

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ НАУКИ
ИНСТИТУТ ФИЗИКИ АТМОСФЕРЫ ИМЕНИ А.М.ОБУХОВА
РОССИЙСКОЙ АКАДЕМИИ НАУК

На правах рукописи

Закиров Марат Нафисович

**Распознавание атмосферных инфразвуковых сигналов импульсных
источников методами морфологического анализа вейвлет-спектров**

Специальность 1.6.18 - Науки об атмосфере и климате

Диссертация на соискание ученой степени
кандидата физико-математических наук

Научный руководитель:
доктор физико-математических наук
Куличков Сергей Николаевич

Москва – 2025

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	4
ГЛАВА 1. МОДЕЛЬ ИНФРАЗВУКОВОГО СИГНАЛА ОТ ИМПУЛЬСНОГО ИСТОЧНИКА	22
1.1. О распространении волн в атмосфере	22
1.2. Спектральные характеристики акустических сигналов.....	25
1.3. Введение в вейвлет-анализ.....	28
1.4. Основные понятия морфологического анализа	37
1.5. Модель формы изображения вейвлет-спектра импульсного инфразвукового сигнала.....	39
1.6. Описание имеющихся экспериментальных акустических данных.....	45
1.7. Методика расчета и руководство пользователя к программе.....	46
1.8. Результаты применения модели к реальным данным.....	48
1.8.1. Обнаружение сигналов от импульсных источников	48
1.8.2. Отклик метода на акустические сигналы других источников.....	53
1.9. Устойчивость алгоритма обнаружения при наличии помехи	57
1.10. Построение ROC-кривых для оценки качества классификации	59
1.11. Выводы к Главе 1.....	64
ГЛАВА 2. ДЕКОМПОЗИЦИЯ АКУСТИЧЕСКИХ СИГНАЛОВ НА КОМПОНЕНТЫ ЗАДАННОЙ ФОРМЫ	67
2.1. Об отражении волн от плоских слоев атмосферы.....	67
2.2. Понятие о N - и U -волнах в атмосфере	69
2.3. Алгоритм построения базисной системы функций из N - и U -волн	75
2.4. Метод декомпозиции сигнала на составляющие известной формы	77
2.5. Описание эффективного алгоритма нахождения параметров волн	79
2.6. Результат декомпозиции атмосферных акустических сигналов	81
2.7. Выводы к Главе 2.....	85
ГЛАВА 3. КЛАССИФИКАЦИЯ АКУСТИЧЕСКИХ СИГНАЛОВ МЕТОДАМИ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ	87
3.1. О методах машинного обучения	87
3.2. Алгоритм построения формы изображений методом главных компонент	91

3.3. Результаты построения форм изображений спектров.....	93
3.4. Решение задачи узнавания сигнала	96
3.5. Архитектура «свёрточной» нейронной сети для классификации сигналов	100
3.6. Результаты классификации с применением нейросети.....	103
3.7. Выводы к Главе 3.....	104
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	106
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	108
ПРИЛОЖЕНИЕ А.....	121

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы исследования. Атмосфера, с точки зрения физических свойств, представляет собой сложную динамическую среду, характеризующуюся значительной пространственно-временной изменчивостью, нестационарностью, диссипативными процессами и нелинейностью. Её свойства формируются под воздействием многочисленных внутренних и внешних факторов, включая динамические (турбулентность, гравитационные волны, приливные явления) и метеорологические (температура, давление, изменения направления и скорости ветра), солнечную активность (влияние на верхние слои атмосферы), состав воздуха, рельеф и тип поверхности, и другие [1]. Эти явления приводят к трансформации структуры звукового поля, существенно определяя его характеристики.

Из-за рефракции лучей возникают зоны слышимости, где звук усиливается, и зоны тени, где он ослаблен. Их размеры составляют порядка нескольких сотен километров, и зависят от профиля эффективной скорости звука [6, 7] и высоты отражения. В атмосфере помимо турбулентности находятся относительно тонкие слоистые неоднородности, возникающие из-за флуктуаций температуры и ветра: их масштабы по вертикали — десятки–сотни метров, а по горизонтали — километры, а времена жизни — от единиц минут до суток [35, 36, 77, 104]. Благодаря рассеянию на тонких структурах возможна регистрация частично отраженного сигнала в зоне акустической тени.

Акустические методы в перспективе могут быть применены для инфразвукового дистанционного зондирования для оценки вертикальной структуры атмосферы — в первую очередь, температуры и ветра — в верхних слоях тропосферы, стратосфере и мезосфере, где традиционные измерения затруднены [20, 47, 54, 116]. Такие измерения могли бы улучшить точность численных моделей прогноза погоды [81].

