станций и распределением эпицентров событий разной природы.

На врезке в крупном масштабе показана часть Мурманской области

На этой карте также показаны эпицентры всех из почти 150 сейсмических событий разной природы (землетрясения, подземные и поверхностные взрывы), зарегистрированных суммарно несколькими станциями более 700 раз. Отдельно на врезке в крупном масштабе показан прилегающий к г. Апатиты Мурманской области горно-промышленный узел.

Можно видеть, что на территории слабосейсмичных Кольского и Скандинавского полуостровов преобладают события рукотворного происхождения (крупные промышленные взрывы), хотя немного землетрясений тоже имеется. Большинство же тектонических событий относится к акватории Гренландского, Норвежского и Баренцева морей. Магнитуда событий в среднем формально составляет 2.4 (если пересчитывать через среднюю энергию по формуле Гутенберга-Рихтера, то 3.0) с максимумом 4.0.

По карте можно понять, что масштаб исследования региональный, т.к. ближайшие ко взрывам сейсмостанции отнесены не менее чем на пару десятков километров, а наиболее удалённые эпицентры землетрясений располагаются от приёмников немногим дальше тысячи километров.

Данные затем берутся только по Z-компоненте, каждая сейсмограмма классифицируется независимо.

Для того чтобы увеличить эффективный объём датасета и повысить устойчивостьнейросетей к переобучению, была применена аугментация данных, основанная на более-менее оптимальной низкочастотной фильтрации исходных сейсмограмм. По результатам экспертной оценки, для каждой из них был установлен интервал частот (ширина не более 1 Гц), в пределах которого граничная частота фильтра, предназначенного для устранения обычно присущего в записи низкочастотного шума, остаётся пригодной к борьбе с этой помехой.

Иными словами, в условиях частичного перекрытия спектров разных компонент записи фильтрация по нижней границе интервала (f_{H}) если и не подавляет шум полностью, то вполне заметно его ослабляет на фоне сигнала. В то же время фильтрация по верхней границе (f_{B}) пусть и искажает форму полезного сигнала, но не критично для задачи распознавания.

На основании этого интервала, ширина которого пусть будет $\Delta f = f_{\text{B}} - f_{\text{H}}$, пять разных вариантов положения частоты среза (f_{C}) низкочастотного фильтра для аугментации было выбрано по следующей схеме: $f_{\text{C}} = f_{\text{H}} + \Delta f \cdot K$. Здесь K – коэффициент, задающий пропорцию, по которой интервал Δf распределяется между вариантами аугментации:

- код «0»: $K=50\%$;
- код «1»: $K=20\%$;
- код «2»: $K=80\%$;
- код «3»: $K=35\%$;
- код «4»: $K=65\%$.

Иными словами, код аугментации «0» соответствует наиболее оптимальной фильтрации, а остальные варианты – несколько менее оптимальной. В одних случаях шум оказывается более-менее недоустраним (коды «1» и «3»). В других случаях сигнал оказывается более-менее искажён (коды «2» и «4»).

Методы

В основе экспертной системы, свойства которой мы начали сейчас изучать, лежат два ключевых момента. Во-первых, в плане подготовки данных – расчёт двоичных отпечатков сейсмограмм. Во-вторых, для непосредственного распознавания – классификация с помощью СНС, архитектура которой оптимально подобрана для достижения желаемого качества решения под сочетание параметров двоичных отпечатков, подаваемых ей на вход. В свою очередь, двоичные отпечатки так настроены, чтобы с достаточной точностью передавать в своём сжатом виде тот объём информации о сейсмических событиях, который позволит с требуемой уверенностью провести классификацию их природы.

Подробнее о приёмах получения двоичных отпечатков сейсмограмм можно прочитать в наших статьях [Силкин, 2022; 2023a]. О принципах планирования архитектуры и особенностях создания СНС имеются сведения в работах [Силкин, 2024a; 2024б].

По нашим сопутствующим наблюдениям, этот тандем (отпечатки + СНС) способен с большой гибкостью давать исследователю возможность выбора оптимального для каждого конкретного случая соотношения между сложностью решаемой задачи, точностью получаемого результата и необходимыми на то вычислительными затратами. Как обычно бывает в подобных многосторонних системах, улучшение одного аспекта (например, точности) при фиксировании другого (например, затрат) неизбежно приведёт к ухудшению оставшегося (упрощению решаемой задачи). Верно и наоборот в любых сочетаниях.

