УДК 550.(34.(012:062):344.2)

Двоичные отпечатки результатов вейвлет-анализа записи сейсмического события как инструмент формирования его компактного образа для целей нейросетевого распознавания

© 2022 г. К.Ю. Силкин

ФИЦ ЕГС РАН, г. Обнинск, Россия

Поступила в редакцию 06.10.2022 г.

Аннотация. Одним из новых направлений в решении проблемы распознавания типа сейсмического события по его записи одиночным сейсмоприёмником является метод получения и сопоставления двоичных отпечатков (fingerprints) сигнала. В данной работе приводится исторический обзор опыта использования данного приёма изначально для анализа аудиозаписей, а затем и для сейсмических. Предложено существующий метод формирования двоичных отпечатков землетрясений, включающий применение двумерного дискретного разложения спектрограммы записи с помощью вейвлета Хаара, улучшить на основе более аккуратного создания исходного частотновременно го образа сигнала с помощью непрерывного вейвлет-преобразования и его трансформант. На примере записей известных землетрясений и взрывов, зарегистрированных станциями Кольского филиала ФИЦ ЕГС РАН, показана эффективность такого подхода в отношении фиксации ключевых частотных и временны́х особенностей сигнала. Обозначены свойства двоичных отпечатков, которые делают их удобными для распознавания типа сейсмического события с помощью искусственных нейронных сетей.

Ключевые слова: вейвлет-преобразование, двоичные отпечатки, распознавание, землетрясение, взрыв, искусственные нейронные сети.

Для цитирования: 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

Введение

В данной статье используется перевод английского термина "fingerprint" (с учётом затрагиваемого здесь контекста) — «двоичный отпечаток». Иногда отечественные исследователи применяют вариант перевода «цифровой отпечаток» [*Тур и др.*, 2017]. Однако нам он кажется менее удачным в силу чрезмерного злоупотребления словом «цифра» в последние годы.

Отпечатки пальцев человека используются в криминалистике с того времени, как аргентинский антрополог хорватского происхождения Хуан (Иван) Вучетич изобрёл в конце XIX в. метод идентификации личности по следам папиллярных узоров [*Ferrari*, 2016]. При этом маленькое изображение, сформированное следом подушечки даже одного пальца на гладкой поверхности, позволяет однозначно отделить владельца этого пальца от всех других людей, отпечатки которых имеются в доступной базе данных.

Спустя век подобная технология (audio fingerprinting) вторглась в мультимедийную отрасль, но в данном случае с целью оказать услугу меломану по определению названия музыкальной композиции на основе её аудиозаписи [Fragoulis et al., 2001]. Схожесть используемой в подобном случае технологии с дактилоскопической практикой обусловлена тем, что при анализе (и последующем сопоставлении) музыкального фрагмента используется его компактный образ. Аналогично отпечаткам человеческих пальцев данный образ при визуализации представляет собой лаконичный чёрный узор на белом фоне. Эта двоичная картинка в процессе идентификации сравнивается с аналогичными образами, хранящимися в базе данных музыкальных записей. Выгода относительно непосредственного сопоставления самих аудиозаписей очевидна — ускорение поиска при сокращении используемых ресурсов [*Haitsma*, *Kalker*, 2002].

У технологии двоичных отпечатков имеются и альтернативы в виде многочисленных методов хэширования данных, например, MD5 (Message Digest 5) или CRC (Cyclic Redundancy Checking) [*Cano et al.*, 2005]. Но в отличие от них, метод двоичных отпечатков позволяет идентифицировать запись и в случае её искажения помехами или даже по малому фрагменту.

Получение обычного отпечатка основано на предварительном расчёте спектрограммы анализируемой записи с помощью быстрого преобразования Фурье в плавающем окне и простом поиске «созвездий» локальных максимумов на двумерном пространстве этой спектрограммы. Созвездия потом служат основой для будущих отпечатков [*Wang*, 2003]. Поэтому такой подход ещё называется методом пространственных ориентиров (landmark).

Существует и усовершенствованный вариант стандартного метода, название которого, происходя от первичного "fingerprint", отражает суть внесённых в него изменений. В методе «волновой отпечаток» (waveprint) частотно-временной портрет фрагмента записи подвергается дополнительному дискретному вейвлет-разложению Хаара [Jensen, la Cour-Harbo, 2011]. При этом происходит эффективное сжатие и очистка спектрограммы от помех. После чего из массива вейвлет-коэффициентов выделяются наибольшие [Baluja, Covell, 2008]. Мы же, не желая создавать здесь лишние сущности, по-прежнему будем называть такой приём методом двоичных отпечатков с уточнением способа создания и сжатия частотно-временнО́го образа записи.

И, наконец, были сформулированы [Yoon et al., 2015] и уточнены [Bergen, Beroza, 2019] подходы по применению метода отпечатков для детектирования землетрясений на сейсмических записях. Предложен метод FAST (Fingerprint and Similarity Thresholding, *англ.* «двоичные отпечатки и порог сходства», перевод с учётом контекста), в основе которого лежат те же волновые отпечатки, дополненные правилом оценки их сходства по пороговому значению коэффициента Жаккара. Данный коэффициент, предложенный Полем Жаккаром в 1901 г., выделяется как один из наиболее полезных и широко используемых индексов оценки сходства для двоичных данных [*Real, Vargas*, 1996].

Нами была предпринята попытка улучшить метод FAST, повысить качество распознава-

ния с помощью создания первичного частотновременно́го портрета записи на основе непрерывного вейвлет-преобразования (НВП) и его трансформации по методике, описанной в [Силкин, 2020; Silkin, 2022]. Известно, что НВП может быть с успехом применено при анализе записей благодаря его способности к одинаково хорошей локализации свойств сигнала как во времени, так и по частоте. Например, в [Suvichakorn et al., 2011] НВП остроумно сравнивается с математическим микроскопом для сигнала.

В то же время оконное преобразование Фурье [*Козырев*, *Орлов*, 2017], используемое во всех выше перечисленных методах создания двоичных отпечатков, имеет два существенных недостатка. Во-первых, выбор ширины окна для расчёта спектрограммы требует пожертвовать временным или частотным разрешением. Во-вторых, преобразование Фурье рассчитано на анализ бесконечных сигналов, а применение его в узких временны́х окнах создаёт большую проблему «загрязнения» спектра краевыми эффектами. Последние в виде боковых лепестков особенно велики у прямоугольного окна, применяемого во всех упомянутых методах.