В настоящее время обнаружение инфразвуковых сигналов от импульсных источников является важной задачей, возникающей во многих отраслях деятельности человека [43, 44, 91]. Различные природные и антропогенные явления порождают импульсные звуковые сигналы, при этом их инфразвуковая составляющая при наличии волновода может распространяться на сотни и тысячи километров от источников [5, 7, 9, 76].

Многие природные и антропогенные процессы и явления сопровождаются акустическим шумом в различных диапазонах частот. Исследования этих процессов настолько обширны, что их изучение дало толчок созданию отдельных подразделов физики – акустики атмосферы, гидроакустики, геоакустики (сейсмологии) и многих других. Часто объекты окружающей среды вносят вклад в шумовую составляющую сигнала в инфразвуковой частотной области: например, извержения вулканов [37, 85, 95, 96, 100, 108], взрывы различной природы [45, 52, 62, 65], землетрясения [109, 110], полярные сияния [76, 84], сходы снежных лавин [92, 93, 114], микробаромы [53, 80, 117] и многие другие, включая сигналы техногенного происхождения, что усложняет задачу обнаружения сигналов от импульсных источников. В связи с этим становится актуальной и имеет важное прикладное значение разработка методов анализа инфразвуковых колебаний, способных на основе имеющихся наблюдений определить признаки, свойственные каждому классу сигналов.

Вместе с тем задача распознавания инфразвуковых сигналов на фоне шумов является достаточно сложной, она обусловлена редкостью таких событий, которые генерируют инфразвуковые волны с большой энергией, неопределённостью в моделях сигналов, интересующих исследователя [83], нелинейных эффектах прохождения инфразвуковых волн через атмосферу [30, 48], влиянием фоновых помех, связанных с локальными шумами [67], а также необходимостью использования специального оборудования [94], способного зарегистрировать инфразвуковые сигналы, и обработкой большого массива данных [2, 55, 72, 113].

Распознавание акустических сигналов в атмосфере — ключевая задача, охватывающая широкий спектр прикладных и фундаментальных задач: от мониторинга техногенных и природных источников до верификации международных договоров и раннего оповещения об опасных явлениях [60, 67, 78, 105]. С развитием вычислительных технологий и ростом объёмов данных возникла необходимость в автоматизации процессов обнаружения и классификации инфразвуковых событий. В контексте глобальной сети IMS (International Monitoring System), а также региональных и мобильных платформ, задача распознавания приобретает особую значимость, поскольку человеческий фактор становится узким местом при обработке непрерывных многочасовых записей на фоне высокого ветрового шума и интерференции.

Внедрение механизмов распознавания образов в настоящее время решает множество актуальных задач в разных сферах, в том числе развиваются акустические методы: классификация и локализация источников, оценка их характеристик [41] либо параметров среды, через которую проходит сигнал, например, зондирование атмосферы [97].

На достаточно больших расстояниях от источника стратификация атмосферы оказывает значительное влияние на параметры распространяющегося в атмосфере сигнала. Длины волн инфразвуковых сигналов оказываются сравнимы с характерным масштабом атмосферных неоднородностей, возникающих вследствие флуктуаций скорости ветра, температуры, эффективного показателя преломления и состава атмосферы, поэтому такие неоднородности способны эффективно рассеивать инфразвук [34, 75]. На практике, даже располагая достоверными данными об исходном сигнале, без точного знания информации о прогнозном состоянии атмосферы вдоль трассы распространения инфразвука, сложно построить модель, которая бы точно описывала получаемые на приемниках сигналы.

При решении обратных задач восстановления информации об исследуемых объектах необходимо иметь точное математическое описание эксперимента, которое включает модель самого объекта, модель его взаимодействия с измерительным прибором, модель погрешности измерений и т.д. На практике такая информация недоступна ввиду объективных причин: порождающие инфразвук явления случаются неожиданно и состояние атмосферы вдоль трассы распространения постоянно меняется. Задача усложняется тем, что сигналы на больших удалениях от одного и того же источника практически никогда не совпадают, а зависят от многих факторов: как от природы самого источника, состояния регистрирующей аппаратуры, так и окружающей фоновой обстановки.

Тем не менее, извлечь полезную информацию из инфразвуковых данных возможно, например, оценить состав, взаимное расположение и другие параметры сигнала [21], для эффективного анализа сигналов приходится находить некоторые инварианты, свойственные не конкретному наблюдению из выборки измерений, а целой серии измерений.