Было решено воспользоваться отмеченным соотношением с практической пользой и исследовать благодаря ему свойства экспертной системы, построенной на описанных выше

основах. Для этого намеренно приняли не самую высокую сложность решаемой задачи за счёт выбора более скромных параметров двоичных отпечатков. Был взят лишь размер их 32×32 пикселя с численностью созвездия всего 25. Чтобы понять, насколько велико было сжатие сейсмограммы с помощью таких двоичных отпечатков, достаточно представить себе чёрный квадрат, на котором среди 999 чёрных точек как-то разбросаны только 25 белых.

Конечно, это дало серьёзное ускорение в моделировании создаваемых нейросетей по сравнению с более представительными (менее сжатыми) отпечатками. Однако в данном исследовании, как это ни парадоксально, важнее было обеспечить именно не очень высокую точность решения. Дело в том, что в силу скудости исходных данных, которых даже с учётом пятикратной аугментации было собрано всего-то чуть более 3500 образцов, мы испытывали бы большие трудности со статистикой по ошибкам в работе экспертной системы. Но именно их и планировалось исследовать.

Поэтому вместо того, чтобы взять более эффективные по части точности классификации двоичные отпечатки (размером, например, 64×64 пикселя с численностью созвездия 400), которые обеспечили бы ошибку менее процента, намеренно были взяты те, у которых средняя ошибка оценена по проведённым экспериментам на уровне около 9%.

При обучении из всех наличных данных 10% случайным образом резервировались и не участвовали в этом процессе. Оставленные данные затем были направлены на проверку работы созданной СНС.

Многократные циклы перемешивания данных с последующим повторным обучением сетей и исследования собранных от них сведений о неверной классификации (40 циклов в нашем случае) позволили сделать несколько интересных наблюдений, которые могут быть полезны для дальнейшего повышения точности, сложности и эффективности экспертной системы.

Результаты

Первым делом была проведена проверка, какая аугментация исходных данных влияет на результат классификации (рис. 2).

На рис. 2а можно видеть, что самая успешная аугментация соответствует вариантам, когда полоса подавления низкочастотного фильтра установлена наиболее оптимально или слегка расширена вверх (коды «0» и «4»). Оба эти случая демонстрируют среднюю ошибку не более 7%.

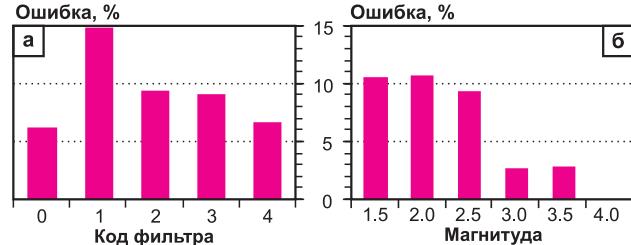


Рис. 2. Диаграммы значений ошибки классификации в зависимости от кода фильтра при аугментации данных (а) и магнитуды событий (б).

Подписи на горизонтальной оси соответствуют началу интервала, простирающегося до следующего значения, не включая это значение

В то же время аугментация с кодом «1» самая неудачная. Когда шум устраниён наиболее слабым из всех способов, это не может не сказаться на повышении ошибки классификации. И она логично повышается двукратным образом. Интересно, что более сильное по сравнению с другими вариантами искажение полезного сигнала (код «2») выдаёт результат на среднем уровне.

Рис. 2б продолжает представление анализа ошибок экспертной системы. На этот раз рассмотрению подверглось влияние магнитуды (в случае, когда она вообще была определена) регистрируемого события на качество распознавания его природы. Результат очевиден и предсказуем. Чем слабее событие, тем хуже оно обрабатывается системой. Однако ошибка около 10% для самых слабых случаев не критична. Одновременно безошибочная работа метода для магнитуды 4 рождает законное удовлетворение.

Также отдельно были проанализированы различные виды источников событий и зарегистрировавших записи от них сейсмостанций (рис. 3) на предмет того, как качество работы экспертной системы связано с их сочетанием.

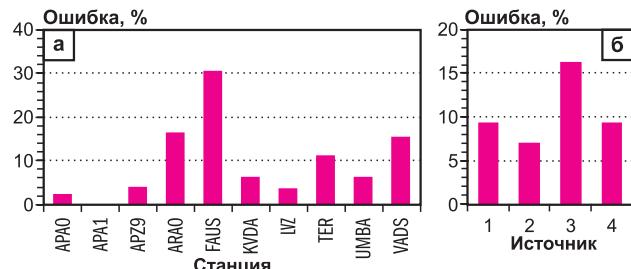


Рис. 3. Диаграммы значений ошибки классификации для разных сейсмостанций (а) и видов источников (б).