Недостатки оконного преобразования Фурье отсутствуют у НВП в силу того, что изначально вейвлет-преобразование было разработано именно для анализа нестационарных сигналов [*Fugal*, 2009], которыми и являются записи сейсмических событий.

Предлагаемая нами методика может быть полезна для создания инструмента по идентификации типа сейсмического события на сейсмограмме, в том числе и методами машинного обучения, например, с помощью искусственных нейронных сетей (ИНС).

Однако первичная запись события слишком избыточна, и подача её на вход ИНС в исходном виде невозможна по причине неприемлемых вычислительных затрат. Поэтому двумерное дискретное вейвлет-преобразование (ДДВП) Хаара привлекло исследователей для сокращения области определения входных данных ИНС [Фортуна-Сервантес и др., 2021]. В нашей работе показано, что ещё более компактным отображением сейсмограммы, чем непосредственный результат подобного вейвлет-преобразования, являются двоичные отпечатки. Последние, представая в виде сильно разреженной двоичной матрицы размером лишь 64×64 дискрета (из которых непустые не более 100), с высокой точностью сохраняют и воспроизводят ключевые особенности частотно-временного портрета сигнала.

Конечно, метод FAST и его производные требуют больших вычислительных затрат [Попов, Замараев, 2019], поэтому данный подход не может быть применён к обнаружению сигналов землетрясений и взрывов на исходной сейсмической записи в режиме, близком к реальному времени. Однако, если уже имеются выявленные другими методами кандидаты в «события», то дальнейшая их идентификация и анализ могут быть по силам двоичным отпечаткам.

Данные и методы

Для проведения исследований была использована большая выборка записей известных взрывов и землетрясений в арктическом регионе между Скандинавским полуостровом и архипелагом Шпицберген (рис. 1). Регистрация, первичная обработка, идентификация фаз и разделение событий по типу производились в Кольском филиале ФИЦ ЕГС РАН (http://krsc.ru/).

Примеры сейсмограмм некоторых событий разной природы показаны на рис. 2. Здесь из записи *Z*-канала был вырезан фрагмент, предстоящий на величину $\Delta_{\rm SP}$ до вступления *P*-волны и отстоящий на величину $10\Delta_{\rm SP}$ после вступления *S*-волны. Здесь $\Delta_{\rm SP}$ — разница времён прихода *S*- и *P*-волн. Таким образом, для дальней-

шего анализа может использоваться как фоновая запись, так и регистрация объёмных и поверхностных волн, а также их кода.

Методика получения двоичного отпечатка события

Исходная запись при необходимости подвергается полосовой фильтрации для устранения фоновых помех. Однако в данном примере мы этого не делали. Затем строится её частотновременной портрет на основе НВП с помощью подходящего базиса, например, вейвлета Гаусса [*Mallat*, 2008]. По вейвлетограмме рассчитывается её энергограмма [*Силкин*, 2022; *Silkin*, 2022].

Получившееся в итоге изображение энергограммы подвергается двумерному дискретному вейвлет-разложению [*Mallat*, 1989], суть которого можно представить в виде гибрида двумерного спектрального [*Bammc*, *Дженкинс*, 1971] и линеаментного [*Kadыров и др.*, 2012] анализа. При этом применяется самый простой вейвлет Хаара [*Hussain et al.*, 2020].

Поясним данный подход на примере. Возьмём удобный для понимания двумерный образ – обыкновенную архитектурную фотографию (рис. 3). На этом фото (рис. 3а) показан Александро-Невский собор, построенный в 1900 г. в городе Таллине в русско-византийском стиле.



Рис. 1. Карта района исследований с эпицентрами сейсмических событий

Предварительно фотография была ортотрансформирована, т.е. в ней устранён эффект перспективы и скомпенсирована кривизна линз объектива. Кроме того, фото обрезано до квадрата со стороной, кратной степени 2 (здесь это 512×512 пикселя). Данное изображение для нас интересно тем, что на нём имеются архитектурные элементы сугубо вертикальные (пилястры), горизонтальные (архитравы) и, в то же время, присутствуют иначе направленные линии, например, диагональные части кокошников. На рис. Зб вейвлет-разложение для компактности и наглядности остановлено на уровне 3. В соответствии с нашими целями понадобилось бы продолжать до предела, т.е. пока от исходного фото останется более одного пикселя. Таким образом, если после 1-го уровня изображение будет децимировано [*Крошьер*, *Рабинер*, 1981] до размера 256×256, после 2-го – до 128×128, то продолжать можно до 8-го уровня.





Зелёная черта – вступление Р-волны, тёмно-синяя – S-волны



Рис. 3. Пример работы ДДВП Хаара: а – исходное изображение (фото автора); б – двумерное вейвлет-разложение до 3 уровня; в – схема обозначений составляющих разложения

На рис. Зв приведена схема обозначений составляющих разложения. Здесь D – диагональная составляющая, V – вертикальная, H – горизонтальная, А – децимированная вдвое аппроксимация [Тхи, Спицын, 2011]. Первоначальное изображение размером 512×512 на выходе 1-го уровня превращается в четыре составляющие размером 256×256: диагональную (D1), вертикальную (V1), горизонтальную (H1) и аппроксимирующую (А1). Первые три из них сохраняются, а последняя, представляющая собой децимированный результат первичного изображения, подаётся на вход 2-го уровня разложения. После 2-го уровня также получаются четыре составляющие уже размером 128×128: D2, V2, H2 и А2. Первые три из них сохраняются, последняя подаётся на вход 3-го уровня, выдавая результат (64×64): D3, V3, H3 и A3. Композит из всех разномасштабных изображений, полученных в ходе выполнения всех уровней разложения, имеет размер 512×512 пикселя, т.е. ровно как у исходного изображения. Следовательно, подобное разложение производится без потери информации и допускает обратное преобразование.

Составляющие, полученные на каждом уровне, формируют представление о присутствии на исходном изображении двумерных феноменов соответствующего масштаба и ориентации. Уровень 1 демонстрирует самые мелкие флуктуации начального масштаба, более высокий уровень делает акцент на более общих особенностях и т.д. Таким образом, перебирая с шагом степени 2 доступные масштабы, в процессе ДДВП можно познакомиться со всеми присущими данному изображению субпериодическими компонентами. Одновременно осуществляется подчёркивание проявления на изображении феноменов, имеющих преимущественно вертикальную, горизонтальную или диагональную ориентацию [Бахрушина и др., 2016], что является подобием линеаментного анализа.