В этих условиях морфологические методы анализа сигналов, на наш взгляд, представляются наиболее адекватными, поскольку для их применения требуется знание лишь самых общих особенностей зарегистрированного сигнала [27-29, 62, 111]. В морфологических методах исследователем вводится некоторая модель, описывающая возможные искажения, которые могут произойти с сигналом в атмосфере, и предполагается, что если предъявленный сигнал в некотором смысле похож на сигналы, предсказываемые этой моделью, то говорят о принадлежности этого сигнала к данной форме.

В основе морфологических методов лежит понятие формы сигнала, математически понимаемое как инвариант класса преобразований: это множество всех сигналов, которые датчик способен зарегистрировать при любых допустимых вариациях условий распространения и регистрации. Согласно [29] форма определяется, как множество квадратично-интегрируемых сигналов $\xi \in \mathcal{L}_\mu^2(X)$ на

области определения, инвариантное относительно преобразований известного класса. Иначе говоря, форма – это все версии сигнала, которые могут быть зарегистрированы датчиком при разных экспериментальных условиях.

Морфологические методы ищут в сигналах неизменяемое ядро, устойчивый признак — так называемую «форму». Под формой понимается не единичный сигнал, а целый класс его возможных версий, записанных при разных условиях (например, с разного расстояния или на разное оборудование). Задача морфологического метода - установить, что разные на вид изображения или сигналы на самом деле являются вариациями одного и того же события.

Для интуитивной иллюстрации понятия формы рассмотрим следующий пример: представим, что мы слышим звук от некоторого источника (например, хлопок) в разных акустических средах: в пустой комнате, в лесу или в концертном зале. Звук будет несколько различаться (тише или громче ввиду разной исходной громкости и влияния эха, наличия фоновых шумов), но его основа остается узнаваемой. Данный инвариант и представляет собой формализуемое понятие формы сигнала.

Если форма определена, задача распознавания сводится к простой проверке принадлежности предъявленного сигнала к этому множеству. Однако точно построить форму атмосферного сигнала, особенно если он зашумлен, обычно не удастся, поэтому актуальна разработка методов эмпирического построения формы сигналов [31, 33].

Во многих случаях морфологические методы дают выигрыш по сравнению с традиционными: позволяют обнаруживать сигналы при наличии шума, сравнимого по амплитуде с самим сигналом; в отличие от корреляционных методов для использования данных методов достаточно одного регистрирующего канала (однако для нивелирования риска ложных срабатываний от шума всё же крайне желательна верификация на нескольких приемниках); причем длина этого сигнала может не превышать нескольких периодов; исследователь, применяющий

морфологические методы, имеет возможность контролировать процесс распознавания; кроме того, работа морфологических методов интуитивна и легко интерпретируется. В отличие от глубоких нейросетей, морфологические подходы не требуют десятков тысяч размеченных образцов; достаточно десятков–сотен сигналов при ручном подборе параметров форм. Их применение детерминировано и основывается на априорном задании формализованных критериев, описывающих ожидаемую структуру сигнала, что минимизирует необходимый объем эмпирических данных. Морфологические методы также не лишены недостатков, например, необходимость выбора формы, ручной выбор гиперпараметров модели.

В настоящей работе морфологическому анализу подвергаются вейвлет спектры [16, 61-62] импульсных инфразвуковых сигналов - такой подход позволяет учитывать его частотно-временные особенности. Характерной особенностью сигналов от импульсных источников является упорядоченность определенным образом значений на вейвлет-спектрограммах сигналов; эти значения рассматриваются как яркость изображения спектра. В таком случае для применения морфологических методов достаточно предположить, что процессы распространения и регистрации принимающей аппаратурой инфразвука приводят к нелинейным искажениям его амплитуды и частоты, но при таких изменениях упорядоченность областей на вейвлет-спектрах сохраняется, таким образом передавая информацию об источнике сигнала.

Степень разработанности проблемы. На сегодняшний день накоплен огромный материал по теоретическому и экспериментальному исследованию распространения звука в атмосфере [7, 12, 26, 38, 48, 51, 94]. Эксперименты по изучению распространения звука над различными поверхностями описаны в [63].