1 – землетрясения, 2 – подземные взрывы, 3 – поверхностные взрывы, 4 – все источники в среднем

Рис. 3 за демонстрирует, что не все сейсмостанции предоставляют вполне кондиционный материал, пригодный для нейросетевой интерпретации с высоким качеством. Самая зашумлённая станция FAUS на западе Норвегии могла бы быть исключена из анализа, чтобы не ухудшать средние показатели качества работы экспертной системы. Хотя в исследовании задействовано немного записей с этой станции, без неё можно было бы достичь улучшения показателей на полпроцента.

Одновременно имеются сейсмостанции с высоким качеством поступающих с них данных, вплоть до того, что станция APA1 показывает безошибочный результат при работе со всеми её записями.

Что касается непосредственно самой цели выполняемой классификации по природе источника сейсмического события, то рис. 3б показывает, как записи, относящиеся к тем или иным источникам, обрабатываются экспертной системой. Можно видеть, что показатель для землетрясений располагается на среднем уровне ошибки 9%, в то время как у подземных взрывов он лучше среднего (ошибка 7%), а у поверхностных – наоборот, хуже, причём вдвое хуже другого вида взрывов (ошибка 16%).

Дальнейшее исследование было направлено на анализ того, на каком удалении от сейсмостанций события разной природы распознаются наиболее проблемно. Кроме того, было интересно, с каких направлений пришедшие сигналы классифицируются с наибольшей ошибкой. Результат анализа эпицентральных расстояний для всех станций по разделениям и вместе показан на рис. 4.

Следует заметить, что станция APA1 даже при намеренном загрублении решаемой задачи не позволила сделать ни одного ошибочного определения на основе своих данных, поэтому результатов здесь по ней нет (точнее, они все нулевые). Одновременно в силу тектонических условий, регистрационных возможностей станций и ограниченности использованного датасета не для всех эпицентральных расстояний до них были получены вообще хоть какие-то данные.

Те результаты, что всё же показаны на рисунке, представляют собой отношение (в процентах) числа ошибок к общему числу верных классификаций для данной станции на данном удалении очага события от неё. Поскольку ошибок может быть сколько угодно, то теоретически вероятны результаты и более 100%. Однако на практике этого не наблюдается.

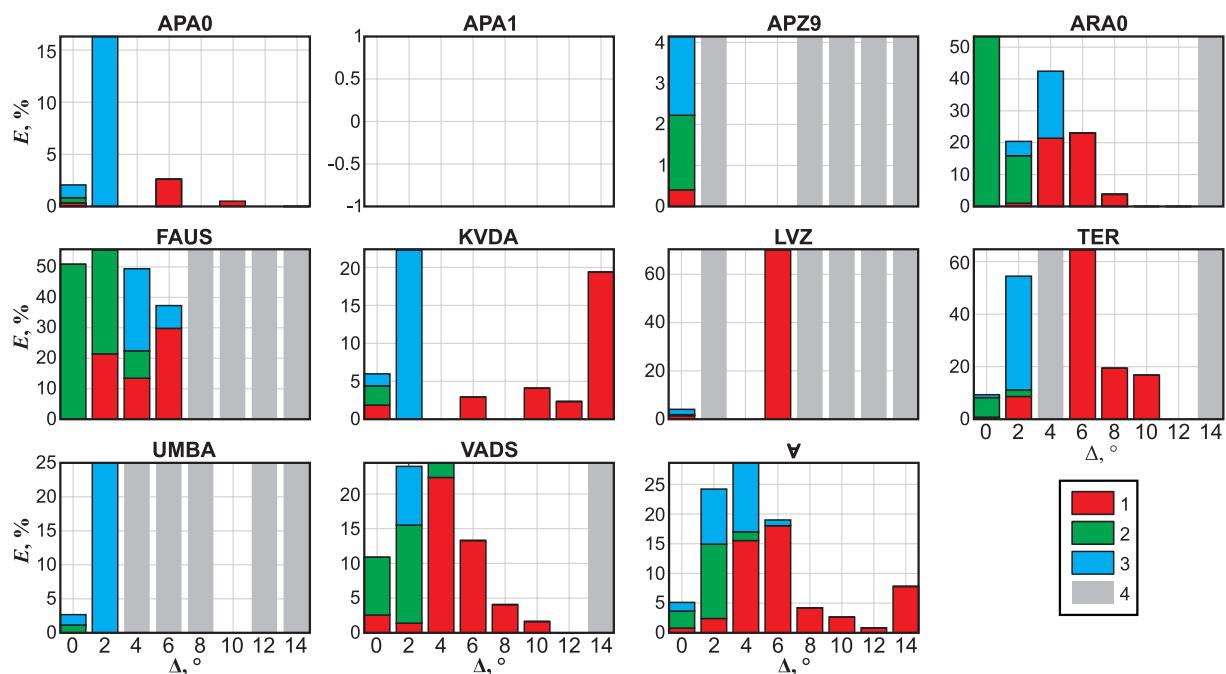


Рис. 4. Диаграммы зависимости для разных сейсмостанций (код над диаграммами) относительной ошибки классификации (E) от эпицентрального расстояния (Δ) источника.