Теперь можно рассмотреть, каким образом двумерное дискретное вейвлет-преобразование работает с изображением частотно-временного записи сейсмического события. портрета На рис. 4 показана вейвлетограмма $W_{\rm tf}$ и энергограмма $E_{\rm rf} = E(W_{\rm rf})$ записи землетрясения. Здесь E – операция расчёта графиков огибающих $e_{f}(t)$ для каждого среза вейвлетограммы $W_{\rm tf}$ на частоте f. Важным отличием нашего подхода от всех аналогов является непременный логарифмический масштаб частоты на всех этапах преобразований. Это обеспечивает одинаково хорошее представление волновых феноменов разного масштаба.





РОССИЙСКИЙ СЕЙСМОЛОГИЧЕСКИЙ ЖУРНАЛ. 2022. Т. 4. № 4

Затем изображение энергограммы (рис. 4б) децимируется до размера 64×32 пикселя, т.е. $n_t = 64$ дискрета по времени и $n_f = 32$ дискрета по частоте. Пусть $\varepsilon_{tf} = \varepsilon(E_{tf})$, где ε – операция децимации по основанию 2. Как будет показано ниже, для работы с энергограммой размера 64×32 достаточно. В то же время вейвлетограмма скорее всего потребовала бы большей детализации, особенно по времени, в силу своей более сложной волновой структуры.

Конечно, до какого предела следует производить децимацию энергограммы — это возможный предмет дальнейших исследований. Однако для использованных здесь примеров и остальных событий в упомянутой выше базе данных размера 64×32 дискрета было достаточно. Зачем дискретность по частоте сделана вдвое меньше дискретности по времени, станет понятно далее. Таким образом, частотно-временной портрет записи ε_{tf} уже сжался до размера $64\times32=2048$ вещественных значений (8 *КиБ*).

Следующий шаг — это собственно расчёт двумерного многомасштабного дискретного вейвлетпреобразования Хаара $\chi_{t_L f_L} = \chi(\varepsilon_{tf}, L)$ по описанной выше схеме. Здесь t_L и f_L — это дискреты времени и частоты для *L*-го уровня и каждой составляющей вейвлет-разложения. Они указывают на то, что результат преобразования χ — это многоуровневый композит, ассоциированный со значениями времени и частоты, но не являющийся их функцией в классическом смысле.

Получившаяся функция $\chi_{t_L f_L}$ показана на рис. 5а. Можно видеть, что наибольшие по величине коэффициенты принадлежат самым высоким уровням разложения (4–5 уровень), т.е. указывают на самые крупномасштабные детали изображения. В то же время некоторая доля коэффициентов имеет довольно заметное значение и после 1-го уровня разложения. Особенно это касается вертикальной составляющей композита χ . Таким образом изображается начальная часть записи, в которой наблюдаются приходы основных видов объёмных и поверхностных волн. Диагональная составляющая разложения малоинформативна в связи с тем, что косо ориентированных феноменов на энергограмме почти нет.

Далее значения вейвлет-коэффициентов центрируются, т.е. из их значений вычитается среднее арифметическое, вычисленное по всему набору коэффициентов $\chi_{t_L f_L}$. Обозначим это преобразование $\overline{\chi}_{t_L f_L}$.

Следом из всех элементов матрицы $\overline{\chi}_{t_L f_L}$ отбираются N_{ext} самых больших по абсолютной величине. Иными словами, берутся коэффициенты разложения Хаара с наиболее аномальными значениями в количестве N_{ext} штук. Если коэффициент больше нуля, то ему приписывается значение «1» (красные точки на рис. 5б), если меньше – то «-1» (синие точки).

Все остальные вейвлет-коэффициенты, которые не попадают в число N_{ext} наибольших, обнуляются (белый фон на рис. 5б). Подобная селекция приводит к формированию «созвездия» экстремумов $\Psi_{t_L f_L} = \Psi(\overline{\chi}_{t_L f_L}, N_{\text{ext}})$. Это созвездие (рис. 5б) по-прежнему сохраняет суть многоуровневого двумерного композита, ассоциированного с аргументами времени и частоты.

Для приведённого примера значение $N_{\rm ext}$ всегда было принято равным 100. Разумеется, этот параметр тоже может быть предметом дальнейшего исследования. Увеличение $N_{\rm ext}$ приведёт к возрастанию роли более слабых волновых феноменов, содержащихся в сейсмограмме. Уменьшение $N_{\rm ext}$, напротив, сделает анализ более обобщённым.



Рис. 5. Расчёт двоичных отпечатков: а – ДДВП Хаара; б – «созвездие» наибольших вейвлет-коэффициентов; в – двоичные отпечатки

Тем временем в нашем случае при $N_{\text{ext}} = 100$ частотно-временно́е представление записи сократилось до 100 ненулевых однобайтных целочисленных значений со знаком (100 *Б*). Вся матрица $\Psi_{t_{1}f_{1}}$ теперь имеет размер 2 *КиБ*.

И последний этап - бинаризация «созвездия» экстремумов и получение собственно двоичных отпечатков. Производится замена целочисленных значений со знаком на двоичные по следующей схеме: $0 \rightarrow \frac{0}{0}, +1 \rightarrow \frac{1}{0}, -1 \rightarrow \frac{0}{1}$. Результат этой операции обозначим $\phi_{t_1 f_1} = \phi(\psi_{t_1 f_1})$. Он показан на рис. 5в. Поскольку одной цветной точке на рис. 56 соответствуют две (чёрная и белая) на рис. 5в, то изображение будет иметь размер 64×64 дискрета, из которых ненулевых 100. Таким образом, вследствие замены значений на двоичные, частотно-временной портрет сжался до 100 бит (13 Б). Конечно, имеет значение и место расположения ненулевых битов в данной двоичной матрице. Но в целом вся она обладает размером всего 512 Б.