К настоящему времени в непрерывной эксплуатации находится Международная система мониторинга инфразвуковых волн (IMS), созданная в 1997 году для контроля выполнения Договора о всеобъемлющем запрещении ядерных испытаний (ДВЗЯИ/СТВТ) [94]. На этой сети уже зарегистрировано

несколько десятков миллионов инфразвуковых событий. Одной из проблем, возникающих при анализе регистрируемых инфразвуковых сигналов, является идентификация их источников. Сложность в том, что на больших расстояниях крайне сложно при визуальном анализе отличить сигналы от импульсных источников (извержения вулканов, молниевые разряды) и непрерывных источников (микробаромы (инфразвук от морских волнений); инфразвук от полярных сияний, при обтекании гор, полярных сияний и пр.), а если и получается это сделать «на глаз», то результат носит субъективный характер. В [111] был предложен метод классификации сигналов на основе морфологического анализа (распознавание образов). В дальнейшем в [62] была разработана более совершенная технология подобной классификации. Полученные результаты позволили эффективно различать сигналы от импульсных источников. Методы распознавания сигналов от непрерывных источников разработаны в значительно меньшей степени. Настоящая работа является попыткой создания методов для идентификации импульсных источников на фоне неимпульсных методами морфологического анализа вейвлет-спектров.

Для мониторинга инфразвуковых событий в настоящее время применяется несколько методов, каждый из них имеет свои технические особенности, преимущества и ограничения. Основные методы можно классифицировать по типу используемых датчиков, способу их размещения и принципам обработки сигнала [44, 91]: методы, основанные на спектральном анализе, корреляционные и интерференционные методы, STA/LTA, F-статистика, методы машинного обучения и искусственного интеллекта, комбинированные методы.

Методы спектрального анализа применяются для поиска характерных частотных полос или спектральных следов известного типа. Они относительно просты в реализации и хорошо работают при наличии устойчивых спектральных признаков, но могут давать ошибки при пересечении спектров сигнала и шума [10, 61, 111].

Классическим методом обнаружения сигналов является STA/LTA [113], основанный на сравнении кратковременного и долговременного усреднённого уровня сигнала. Алгоритм обладает высокой вычислительной эффективностью, но чувствителен к изменению уровня фона (например, при порывах ветра). Чувствительность алгоритма зависит от выбора окон, типа сигнала и характера шума. В литературе отмечается, что в условиях сильного шума или слабых сигналов STA/LTA может пропускать события или давать ложные срабатывания.

Многие современные методы выявления инфразвуковых сигналов опираются на методы корреляционного анализа, для которых необходимо, во-первых, регистрировать сигналы несколькими датчиками, и, во-вторых, выбирать достаточно протяженные во времени фрагменты регистрируемых сигналов, превышающие несколько характерных периодов.

Чаще всего для анализа инфразвука также используется набор специальных датчиков, расстояние между которыми составляет от сотен метров до нескольких километров. Сигналы с некоторыми присутствуют на входе каждого из датчиков, результаты регистрации оказываются коррелированными. Для отличия коррелированных сигналов используют различные схемы совпадений [2, 55], одним из наиболее известных методов автоматического обнаружения инфразвуковых волн является алгоритм РМСС [59, 73, 82, 91, 94]: идея метода заключается в следующем: если плоский волновой фронт проходит через три пространственно разнесённых приёмника (обозначим их как 1, 2 и 3), то в момент прохождения сигнала кросс-корреляции между парами приёмников (1–2, 2–3 и 3–1) одновременно достигают своих максимальных значений, при этом сумма разностей времен задержек сигнала между этими же парами приёмников обращается в нуль. Метод обладает высокой точностью и устойчив к некоррелированному шуму, и позволяет оценить параметры приходящих волн (азимут, скорость, частота, время прихода). Однако в эксперименте из-за распространения сигнала в атмосфере по различным траекториям, корреляция на входе различных датчиков может оказаться ослабленной. Другим ограничением

метода является необходимость использования большого числа датчиков в группе, стабильной геометрии антенны и точного знания расположения датчиков. Кроме того, метод чувствителен к сдвигу и искажению формы, а при наличии коррелированного шума может давать ложные срабатывания. Метод неэффективен при нестационарных условиях, когда параметры волн быстро меняются.