1 – землетрясения, 2 – подземные взрывы, 3 – поверхностные взрывы, 4 – нет данных. Символом \forall отмечена диаграмма, обобщающая данные по всем станциям (для каждой). Отсутствие столбика обозначает идеальное распознавание. Подписи на горизонтальной оси соответствуют началу интервала, простирающегося до следующего значения, не включая это значение

Рис. 5 демонстрирует те же данные уже в другом разрезе. Здесь по восьми румбам распределена азимутальная привязка доли ошибочных определений природы событий относительно общего числа событий соответствующего вида в зависимости от направления, с которого волна подошла к сейсмостанции.

По-прежнему станция APA1 не даёт никаких сведений, на этот раз по азимутальной характеристике ошибок экспертной системы. Остальные диаграммы демонстрируют не только разную величину относительных погрешностей, что, конечно, продолжает тенденции, выявленные ранее по характеристике эпицентрального расстояния. Но также появляется возможность выяснить, где находятся очаги землетрясений, карьеры и шахты (с происходящими в них взрывами), классификация записей от которых удаётся системе хуже всего.

Чаще всего эти диаграммы подчёркивают пространственное распределение источников

событий относительно их приёмников. Как можно заметить по рис. 1, подавляющее число землетрясений происходит в зоне, которая относительно любых станций простирается в секторе запад–север. И, соответственно, ошибок с тех азимутов больше. Но не всегда. Например, станция TER имеет максимум, наоборот, на северо-востоке. В том направлении находятся новоземельские эпицентры. Землетрясения того района, судя по всему, характеризуются отличными от прочих тектоническими условиями, и работа системы с ними затруднена.

Что касается взрывов, то с ними всё сильно разнообразнее, но видно, как, например, станция UMBA значительно лучше классифицирует взрывы, произведённые в выработках Хибинского горного массива к северо-западу от неё, чем в карьере у г. Кандалакши с юго-западной стороны. Очевидно, сказывается различие в расстояниях от станции до разных карьеров.