На самом деле нет нужды сохранять все нулевые биты, достаточно только закодировать положение ненулевых. Для кодирования номера строки матрицы $\Phi_{t_{L}f_{L}}$ хватит 6 бит, ещё столько же — для номера столбца. В сумме для каждого ненулевого элемента матрицы необходимо дополнительно 12 бит, чтобы обозначить его местоположение. Итого на всё потребуется $100 \cdot (12+1)=1300 \ {\it fum}=163 \ {\it F}$. Если бы мы попытались закодировать непосредственно спектр и огибающую сигнала, то для обеспечения такой же степени сжатия информации нам пришлось снять с графика того и другой всего по 10 точек, что, конечно, очень мало.

Далее будет показано, что даже настолько сильно ужатой информации может быть достаточно для адекватного представления ключевых особенностей анализируемой записи, если применять её двоичные отпечатки.

Методика восстановления частотновременно́го портрета по двоичному отпечатку

Для целей наглядной визуализации заявленных свойств двоичных отпечатков была разработана избыточная схема из набора нескольких отпечатков, рассчитанных с некоторыми изменениями исходного частотно-временно́го портрета. Избыточность не будет востребована при реальном применении отпечатков с целью распознавания типа сейсмического события. Но, очевидно, избыточность нужна на этапе выработки понимания того, как работают отпечатки. Ведь нелегко представить и наглядно изобразить нечто такое крайне разреженное и компактное, как матрица $\varphi_{t_L f_L}$, для изображения которого используется всего 100 чёрных точек, разделённых широкими белыми промежутками (рис. 5в).

Однако разработанная схема визуализации результатов восстановления двоичных отпечатков позволяет не только понятно показать, на что они способны, но и уверенно сравнить их свойства со свойствами исходного несжатого частотно-временно́го портрета записи. Это в свою очередь делает возможным обоснование применимости отпечатков для целей распознавания сейсмических событий по их сейсмограмме в первую очередь с помощью методов машинного обучения, например, ИНС.

На примере сейсмограммы землетрясения (рис. 2а) с помощью преобразования Фурье был предварительно рассчитан усреднённый график амплитудного спектра S(f). Кроме того, получен сглаженный график огибающей для сейсмограммы U(t).

Восстановление частотно-временно́го портрета записи по его отпечатку $\Phi_{t_L f_L}$ производилось отдельно для частотного (вейвлет-спектр) и отдельно временно́го (вейвлет-огибающая) представления, чтобы можно было наглядно сопоставить восстановленные свойства записи с исходными. Вейвлет-спектр восстанавливался из горизонтальной составляющей разложения, а вейвлет-огибающая — из вертикальной. Диагональная составляющая не использовалась.

Двоичные отпечатки рассчитывались в процессе просмотра энергограммы исходной записи в четвертных частотных окнах и полном диапазоне времён. Пусть имеется рассчитанная энергограмма E_{tf} исходной записи, причём t – это относительное время (c), отсчитываемое с шагом Δt от времени вступления продольной волны t_{min} . Конечное значение t_{max} равно $10\Delta_{sp}$. Тогда дискретное время t_i и частота f_j в качестве аргументов анализа описываются следующим образом:

$$t_{i} = t_{\min} + i \cdot \Delta t, \ i = (1:N_{t}) - 1, \ N_{t} = \frac{t_{\max} - t_{\min}}{\Delta t} + 1;$$

$$f_{j} = \operatorname{ant} \lg \left(\lg f_{\min} + \frac{j}{N_{f}} \lg \frac{f_{\max}}{f_{\min}} \right), \ j = (1:N_{f}) - 1.$$

Число дискретов частоты $N_{\rm f}$ задано заранее. В отличие от преобразования Фурье для НВП квантование частоты можно производить с произвольным шагом. В нашем случае $N_{\rm f}$ =128. Значения $f_{\rm min}$ и $f_{\rm max}$ также для всех случаев были фиксированными – 0.2 и 20 Гц соответственно.

Далее формируется сканирующая функция получаемая путём расчёта отпечатков $\Phi_{t_L f_L}$ не для всей энергограммы E_{tf} сразу, а для её части,

получаемой с помощью применения плавающего частотного окна ω_k шириной $w=N_f/4$. Функция окна задаётся следующим образом:

$$\omega_{k} = \begin{cases} \max(f_{\min}, f_{k} - w/2) \\ \min(f_{\max}, f_{k} + w/2), & k = (1:2:N_{f}) - 1, \end{cases}$$

где последовательность $1:2:N_{\rm f}$ означает, что все возможные значения дискретов частоты берутся с пропуском каждого второго для ускорения процесса.

Функция $\Phi_{t_i f_k f_j}$ — это избыточный набор отпечатков $\phi_{t_L f_L}$, каждый из которых впоследствии восстанавливается в частотный портрет (вейвлетспектр) сейсмограммы по определённой схеме.

Сначала для отпечатка фиксируются следующие параметры: частота положения середины сканирующего окна f_k ; уровень вейвлет-разложения L; дискрет частоты в пределах этого уровня f_L . После проводится пересмотр всех значений $\varphi_{t_L f_L} = \varphi(\psi_{t_L f_L})$ при этих параметрах. Они представляют собой столбец с нулевыми и ненулевыми значениями. Каждому отдельному элементу столбца с ненулевым значением присваивается вес равный 1. По окончанию просмотра столбца полученное значения нормируется на полное число элементов столбца n_t . Затем то же делается для следующего значения $f_{\rm L}$ и т.д. Вейвлет-спектры для всех уровней L интерполируются на дискретность 1-го уровня и складываются, чтобы получить суммарный спектр. При этом результат будет уже не косвенной, а непосредственной функцией частоты исходного сигнала $f_{\rm j}$. Получается восстановленный вейвлет-спектр $\hat{\Phi}_{\rm f_j}(f_{\rm k})$ при данном значении сканирующей частоты $f_{\rm k}$. Результат для всех значений $f_{\rm k}$ показан на рис. ба.

Рис. ба демонстрирует, что вне зависимости от того, из какого интервала частот берётся энергограмма, чтобы рассчитать двоичные отпечатки, а потом восстановить по ним вейвлетспектр, результат будет примерно одинаковым. Лишь небольшие флуктуации наблюдаются поверх основного тренда частотного портрета записи.

На рис. 6в сопоставляются восстановленный средний вейвлет-спектр $\hat{\phi}(t)$ и спектр Фурье исходной записи *S*(*f*). На рисунке выведено значения коэффициента корреляции Пирсона между данными рядами *R*=0.72 и относительного отклонения одного от другого Δ =-6.63%. Таким образом, по визуальному сравнению и формальным оценкам можно считать, что эти графики очень похожи.