Часто используют понятие когерентности — это мера линейной статистической зависимости между двумя сигналами, выражающаяся через нормированную кросс-спектральную плотность мощности и определяемая как отношение квадрата модуля кросс-спектра к произведению автоспектров сигналов в каждой частотной полосе. В сейсмологии и инфразвуковой локации когерентность используется для оценки пространственной согласованности волнового поля, что позволяет различать сигналы, распространяющиеся как когерентные волны, от некоррелированного шума. Преимущество когерентного анализа заключается в его способности повысить чувствительность алгоритмов обнаружения сигналов при наличии аддитивного шума, а также в возможности оценивать параметры волнового поля, такие как направление прихода и скорость распространения. Однако когерентность обладает рядом существенных ограничений: во-первых, она чувствительна к уровню шума и его временной нестабильности, что может привести к систематическим ошибкам в оценках; во-вторых, когерентность не учитывает нелинейные взаимодействия и может существенно занижаться при наличии приходов волн по нескольким направлениям или их дисперсии; в-третьих, при малом числе реализаций или коротких временных окнах оценки когерентности становятся статистически неустойчивыми.

Знание математической модели сигнала и шума может заметно облегчить решение задачи обнаружения сигналов. В работах [55, 96] модель сигналов основана на частотно-волновом анализе полученных сигналов и использовании F-статистики Фишера. Одним из первых методов обнаружения инфразвуковых сигналов по данным групп датчиков стал F-K-детектор [57, 106]. Он сочетает частотно-волновой анализ и F-статистику: в скользящем окне вычисляется

взаимный спектр записей, зависящий от волнового вектора и временных задержек прихода волны на станции. F-K-оценка находит такие задержки, при которых модуль корреляционного спектра максимален; каждый найденный пик затем проверяется F-статистикой — отношением энергии сигнала к остаточному шуму. Когда окно попадает на сигнал, статистика резко возрастает. Точность оценки сигнал/шум растёт с увеличением числа станций в группе.

Ещё один класс методов анализа инфразвуковых сигналов основывается на выделении особенностей форм сигнала, характерных для того или иного источника. Например, в работе [56] такой особенностью является постоянство азимутального угла прихода волны, данный метод опирается на преобразование Хафа. В статье [92] помимо азимутального направления, характерным признаком сигнала является также уменьшение кажущейся скорости волны, связанное со сходом снежной лавины. Работы [61, 111] основаны на использовании математического определения понятия формы.

Целью работы является построение математических моделей для анализа данных регистрации акустических сигналов, распространяющихся в атмосфере; а также создание вычислительных методов, технологий обработки и комплексов компьютерных программ, реализующих данные методы.

В соответствии с поставленной целью были поставлены и решены следующие **задачи**:

- Проведен анализ и обработка нескольких наборов акустических сигналов, включающая в себя проверку целостности, корректности, удаление пропусков и аномалий в экспериментальных данных.
- Изучены наиболее известные в настоящее время в литературе методы классификации сигналов.

- Выбран частотно-временной метод представления структуры импульсных инфразвуковых сигналов в виде вейвлет-спектров; исследованы характерные особенности спектров сигналов от различных источников.
- Сопоставлены вейвлет-спектрограммы сигналов от импульсных источников, зарегистрированных в разные годы и на различном экспериментальном оборудовании.
- На основе анализа спектров предложена математическая модель формы фрагмента изображения спектра сигнала от импульсного источника.
- Поставлена и решена задача обнаружения акустического сигнала от импульсного источника; разработано программное обеспечение, вычисляющее морфологическую схожесть изображений; проведены вычислительные эксперименты. Путём различных разбиений подмножества поля зрения на множества постоянной яркости, предложено несколько вариантов форм, аппроксимирующих спектрограмму, выбран наиболее оптимальный вариант.
- Исследована устойчивость работы метода в условиях, когда сигнал представляет собой смесь сигналов от двух источников разной природы.
- Построены ROC-кривые для трёх уровней сигнал/шум, вычислены площади под каждой кривой.
- Разработан метод декомпозиции сигнала на N- и U-составляющие, которые моделируют форму сигналов при нелинейном распространении акустических волн в атмосфере.
- Методом главных компонент определена форма сигналов, соответствующих каждому из двух источников, решена задача многоклассовой классификации.
- Обучена нейросеть для классификации акустических сигналов на два класса.

Научная новизна. Выбран подход, основанный на методах морфологического анализа изображений вейвлет-спектров сигналов, поскольку он позволяет, с одной стороны, учитывать частотно-временные особенности инфразвукового сигнала от импульсного источника, а с другой – предложить методы, инвариантные к монотонным искажениям амплитуды сигналов, моделирующих возможные вариации сигнала при распространении в атмосфере при неизвестных условиях.

Идея подхода заключается в том, чтобы анализировать вейвлет-спектры атмосферных акустических сигналов как изображения, то есть числовые функции, заданные на подмножествах плоскости. Для каждого сигнала вычислялось непрерывное вейвлет-преобразование и исследовались спектры, получаемые в разных каналах, для нахождения инварианта, свойственного сигналам от импульсных источников.