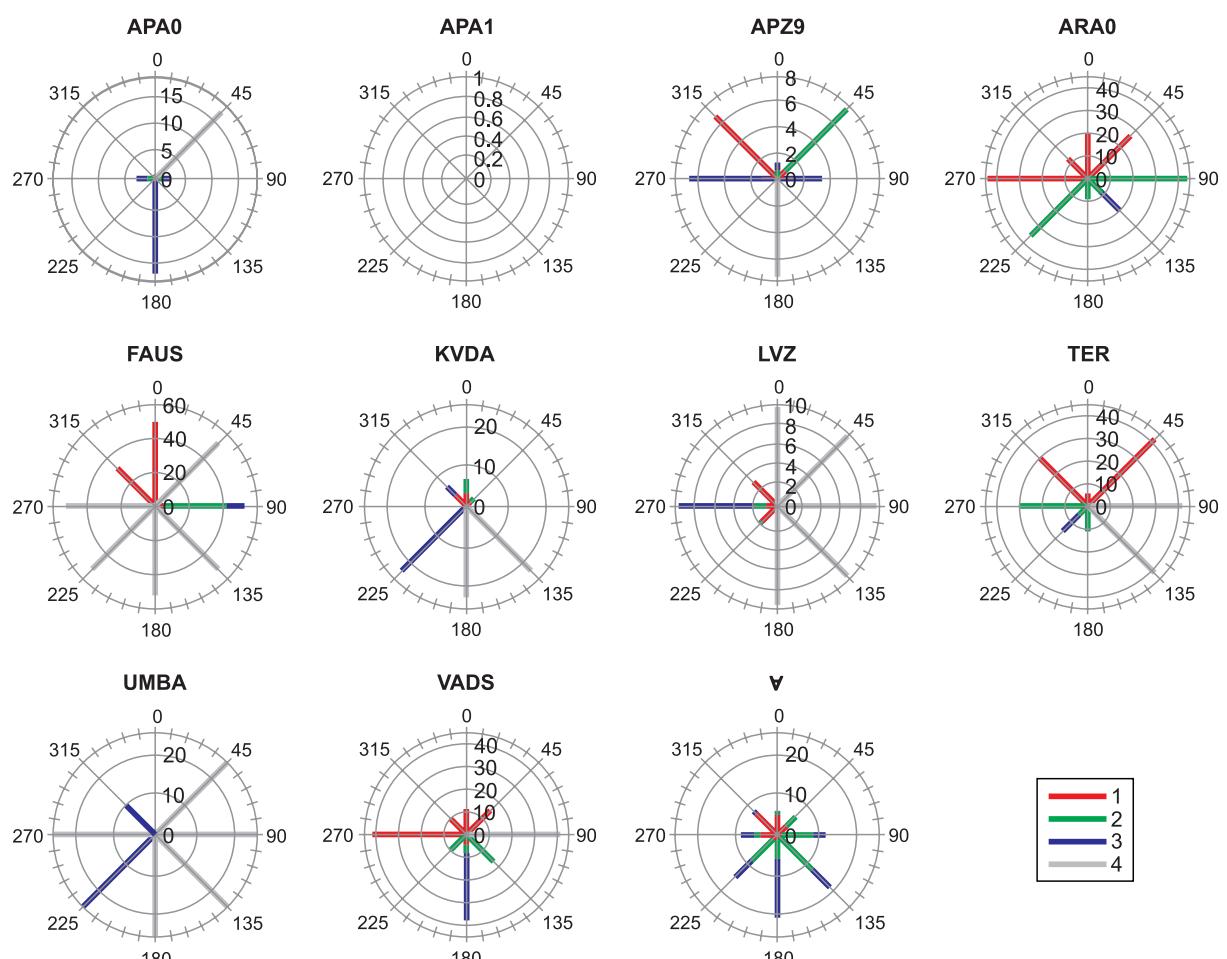


Рис. 5. Диаграммы зависимости для разных сейсмостанций (код над диаграммами) ошибки классификации (вертикальная ось) от азимута прихода волн (круговая шкала) от источника на данную станцию.

Обозначения соответствуют рис. 4. Отсутствие луча указывает на идеальное распознавание

Обсуждение

Полученные характеристики экспертной системы по распознаванию природы сейсмических событий, основанной на классификации двоичных отпечатков сейсмограмм с помощью СНС, позволяют сделать важные наблюдения. На их основе можно выявить сильные и слабые стороны метода и наметить пути по его совершенствованию.

Аугментация. В прежних исследованиях мы использовали аугментацию определённым образом на основании априорных предположений и литературных сведений о том, что подобный приём будет действенным. Выполненное моделирование в целом подтвердило правильность такого подхода, однако также выявило один важный момент. Оказалось, что один из вариантов аугментации (код «1»), основанный на самом слабом подавлении низкочастотного шума в пределах 20% от ширины интервала между крайними приемлемыми границами частот фильтра, работает хуже остальных. Значит, при наличии большого датасета, когда острой потребности в большой аугментации нет, от такого её варианта следует отказаться. Самое сильное искажение полезного сигнала (код «2») не очень мешает работе экспертной системы, поэтому в последующем исследовании можно будет испытать её и на более серьёзном вмешательстве в форму спектра сигнала с помощью низкочастотного фильтра.

Магнитуда. При анализе влияния магнитуды события на качество его классификации была обнаружена интересная закономерность, которая имеет не плавный, а ступенчатый характер. Для магнитуд менее 3.0 в интервалах [1.5–2.0], [2.0–2.5] и [2.5–3.0] качество работы системы примерно одинаковое (около 10% ошибок). При больших значениях магнитуды качество скачкообразно улучшается, и в интервалах магнитуд [3.0–3.5] и [3.5–4.0] доля ошибок становится втрое меньше. А для событий с магнитудой 4.0 (более высоких магнитуд в датасете не встречается) ошибка вообще исчезает. Таким образом, качество работы экспертной системы при прочих равных примерно можно просто выбирать, если ограничить её работу определённым интервалом магнитуд событий.

Сейсмостанции. Во всех случаях «тихие» записи с сейсмостанций, характеризующихся низким уровнем фоновых помех, однозначно предпочтительнее остальных. Однако разработанный нейросетевой подход способен работать и с не самыми качественными данными.

Но для них потребуется, конечно, повысить сложность решаемой задачи, чтобы величина ошибки при этом находилась в приемлемых ограничениях. Разумеется, это потребует больших вычислительных затрат и тогда исследователь должен будет искать компромисс между необходимостью работать с такими данными и возможностью отказаться от них, если качественных материалов и без них достаточно для уверенного обучения нейросетей.