Рис. 6. Результаты тестового восстановления частотного и временно́го портретов сейсмограммы по её двоичным отпечаткам: а – сканирующая функция частотного портрета; б – сканирующая функция временно́го портрета (*f* – частота спектра, *F* – положение середины окна); в – сравнение спектра Фурье исходной записи (1) и восстановленного вейвлет-спектра (2); г – сравнение графика огибающей сейсмограммы (1) и восстановленной вейвлет-огибающей (2)

Аналогичным порядком был восстановлен и временной портрет записи по её избыточным двоичным отпечаткам. Результат показан на рис. 6б, который демонстрирует все характерные особенности реконструированной энергограммы, которая была сжата, а потом восстановлена. Без труда можно различить проявления высокочастотных объёмных волн и низкочастотных поверхностных.

Различие В процедуре восстановления временного портрета по сравнению с описанной выше методикой для частотного заключается в том, что в наборе отпечатков $\Phi_{t_i f_k f_i}$ фиксируются следующие параметры: сканирующая частота f_{ν} ; уровень разложения L; время в пределах этого уровня $t_{\rm L}$. Затем производится перебор ненулевых значений строки $\phi_{t_L} = \Phi_{f_k f_L}(t_L)$ с присвоением им соответствующих весов. Собранная строка нормируется на число отсчётов частоты *n*_г. В итоге аналогично получается восстановленная вейвлет-огибающая $\hat{\phi}_{f_i}(f_k)$ для данного значения сканирующей частоты f_k .

На рис. 6г демонстрируется сопоставление восстановленной средней вейвлет-огибающей $\overline{\hat{\phi}(t)}$ и огибающей для исходной сейсмограммы U(t). Можно видеть, что коэффициент корреляции между этими рядами R=0.77, величина относительного отклонения — $\Delta=6.14\%$, что опять указывает на хорошее совпадение результатов.

Анализ

Также посмотрим другие примеры сейсмических событий: поверхностный взрыв в Ковдорском карьере и подземный взрыв в Кировском руднике. Их сейсмограммы были даны на рис. 2б и 2в. Результаты расчёта отпечатков для записей этих событий показаны на рис. 7 и 8 соответственно.

При сопоставлении отпечатков всех трёх событий можно видеть, что все они обладают индивидуальными портретами, недвусмысленно проявляющимися даже в настолько сжатых



Рис. 7. Расчёт двоичных отпечатков для поверхностного взрыва в Ковдорском карьере.

Индексы соответствуют рис. 5



Рис. 8. Расчёт двоичных отпечатков для подземного взрыва в Кировском руднике.

Индексы соответствуют рис. 5

представлениях, как те, что представляют собою двоичные отпечатки. Например, по ним хорошо видно, что подземный взрыв характеризуется самыми слабыми поверхностными и поперечными волнами. Поверхностный взрыв, как и землетрясение, напротив, демонстрируют явное наличие таких волн. Однако у первого их энергия более сфокусирована в частотном измерении, а у землетрясения — наоборот, более «размазана» вдоль оси частот. Имеется и много других особенностей, которые могут быть не только отмечены визуально, но и зафиксированы при обучении ИНС.

Результаты сопоставления частотно-временны́х портретов (исходных и восстановленных из отпечатков) с высоким качеством совпадения показаны на рис. 9.

По примерам сопоставления, показанным на рис. 6 и 9, можно отметить, что при заданных параметрах построения двоичных отпечатков и предложенной методике восстановления вейвлет-спектра и вейвлет-огибающей для всех рассмотренных типов событий наблюдается явное соответствие.

Дискуссия

Следует отметить, что рассмотренные сопоставления частотно-временных портретов записей на основании двоичных отпечатков с Фурьеспектром и огибающей исходной сейсмограммы являются условными. Мы хотели только наглядно продемонстрировать, что отпечатки, будучи чрезвычайно сжатым представлением всех особенностей исходного сигнала, могут быть с успехом использованы для идентификации событий разной природы.

В действительности Фурье-спектр по всей записи и восстановленный из отпечатков вейвлет-спектр не должны полностью совпадать друг с другом в силу тех существенных свойств, которые положены в основание анализа Фурье и вейвлет-анализа. Совпадение этих спектров должно быть тем меньше, чем менее стационарный сигнал представляет собою запись сейсмического события. Однако именно в этом преимущество предлагаемой нами методики построения частотно-временно́го портрета записи на основе НВП по сравнению с использованием спектрограммы, полученной из оконного преобразования Фурье.

Целью построения двоичных отпечатков сигналов является не совпадение с их Фурье-спектром, а обеспечение ультра-компактного, но вполне информативного средства идентификации события того или иного типа. Однако прежде необходимо было убедиться, что в отпечатках успешно сохраняется вся необходимая для распознавания природы события информация.



Рис. 9. Результаты тестового восстановления частотного – (а) и (в) и временно́го – (б) и (г) портретов записи карьерного взрыва – (а) и (б) и подземного взрыва – (в) и (г) по их двоичным отпечаткам.

Обозначения соответствуют рис. 6

Мы понимаем, что существует множество других способов решения проблемы распознавания типа зарегистрированного сейсмического события (землетрясение или взрыв), обзор которых мы выполнили в [*Silkin*, 2022] и здесь не будем повторяться. Поэтому рассматриваем метод двоичных отпечатков как дополнительный инструмент, востребованность которого появится при анализе с помощью методов машинного обучения.

Двоичные отпечатки хорошо подходят для подачи их на вход ИНС в силу следующих своих свойств.

1. Компактность входов. Вся сложность и избыточность исходной записи при построении отпечатков сводится к считанному числу байт. Поскольку вычислительная сложность многослойного персептрона прямо пропорциональна числу входов сети [Максимушкин, Арзамасцев, 2006], то данное свойство двоичных отпечатков существенно влияет на эффективность распознавания с помощью ИНС.

2. Нормирование входов. Входы искусственного нейрона должны быть спроецированы на фиксированный диапазон значений для того, чтобы функция активации нейрона работала на самом активном своём участке [Аксенов, Новосельцев, 2006]. Поскольку отпечатки имеют всего два возможных значения — 0 и 1, то данное требование для широкого ассортимента передаточных функций нейрона выполняется автоматически.