1. Для обнаружения атмосферных сигналов использовано сочетание вейвлет-преобразования и морфологического анализа, разработанного проф. Ю.П. Пытьевым.
2. Проверено, что система функций из следующих друг за другом N- и U-волн фиксированной ширины с шагом 1 временной отсчет, образует полную систему функций в пространстве дискретных сигналов конечной длины на равномерной сетке.
3. Для автоматического распознавания сигналов применены методы машинного обучения: метод главных компонент и «свёрточная» нейронная сеть.
4. Создано программное обеспечение, зарегистрированное Федеральной службой по интеллектуальной собственности, свидетельства: № 2023612037, № 2024669755, № 2024680262, № 2024669595, № 2025682560 (Приложение А).

Положения, выносимые на защиту:

1. Морфологический метод идентификации акустических сигналов от импульсных источников, основанный на анализе фрагментов изображений вейвлет-спектров, позволяющий обнаружить и локализовать сигналы на фоне шумов, устойчивый к искажениям амплитуды сигнала, вызванным изменчивостью условий распространения в атмосфере.
2. Метод декомпозиции акустических сигналов на N- и U-волны для оценки их параметров (амплитуды, времени задержек, ширины), представляющий зарегистрированный сигнал в виде суперпозиции компонент, отраженных от слоистых неоднородностей атмосферы.
3. Метод построения формы изображений вейвлет-спектров для различных классов акустических сигналов на основе метода главных компонент, определяющий характерные структуры спектров для двух классов сигналов по данным серии наблюдений.
4. Свёрточная нейронная сеть для бинарной классификации атмосферных инфразвуковых сигналов, обеспечивающая высокую точность распознавания и устойчивость к шуму при обучении на синтетических данных и тестировании на реальных записях.

Практическая и теоретическая значимость. Разработанная математическая модель формы вейвлет-спектра импульсного инфразвукового сигнала представляет собой новый класс решений в теории распознавания образов, адаптированный к задачам обработки геофизических данных. Модель обобщает представления о форме импульсных сигналов в условиях неопределённости и может быть использована в других областях, где наблюдаются сильные искажения и шумовые помехи.

Доказательство полноты базиса из N- и U-волн в пространстве дискретных сигналов предоставляет теоретическое обоснование для использования этих функций в задачах аппроксимации и зондирования атмосферы.

Использование метода главных компонент для построения формы изображений вейвлет-спектров вводит новый класс статистических моделей, способных выделять инвариантные признаки сигналов.

Разработанные методы с небольшими изменениями могут быть интегрированы в автоматизированные системы обработки данных.

Степень достоверности. Используемые методы морфологического анализа имеют строгую математическую базу и применяются в соответствии с принятыми в литературе процедурами. Все положения диссертации обоснованы, соответствуют общепринятым физическим представлениям о структуре инфразвуковых импульсных сигналов и согласуются с современными теоретическими данными и результатами других исследований. Выводы работы прошли достаточную апробацию в виде докладов на конференциях и публикаций в рецензируемых научных журналах.

Личный вклад автора. Автором самостоятельно или в соавторстве с научным руководителем д.ф.-м.н. С.Н. Куличковым сформулированы научные цели и задачи, определены пути решения, разработана общая методология, объединяющая морфологический анализ, вейвлет-преобразование и методы машинного обучения. Все научные результаты, представленные в диссертации, получены автором лично. Текст диссертации полностью написан автором, иллюстрации построены автором. Автор принимал непосредственное участие в решении всех задач диссертационной работы.

Апробация работы и публикации

Результаты диссертационного исследования представлялись на научно-исследовательских семинарах Института физики атмосферы им. А.М. Обухова РАН // Москва, 10.04.2025 и 07.10.2025; кафедры физики атмосферы физического факультета МГУ им. М.В. Ломоносова // Москва, 11.11.2025; а также на конференциях: региональная конференция «Ломоносовские Чтения» // Москва, 21.04.2022; международная конференция «Ломоносов» // Москва, 14.04.2022, 11.04.2023 и 16.04.2024; международный ежегодный симпозиум «Атмосферная радиация и динамика» (МСАРД – 2023) // Санкт-Петербург, 21–24 июня 2023; международная конференция «Интеллектуализация обработки информации» // Гродно, 23–25 октября 2024; Всероссийская научная конференция «XXXVI сессия Российского акустического общества» // Москва, 21-25 октября 2024; Всероссийская конференция, посвященная памяти академика Александра Михайловича Обухова «Турбулентность, динамика атмосферы и климата» // Москва, 19–21 ноября 2024; Международная научно-практическая конференция по экологии и вопросам изменения климата ICECC 2025 // Сочи, 14–16 сентября 2025.