Источник. Не все виды источников обрабатываются системой одинаково хорошо. Моделирование выявило потребность дополнительно насыщать датасет записями поверхностных взрывов, чтобы лучше познакомить нейросети с ними. Интересно, когда мы только приступали к этой работе, изначально опасались, что будут более серьёзные проблемы при разделении между собой двух видов подземных источников: шахтных взрывов и землетрясений. Однако практика показала напрасность подобных предположений.

Масштаб. Изначально масштаб исследований (региональный) в нашей работе был задан, конечно, имеющимися данными. На всех записях основные фазы волнового пакета достаточно хорошо разошлись, но при этом занимают в общей длительности волновой формы (вместе с кодой) существенную часть. Однако всё это довольно условные понятия, поэтому важно, что проведённое моделирование конкретизировало, какие эпицентральные расстояния являются более успешными с точки зрения решаемой задачи, а какие требуют дополнительного обеспечения новыми данными.

В первую очередь это относится, конечно, к землетрясениям, т.к. распределение эпицентральных расстояний для взрывов не отличается большим разнообразием.

На основании сведений о распределении ошибки в зависимости от расстояния эпицентр–сейсмостанция (для землетрясений), показанных на рис. 4, был проведён геоинформационный анализ. Прежде на обобщённой диаграмме для всех станций (рис. 4, \forall) выделен пессимум по Δ среди землетрясений в виде интервалов [4–6] и [6–8], характеризующихся самым высоким уровнем ошибок (15 и 18% соответственно).

На геоиде этот пессимум, представляющий собой кольцо, был пространственно пересечён с зоной распространения эпицентров (кроме новоземельских). Зона, в свою очередь, получена как двухградусный внешний буфер для выпуклой оболочки облака эпицентров. Результат пересечения показан на рис. 6.

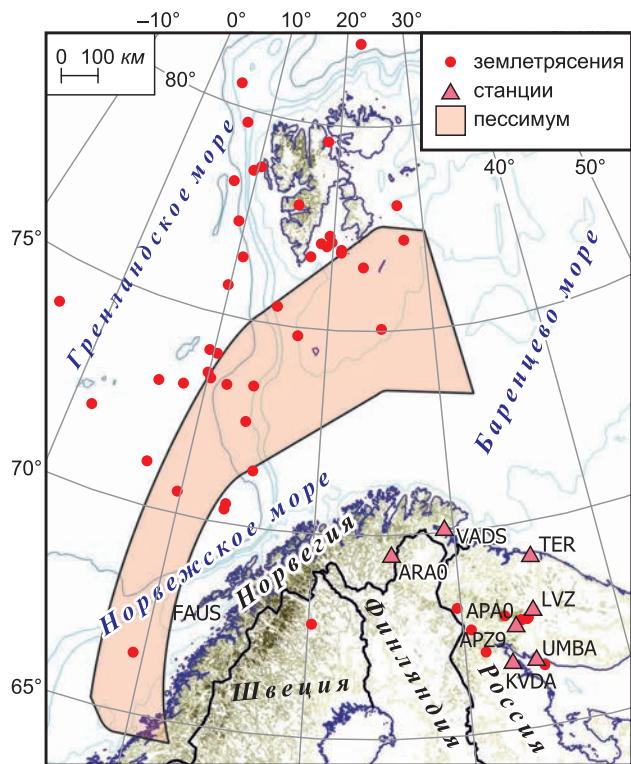


Рис. 6. Район исследований с секторальным кольцом пессимума, содержащего скопление эпицентров землетрясений с самым худшим качеством определения их природы

Секторальное кольцо пессимума, показанное на этом рисунке, отмечает зону, в которой распознавание таких событий, как землетрясения, удается экспертной системе наиболее трудно. Судя по приуроченности пессимума к прибрежной части Норвежского моря и Баренцевоморскому шельфу, можно предположить, что у землетрясений из этого региона есть специфические тектонические особенности. Следовательно, при обучении нейросетей не только можно, но и нужно эти особенности учитывать. То есть не классифицировать землетрясения исключительно как обособленный вид источников, а одновременно разделять их по тектоническим условиям в очаге. Вследствие возрастания сложности решаемой задачи, обучающих данных для этого, конечно, потребуется больше. И датасеты, их содержащие, должны быть соответствующим образом размечены.

Выводы

Проведённое исследование позволило определиться с некоторыми характеристиками построенной экспертной системы по классификации природы сейсмических событий на осно-

вании их сейсмограмм с помощью свёрточных нейронных сетей, функционирующей благодаря предварительному получению двоичных отпечатков используемых записей.

В целом, при наличии вычислительных ресурсов и достаточного объёма данных для обучения СНС, ошибки в классификации могут быть низведены до уровня менее 1%. Однако, чтобы собрать достаточный объём статистики по особенностям распределения этих ошибок, моделирование было выполнено на основе специально загруженной версии экспертной системы. Поэтому конкретные величины ошибок, представленные в статье, имеют только относительный оценочный характер. В действительности они могут быть многократно ниже.