3. Масштабирование входов. Для работы ИНС необходимо, чтобы значения, подаваемые на вход, лежали в диапазоне, оптимальном для вычислений сетью [Кизим и др., 2006]. Например, желательно, чтобы разрядность данных была минимальна. Разрядность двоичных отпечатков равна 1 бит, что является абсолютным минимумом.

Выводы

Предложена методика создания двоичных отпечатков сейсмической записи на основании непрерывного вейвлет-преобразования сигнала. Подробно описана технология получения подобных отпечатков. Продемонстрированы свойства отпечатков с помощью восстановления спектра и огибающей исходной сейсмограммы по ним. Показано, что двоичные отпечатки могут быть с пользой применены для распознавания типа сейсмического события с помощью искусственной нейронной сети.

Работа выполнена при поддержке Минобрнауки России (в рамках государственного задания № 075-01471-22) 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».

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

Литература

Аксенов С.В., Новосельцев В.Б. Организация и использование нейронных сетей (методы и технологии) / Под общ. ред. В.Б. Новосельцева. – Томск: Изд-во НТЛ, 2006. – 128 с.

Бахрушина Г.И., Сафанюк И.В., Федорова Г.Н., Бахрушин А.П. Программная реализация алгоритма цифрового маркирования изображений, базирующегося на дискретном вейвлет-преобразовании и сингулярном разложении // Учёные заметки ТОГУ. – 2016. – Т. 7, № 4-1. – С. 25–36. – EDN: XSDCIZ

Ваттс Д., Дженкинс Г. Спектральный анализ и его приложения. Выпуск 1. – М.: Мир, 1971. – 320 с.

Кадыров Р.И., Нугманов И.И., Чернова И.Ю. Автоматизированный линеаментный анализ. – Казань: Изд-во Казанского университета, 2012. – 38 с.

Кизим Н.А., Ястремская Е.Н., Сенчуков В.Ф. Нейронные сети: теория и практика применения. – Харьков: ИД «ИНЖЭК», 2006. – 240 с.

Козырев М.О., Орлов М.Ю. Оконные функции и преобразование Фурье // Инновационные научные исследования: теория, методология, практика: сборник статей IX Международной научно-практической конференции: в 2 частях, Пенза, 27 июня 2017 года. – Пенза: «Наука и Просвещение» (ИП Гуляев Г.Ю.). – 2017. – С. 21–25. – EDN: YTIQUR

Крошьер Р.Е., Рабинер Л.Р. Интерполяция и децимация цифровых сигналов. Методический обзор // Труды Института инженеров по электротехнике и радиоэлектронике. – 1981. – Т. 69, № 3. – С. 14–49.

Максимушкин В.В., Арзамасцев А.А. Сравнительная оценка вычислительной сложности обучения искусственной нейронной сети с жёстким ядром и сети с классической структурой // Вестник российских университетов. Математика. – 2006. – № 2. – С. 190–197. – EDN: KVHHVN

Попов С.Е., Замараев Р.Ю. Веб-сервис классификации сейсмических событий на базе системы распределённых вычислений Арасhe Spark // Обработка пространственных данных в задачах мониторинга природных и антропогенных процессов (SDM-2019): Сборник трудов Всероссийской конференции с международным участием, Бердск, 26–30 августа 2019 года. – Бердск: ИВТ СО РАН, 2019. – С. 440–450. – EDN: ESWFQV

Силкин К.Ю. Использование вейвлет-анализа как дополнительного критерия при идентификации

природы сейсмического события // Структура, вещественный состав, свойства, современная геодинамика и сейсмичность платформенных территорий и сопредельных регионов: материалы XXII Всероссийской с международным участием научно-практической Щукинской конференции (г. Воронеж, 22–25 сентября 2020 г.) / Под ред. Л.И. Надёжка, Т.Б. Силкиной. – Воронеж: ВГУ, 2020. – С. 328–334. – EDN: VHXKWM

Силкин К.Ю. Оценка длительности короткозамедленного взрыва по результатам вейвлет-анализа его записи // Российский сейсмологический журнал. – 2022. – Т. 4, № 1. – С. 53–62. DOI: 10.35540/2686-7907.2022.1.04. – EDN: RXJMPR

Тур А.И., Кокоулин А.Н., Южаков А.А. Возможности применения алгоритмов нечёткого поиска и нейронных сетей в технологии Fingerprint // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. – 2017. – № 6. – С. 45–48. – EDN: ZICARH

Тхи Т.Ч.Б., Спицын В.Г. Разложение цифровых изображений с помощью двумерного дискретного вейвлет-преобразования и быстрого преобразования Хаара // Известия Томского политехнического университета. – 2011. – № 5. – С. 73–76. – EDN: NUVZLJ

Фортуна-Сервантес Х.М., Рамирес-Торрес М.Т., Мартинес-Карранса Х., Мургуиа-Ибарра Х.С., Мехиа-Карлос М. Обнаружение объектов в аэронавигации с использованием вейвлет-преобразования и свёрточных нейронных сетей: первый подход // Труды Института системного программирования РАН. – 2021. – Т. 33, № 2. – С. 149–162. DOI: 10.15514/ ISPRAS-2020-33(2)-9. – EDN: MYCXZQ

Baluja Sh., Covell M. Waveprint: Efficient wavelet-based audio fingerprinting // Pattern Recognition. – 2008. – V. 41, N 11. – P. 3467–3480. DOI: 10.1016/j.pat-cog.2008.05.006

Bergen K.J., Beroza G.C. Earthquake fingerprints: Extracting waveform features for similarity-based earthquake detection // Pure and Applied Geophysics. – 2019. – V. 176. – P. 1037–1059. DOI: 10.1007/s00024-018-1995-6

Cano P., Batlle E., Kalker T., Haitsma J. A Review of Audio Fingerprinting // Journal of VLSI Signal Processing Systems for Signal, Image and Video Technology. -2005. -V. 41, N 3. -P. 271–284.

Ferrari G.M. Un saber "sudamericano". La dactiloscopia en el Congreso Científico Latinoamericano, 1901-1909 // Historia Crítica. – 2016. – N 60. – P. 81–101. DOI: 10.7440/histcrit60.2016.05 *Fragoulis D., Rousopoulos G., Panagopoulos T., Alexiou C., Papaodysseus C.* On the automated recognition of seriously distorted musical recordings // IEEE Transactions on Signal Processing. – 2001. – V. 49, N 4. – P. 898–908.