По результатам диссертационной работы опубликовано 9 статей в рецензируемых научных изданиях, рекомендованных ВАК и входящих в базы данных SCOPUS, Web of Science или Russian Science Citation Index (RSCI):

1. Chulichkov A.I., Tsybulskaya N.D., **Zakirov M.N.** et al. Detecting Infrasonic Signals from Impulsive Sources on the Basis of Their Wavelet Spectrum Forms // Pure and Applied Geophysics. – 2022. – V. 179. – P. 4609–4625.
2. **Закиров М.Н.**, Куличков С.Н., Чуличков А.И. [и др.]. Метод декомпозиции в задаче акустического зондирования анизотропной структуры атмосферы // Доклады Российской академии наук. Науки о Земле. – 2023. – Т. 511, №1. – С. 98–104.

3. **Закиров М.Н.** Метод декомпозиции в задаче акустического зондирования анизотропной структуры атмосферы. // Ученые записки физического факультета Московского университета. – 2023.
4. **Закиров М.Н.,** Куличков С.Н., Чуличков А.И., Цыбульская Н.Д. Распознавание сигналов от импульсных источников на основе формы вейвлет-спектров, построенной методом главных компонент // Доклады Российской академии наук. Науки о Земле. – 2024. – Т. 517, №2. – С. 114–118.
5. Kshevetskii S., Kulichkov S., Chunchuzov I., **Zakirov M.** et al. Nonlinear Burgers Type Equation for Acoustic Waves in the Ray Approximation in a Moving Atmosphere (Theory, Experiment) // Pure and Applied Geophysics. – 2024. – V. 181. – P. 1945–1961.
6. Косяков С.И., Куличков С.Н., **Закиров М.Н.** О развитии неустойчивости Кельвина-Гельмгольца во фронтовой области интенсивной нелинейной акустической волны в атмосфере. // Ученые записки физического факультета Московского университета. – 2025.
7. Косяков С.И., Куличков С.Н., **Закиров М.Н.** Метод «Крупных частиц» при математическом моделировании неустойчивости Кельвина-Гельмгольца в воздухе. // Ученые записки физического факультета Московского университета. – 2025.
8. Косяков С.И., Митасов Ю.А., Куличков С.Н., **Закиров М.Н.,** Буш Г.А. Распространение импульсных акустических волн в приземном слое атмосферы. Часть 1. Влияние физико-химических характеристик атмосферы на трансформацию акустических импульсов // Известия Российской академии наук. Физика атмосферы и океана. – 2025. – Т. 61, № 5. – С. 683–698.
9. Косяков С.И., Митасов Ю.А., Куличков С.Н., **Закиров М.Н.,** Буш Г.А. Распространение импульсных акустических волн в приземном слое атмосферы. Часть 2. Влияние подстилающей поверхности на форму и

параметры акустических импульсов. // Известия Российской академии наук. Физика атмосферы и океана. – 2025. – Т. 61, № 6. – С. 770–785.

Благодарности. Автор выражает глубокую благодарность своему научному руководителю, д.ф.-м.н., Куличкову Сергею Николаевичу за интересную тему исследования, ценные советы и плодотворную совместную работу. Искреннюю благодарность автор выражает д.ф.-м.н., профессору Чуличкову Алексею Ивановичу за постоянную поддержку и помощь при работе над совместными проектами. Автор особенно благодарит сотрудников радиоакустической лаборатории ИФА РАН д.ф.-м.н. Чунчузова Игоря Петровича и Попова Олега Евгеньевича за переданный опыт. Автор выражает благодарность всем коллегам из МГУ им. М.В. Ломоносова и ИФА РАН за плодотворную работу и дружественную атмосферу.

Содержание и объем диссертации. Диссертация состоит из введения, трех глав, заключения, списка литературы и приложения. Общий объем диссертации составляет 125 страниц, включая 46 рисунков. Список литературы содержит 117 наименований.

В первой главе описан морфологический метод поиска импульсных источников акустического сигнала. Метод основан на применении вейвлет-преобразования к сигналу, и проекции получившегося спектра на форму множество кусочно-постоянных изображений с упорядоченным особым образом расположением яркостей. Приведены результаты применения данного метода для обнаружения инфразвуковых сигналов, проверена устойчивость к шумам и оценено качество классификации по ROC-кривым.