Благодаря такому подходу было выявлено, как особенности сейсмических событий, сейсмограммы от них и самой экспертной системы влияют на выдаваемые системой результаты. В результате проведённого исследования был оценён вклад каждой характеристики в конечный итог классификации. Одновременно намечены пути повышения её качества на основе адекватной выборки данных, их преобразования и соответствующей настройки системы. Подтверждена возможность и обоснована необходимость реализации более сложных схем классификаций, например, с одновременным выявлением тектонических условий в очаге землетрясения.

Очевидно, нейросетевой подход к классификации природы событий, как и все другие, несвободен от региональной привязки. При переносе системы в другой район работ неизбежна будет её подстройка к особенностям характерных для него данных. Без этого прогнозируется снижение качества распознавания.

Многие проблемы, описанные в настоящей работе, теряют свою остроту и даже совсем исчезают при накоплении более крупных датасетов, чем было доступно нам. Поэтому создание аннотированных наборов данных, пригодных для обучения СНС, является одной из самых актуальных задач современной российской сейсмологии.

Принципы разметки сейсмологических датасетов должны включать довольно широкий перечень характеристик событий. Причём не только формальную разновидность источника, но и дополнительные атрибуты. Например, для землетрясений можно добавить следующие атрибуты: тектоническая обстановка вблизи гипоцентра, модель очага и его глубина и т.п. Для промышленных взрывов: разновидность разрушаемых горных пород, суммарная масса

заряда, длительность взрыва при короткозамедленной схеме, масса одной ступени и др.

Имеет смысл также рассмотреть ядерный взрыв (в первую очередь подземный) как дополнительный вид распознаваемого источника.

Автор выражает благодарность канд. физ.-мат. наук, вед. науч. сотр. Кольского филиала ФИЦ ЕГС РАН В.Э. Асмингу за помощь в подборе данных.

Работа выполнена при поддержке Минобрнауки России (в рамках государственного задания № 075-00604-25) и с использованием данных, полученных на уникальной научной установке «Сейсмоинфразвуковой комплекс мониторинга арктической криолитозоны и комплекс непрерывного сейсмического мониторинга Российской Федерации, сопредельных территорий и мира» (<https://ckr-rf.ru/usu/507436/>, <http://www.gsras.ru/unu/>).

Литература

Силкин К.Ю. Двоичные отпечатки результатов вейвлет-анализа записи сейсмического события как инструмент формирования его компактного образа для целей нейросетевого распознавания // Российский сейсмологический журнал. – 2022. – Т. 4, № 4. – С. 42–55. – DOI: 10.35540/2686-7907.2022.4.03. – EDN: EMMMDC

Силкин К.Ю. Двоичные отпечатки: новый подход к обработке и интерпретации сейсмологиче-

ских записей // Современные методы обработки и интерпретации сейсмологических данных. Тезисы XVII Международной сейсмологической школы / Отв. ред. А.А. Маловичко. – Обнинск: ФИЦ ЕГС РАН, 2023а. – С. 106. – EDN: BHMAJK

Силкин К.Ю. Нейросетевая экспертная система оценки алгоритма для оптимальной фильтрации низкочастотного шума с помощью двоичных отпечатков // Российский сейсмологический журнал. – 2023б. – Т. 5, № 3. – С. 67–82. – DOI: 10.35540/2686-7907.2023.3.05. – EDN: XXYCLA

Силкин К.Ю. Trova – инструмент для моделирования глубоких нейронных сетей с применением в сейсмологии // Современные методы обработки и интерпретации сейсмологических данных. Тезисы XVIII Международной сейсмологической школы / Отв. ред. А.А. Маловичко. – Обнинск: ФИЦ ЕГС РАН, 2024а. – С. 82. – EDN: PGILBA

Силкин К.Ю. Свёрточные нейронные сети и двоичные отпечатки как инструмент для распознавания природы сейсмических событий // Российский сейсмологический журнал. – 2024б. – Т. 6, № 3. – С. 77–92. – DOI: 10.35540/2686-7907.2024.3.05. – EDN: YWAPCJ

Силкин К.Ю. Аналитический обзор публикаций по применению свёрточных нейросетей в сейсмологии // Сейсмические приборы. – 2025. – Т. 61, № 1. – С. 36–48. – DOI: 10.21455/si2025.1-3. – EDN: WMQQIY