Fugal D.L. Conceptual wavelets in digital signal processing: An in-depth, practical approach for the non-mathematician. – San-Diego, USA: Space & Signals Technical Publ., 2009. – 369 p.

Haitsma J., Kalker T. A Highly robust audio fingerprinting system // Proceedings of ISMIR 2002, 3rd International Conference on Music Information Retrieval. – Paris, France, 2002. – P. 107–115.

Hussain I., Fadhil R., Abdulsatar N.M. An image compression using block truncation coding with two types of wavelet transform (HAAR & DWT) // Test Engineering and Management. – 2020. – N 83. – P. 16707–16713.

Jensen A., la Cour-Harbo A. Ripples in mathematics: The Discrete wavelet transform. – Berlin, Germany: Springer Science & Business Media Publ., 2011. – 246 p. DOI: 10.1007/978-3-642-56702-5

Mallat S. A wavelet tour of signal processing: The sparse way. – Cambridge, UK: Academic Press, 2008. – 109 p.

Mallat S.G. A Theory of multiresolution signal decomposition: The wavelet representation // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1989. – N 11. – P. 674–693. DOI: 10.1109/34.192463

Real R., Vargas J.M. The probabilistic basis of Jaccard's index of similarity // Systematic biology. – 1996. – V. 45, N 3. – P. 380–385. DOI: 10.1093/sysbio/45.3.380

Silkin K.Yu. New heuristics based on wavelet analysis of a single sensor record for earthquake and explosion detection // Seismic Instruments. – 2022. – V. 58, N 5. – P. 552–566. DOI: 10.3103/S0747923922050103

Suvichakorn A., Lemcke Ch., Schuc A.Jr., Antoine J.-P. The continuous wavelet transform in MRS. – Institut de Recherche en Mathématique et Physique Université catholique de Louvain, 2011. - 81 p.

Wang A.L.-Ch. An industrial strength audio search algorithm // Proceedings of ISMIR 2003, 4th International Conference on Music Information Retrieval. – Baltimore, Maryland, USA, 2003. – P. 7–13.

Yoon C.E., *O'Reilly O.*, *Bergen K.J.*, *Beroza G.C.* Earthquake detection through computationally efficient similarity search // Science Advances. – 2015. – V. 1, N 11. – P. 1–13. DOI: 10.1126/sciadv.1501057

Сведения об авторе

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

Fingerprints of the seismogram's wavelet analysis results as a tool for creating a compact signal image for the purposes of neural network recognition

© 2022 K.Yu. Silkin

GS RAS, Obninsk, Russia

Received October 6, 2022

Abstract One of the modern directions in solving the problem of recognizing the type of a seismic event from its seismogram recorded by a single seismic receiver is the method of obtaining and comparing signal fingerprints. This paper provides a historical overview of the experience of using this technique initially for the analysis of audio recordings, and then for seismic ones. The existing method for earthquake fingerprinting, which includes the use of a two-dimensional discrete decomposition of the signal spectrogram using the Haar wavelet, is proposed to be improved based on a more accurate creation of the initial time-frequency image of the signal using a continuous wavelet transform. On the example of seismograms of known earthquakes and explosions recorded by the stations of the Kola branch of the GS RAS, the effectiveness of this approach in relation to fixing the key frequency and time features of the signal is shown. The fingerprints properties are indicated, which make them convenient for recognizing the type of seismic event using artificial neural networks.

Keywords Wavelet transform, fingerprints, recognition, earthquake, explosion, artificial neural networks.

For citation 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. EDN: EMMMDC

Reference

Aksenov, S.V., & Novoseltsev, V.B. (2006). Organizatsiia i ispol'zovanie neironnykh setei (metody i tekhnologii) [Organization and use of neural networks (methods and technologies)]. Tomsk, Russia: NTL Publ., 128 p. (In Russ.).

Bakhrushina, G.I., Safanyuk, I.V., Fedorova, G.N., & Bakhrushin, A.P. (2016). [Software implementation of an algorithm for digital marking of images based on discrete wavelet transform and singular value decomposition]. *Uchenye zametki TOGU* [Scientific notes of TOGU], 7(4-1), 25-36. (In Russ.). EDN: XSDCIZ

Baluja, Sh., & Covell, M. (2008). Waveprint: Efficient wavelet-based audio fingerprinting. *Pattern Recognition*, *41*(11), 3467-3480. DOI: *10.1016/j.patcog.2008.05.006*

Bergen, K.J., & Beroza, G.C. (2019). Earthquake Fingerprints: Extracting Waveform Features for Similarity-Based Earthquake Detection. *Pure and Applied Geophysics*, 176, 1037-1059. DOI: 10.1007/s00024-018-1995-6

Cano, P., Batlle, E., Kalker, T., & Haitsma, J. (2005). A Review of audio fingerprinting. *Journal of VLSI Signal Processing Systems for Signal, Image and Video Technology*, *41*(3), 271-284.

Ferrari, G.M. (2016). Un saber "sudamericano". La dactiloscopia en el Congreso Científico Latinoamericano, 1901-1909. *Historia Crítica*, *60*, 81-101. (In Spanish). DOI: *10.7440/histcrit60.2016.05* Fortuna-Servantes, H.M., Ramires-Torres, M.T., Martines-Karransa, H., Murguia-Ibarra, H.S., & Mejia-Carlos, M. (2021). [Object detection in air navigation using wavelet transform and convolutional neural networks: The first approach]. *Trudy Instituta sistemnogo programmirovaniia RAN* [Proceedings of the Institute for System Programming of the RAS], 33(2), 149-162. (In Russ.). DOI: 10.15514/ ISPRAS-2020-33(2)-9. EDN: MYCXZQ

Fragoulis, D., Rousopoulos, G., Panagopoulos, T., Alexiou, C., & Papaodysseus, C. (2001). On the automated recognition of seriously distorted musical recordings, *IEEE Transactions on Signal Processing*, 49(4), 898-908.

Fugal, D.L. (2009). *Conceptual wavelets in digital signal processing: An in-depth, practical approach for the non-mathematician.* San-Diego, USA: Space & Signals Technical Publ., 369 p.

Haitsma, J., & Kalker, T. (2002). A highly robust audio fingerprinting system. In *Proceedings of ISMIR 2002, 3rd International Conference on Music Information Retrieval* (pp. 107-115). Paris, France.