Сведения об авторе

Силкин Константин Юрьевич, канд. геол.-мин. наук, доц., ст. науч. сотр. Федерального государственного бюджетного учреждения науки Федерального исследовательского центра «Единая геофизическая служба Российской академии наук» (ФИЦ ЕГС РАН), г. Обнинск, Россия. E-mail: const.silkin@ya.ru

Study of the properties of expert system for seismic event classification using convolutional neural networks

© 2025 K.Yu. Silkin

GS RAS, Obninsk, Russia

Received July 15, 2025

Abstract The presented article brings the reader to the final part of the development of the proposed neural network expert system for automatic classification of seismic events by their seismogram. The fundamental principles of the system were described in previous publications of the series. Here are the results of its testing for a set of characteristics related to the recognized events, conditions of their occurrence, features of registration, principles of processing records and methods of their analysis. The weaknesses and strengths of the methods used are shown. Ways to improve the quality, accuracy and speed of the expert system are outlined. Possibilities of complicating the set of characteristics are proposed, the classification of records by which can be made, for example, by tectonic conditions in the earthquake source.

Keywords Binary fingerprints, earthquake, explosion, nature of seismic event, convolutional artificial neural networks, deep learning, classification, numerical modeling.

For citation Silkin, K.Yu. (2025). [Study of the properties of expert system for seismic event classification using convolutional neural networks]. *Rossiiskii seismologicheskii zhurnal* [Russian Journal of Seismology], 7(4), 60-69. (In Russ.). DOI: <https://doi.org/10.35540/2686-7907.2025.4.07>. EDN: VWRPNX

References

- Silkin, K.Yu. (2022). [Fingerprints of seismogram wavelet analysis results as a tool for creating a compact signal image for the purposes of neural network recognition]. *Rossiiskii seismologicheskii zhurnal* [Russian Journal of Seismology], 4(4), 42-55. (In Russ.). DOI: [10.35540/2686-7907.2022.4.03](https://doi.org/10.35540/2686-7907.2022.4.03). EDN: EMMMDC
- Silkin, K.Yu. (2023a). [Seismic fingerprints: a new word in the processing and interpretation of seismological records]. In *Tezisy XVII Mezhdunarodnoi seismologicheskoi shkoly "Sovremennye metody obrabotki i interpretatsii seismologicheskikh dannykh"* [Abstracts of the XVII International Seismological Workshop “Modern Methods of Processing and Interpretation of Seismological Data”] (pp. 106-106). Obninsk, Russia: GS RAS Publ. (In Russ.). EDN: BHMAJK
- Silkin, K.Yu. (2023). [A neural network expert system that allows assessing the quality of the algorithm for choosing the parameters of optimal removal of low-frequency noise from seismograms using the fingerprint method]. *Rossiiskii seismologicheskii zhurnal* [Russian Journal of Seismology], 6(3), 77-92. (In Russ.). DOI: [10.35540/2686-7907.2024.3.05](https://doi.org/10.35540/2686-7907.2024.3.05). EDN: YWAPCJ
- Silkin, K.Yu. (2025). [Analysis of scientific publications on the application of convolutional neural networks in seismology]. *Seismicheskie pribyrny* [Seismic Instruments], 61(1), 36-48. (In Russ.). DOI: [10.21455/si2025.1-3](https://doi.org/10.21455/si2025.1-3). EDN: WMQQIY
- Journal of Seismology], 5(3), 67-82. (In Russ.). DOI: [10.35540/2686-7907.2023.3.05](https://doi.org/10.35540/2686-7907.2023.3.05). EDN: XXYCLA
- Silkin, K.Yu. (2024a). [Trova is software for modeling deep neural networks with applications in seismology]. In *Tezisy XVIII Mezhdunarodnoi seismologicheskoi shkoly “Sovremennye metody obrabotki i interpretatsii seismologicheskikh dannykh”* [Abstracts of the XVIII International Seismological Workshop “Modern Methods of Processing and Interpretation of Seismological Data”] (pp. 82-82). Obninsk, Russia: GS RAS Publ. (In Russ.). EDN: PGILBA
- Silkin, K.Yu. (2024b). [Convolutional neural networks and seismogram fingerprints as a tool for recognizing the nature of seismic events]. *Rossiiskii seismologicheskii zhurnal* [Russian Journal of Seismology], 6(3), 77-92. (In Russ.). DOI: [10.35540/2686-7907.2024.3.05](https://doi.org/10.35540/2686-7907.2024.3.05). EDN: YWAPCJ

Information about author

Silkin Konstantin Yurievich, PhD, Associate Professor, Senior Researcher of the Geophysical Survey of the Russian Academy of Sciences (GS RAS), Obninsk, Russia. E-mail: const.silkin@ya.ru