Hussain, I., Fadhil, R., & Abdulsatar, N.M. (2020). An image compression using block truncation coding with two types of wavelet transform (HAAR & DWT). *Test Engineering and Management*, *83*, 16707-16713.

Jensen, A., & la Cour-Harbo, A. (2011). *Ripples in mathematics: The discrete wavelet transform*. Berlin, Germany: Springer Science & Business Media Publ., 246 p. DOI: *10.1007/978-3-642-56702-5*

Kadyrov, R.I., Nugmanov, I.I., & Chernova, I.Yu. (2012). *Avtomatizirovannyi lineamentnyi analiz* [Automated lineament analysis]. Kazan', Russia: Kazan University Publ., 38 p. (In Russ.).

Kizim, N.A., Yastremskaya, E.N., & Senchukov, V.F. (2006). *Neironnye seti: teoriia i praktika primeneniia* [Neural networks: theory and practice of application]. Kharkov, Ukrania: ID «INZhJeK» Publ., 240 p. (In Russ.).

Kozyrev, M.O., & Orlov, M.Yu. (2017). [Window functions and Fourier transform]. In *Innovatsionnye nauchnye issledovaniia*: *teoriia*, *metodologiia*, *praktika*: *sbornik statei IX Mezhduna-rodnoi nauchno-prakticheskoi konferentsii*: v 2 chastiakh, Penza, 27 iiunia 2017 goda [Innovative scientific research: theory, methodology, practice: collection of articles of the IX International scientific and practical conference] (pp. 21-25). Penza, Russia: "Science and Education" Publ. (In Russ.). EDN: YTIQUR

Krosh'er, R.E., & Rabiner, L.R. (1981). [Interpolation and decimation of digital signals. Methodological review]. *Trudy Instituta inzhenerov po elektrotekhnike i radioelektronike* [Proceedings of the Institute of Electrical and Radio Electronics Engineers], 69(3), 14-49. (In Russ.).

Maksimushkin, V.V., & Arzamascev, A.A. (2006). [Comparative evaluation of the computational complexity of training an artificial neural network with a rigid core and a network with a classical structure]. *Vestnik rossiiskikh universitetov. Matematika* [Bulletin of Russian Universities. Maths.], 2, 190-197. (In Russ.). EDN: KVHHVN

Mallat, S. (2008). A wavelet tour of signal processing: the sparse way. Cambridge, UK: Academic Press, 109 p.

Mallat, S.G. (1989). A Theory of multiresolution signal decomposition: The wavelet representation. IEEE *Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *11*, 674-693. DOI: *10.1109/34.192463*

Popov, S.E., & Zamaraev, R.Yu. (2019). [Web-based seismic event classification service based on Apache Spark distributed computing system]. In *Obrabotka prostranstvennykh dannykh v zadachakh monitoringa prirodnykh i antropogennykh protsessov (SDM-2019)*: *Sbornik trudov Vserossiiskoi konferentsii s mezhdunarodnym uchastiem* [Processing of spatial data in the tasks of monitoring natural and anthropogenic processes (SDM-2019): Proceedings of the All-Russian conference with international participation] (pp. 440-450). Berdsk, Russia: Institute of Computational Technologies of the SB RAS Publ. (In Russ.). EDN: ESWFQV

Real, R., & Vargas, J.M. (1996). The probabilistic basis of Jaccard's index of similarity. *Systematic Biology*, 45(3), 380-385. DOI: *10.1093/sysbio/45.3.380*

Silkin, K.Yu. (2020). [Using wavelet analysis as an additional criterion for identifying the nature of a seismic event]. In *Struktura*, veshchestvennyi sostav, svoistva, sovremennaia geodinamika i seismichnost' platformennykh territorii i sopredel'nykh regionov: materialy XXII Vserossiiskoi s mezhdunarodnym uchastiem nauchnoprakticheskoi Shchukinskoi konferentsii. Pod red. L.I. Nadezhka, T.B. Silkinoi [Structure, material composition, properties, modern geodynamics and seismicity of platform territories and adjacent regions. Proceedings of the XXII All-Russian scientific and practical Shchukin conference with international participation. Eds. L.I. Nadezhka, T.B. Silkina] (pp. 328-334). Voronezh, Russia: VSU Publ. (In Russ.). EDN: VHXKWM

Silkin, K.Yu. (2022). [Estimation of the duration of a short-delayed explosion based on the results of wavelet analysis of its recording]. *Russian Journal of Seismology*, *4*(1), 53-62. (In Russ.). DOI: *10.35540/2686-7907.2022.1.04.* EDN: RXJMPR

Silkin, K.Yu. (2022). New heuristics based on wavelet analysis of a single sensor record for earthquake and explosion detection. *Seismic Instruments*, *58*(5), 552-566. DOI: *10.3103/S0747923922050103*

Suvichakorn, A., Lemcke, Ch., Schuc, A.Jr., & Antoine, J.-P. (2011). *The continuous wavelet transform in MRS*. Institut de Recherche en Mathématique et Physique Université catholique de Louvain, 81 p.

Tkhi, T.Ch.B., & Spitsyn, V.G. (2011). [Decomposition of digital images using two-dimensional discrete wavelet transform and fast Haar transform]. *Izvestiia TPU* [Bulletin of the TPU], *5*, 73-76. (In Russ.). EDN: NUVZLJ

Tur, A.I., Kokoulin, A.N., & Yuzhakov, A.A. (2017). Vozmozhnosti primeneniya algoritmov nechyotkogo poiska i nejronnyh setej v tekhnologii Fingerprint [Possibilities of using fuzzy search algorithms and neural networks in Fingerprint technology]. Neurocomputers: development, application, 6, 45-48. (In Russ.). EDN: ZICARH

Vatts, D., & Dzhenkins, G. (1971). *Spektral'nyi analiz i ego prilozheniia. Vypusk 1* [Spectral analysis and its applications. Issue 1]. Moscow, Russia: Mir Publ., 320 p. (In Russ.).

Wang, A.L.-Ch. (2003). An industrial strength audio search algorithm. In *Proceedings of ISMIR 2003, 4th International Conference on Music Information Retrieval* (pp. 7-13). Baltimore, Maryland, USA.

Yoon, C.E., O'Reilly, O., Bergen, K.J., & Beroza, G.C. (2015). Earthquake detection through computationally efficient similarity search. *Science Advances*, *1*(11), 1-13. DOI: *10.1126/sciadv.1501057*

Information about author

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