Во второй главе описывается модель акустического сигнала как суммы N- и U-волн – особых форм, возникающих при распространении и отражении инфразвука в атмосфере. Показано, что система таких волн образует базис в пространстве дискретных сигналов конечной длины, и разработан алгоритм их декомпозиции: сначала грубая оценка параметров, затем уточнение нелинейной

оптимизацией. Метод позволяет извлекать из сигнала участки, соответствующие отражениям от слоистых неоднородностей, и оценивать их задержки и амплитуды, что полезно для акустического зондирования атмосферы.

Третья глава описывает методику построения формы изображений спектра сигналов некоторого класса, если имеется размеченный экспериментальный набор акустических данных. С помощью метода главных компонент построена форма, характерная для двух типов источников – акустического генератора ИФА и неизвестного удаленного источника. Показана высокая эффективность метода для распознавания сигналов. Разработана и обучена свёрточная нейросеть, при обучении на синтетических данных показывающую хорошую точность на реальных записях, демонстрируя высокую обобщающую способность и устойчивость к помехам.

В заключении подведены итоги и перечислены основные результаты работы.

ГЛАВА 1. МОДЕЛЬ ИНФРАЗВУКОВОГО СИГНАЛА ОТ ИМПУЛЬСНОГО ИСТОЧНИКА¹

1.1. О распространении волн в атмосфере

Атмосфера представляет собой сложную динамическую, диссипативную и анизотропную среду. Кроме регулярных сезонных изменений в ней присутствуют флуктуации акустических параметров, вызванные различными причинами. Возникающие в ней флуктуации скорости ветра, температуры и эффективного показателя преломления оказывают влияние на распространение атмосферных акустических волн [19, 36]. Характерные горизонтальные масштабы таких неоднородностей могут в сотни раз превосходить их вертикальные масштабы. Наиболее существенно волновые эффекты проявляются для низкочастотных сигналов, у которых длина волны сравнима с характерным масштабом неоднородностей. Как правило, частоты, на которых происходит рассеивание от таких неоднородностей лежат в инфразвуковом диапазоне. Явления рассеяния приводят к случайным флуктуациям амплитуды и фазы регистрируемых инфразвуковых сигналов, что создаёт погрешности в определении мощности и направления на источник.

Динамическая связь между различными слоями атмосферы является ключевым фактором как для параметризации атмосферных моделей, так и для корректного моделирования распространения акустических волн в атмосфере. В связи с этим, мониторинг источников акустического излучения должен сопровождаться вертикальным зондированием атмосферы вдоль трасс распространения инфразвуковых волн. Таким образом, задачи акустики и динамики атмосферы оказываются тесно связаны друг с другом.

¹ Результаты исследования, представленного в первой главе диссертации, опубликованы в [Chulichkov et al., 2022]

К источникам инфразвука относятся землетрясения, извержения вулканов, горные обвалы, микробаромы, грозовые разряды, полярные сияния, техногенная деятельность человека и другие процессы крупной мощности. Верхняя граница инфразвукового диапазона находится на частоте 20 герц, хотя такие колебания и оказываются не слышны человеку, исследования показывают, что мощные инфразвуковые сигналы воспринимаются отдельными частями уха [102]. В настоящее время создано несколько сетей станций, работающих в различных диапазонах частот. В зависимости от задачи, датчики устанавливают на суше, на воде, или на некоторой высоте в воздухе. Традиционно, использование наземных приемников позволяет записать информацию о сигнале для его постобработки, однако, как показано в работах [52, 53, 100], используя аэростатные измерения можно добиться уменьшения фонового шума, связанного с турбулентностью воздуха в нижней атмосфере, и в ряде случаев, например, при нахождении источника и приемника на большой высоте в акустическом волноводе, это повышает отношение сигнал/шум

Из литературы известно, что в неоднородно стратифицированной атмосфере образуются акустические волноводы, по которым инфразвуковой сигнал может распространяться на расстояния в сотни и более километров [26, 36, 37, 76]. Если эффективная скорость звука в стратопause выше, чем у поверхности Земли в точке излучения тогда образуется стратосферный волновод, и возникают лучи, которые рефрагируют на данных высотах, затем отражаются от поверхности Земли или океана, и снова поднимаются до высот стратопause. Такой цикл может повторяться многократно, пока сигнал распространяется от источника до регистрирующей аппаратуры (рисунок 1.1). Таким образом, волна может прийти за горизонт или обогнуть препятствия на пути, попав в область геометрической тени. В случае, если же эффективная скорость звука выше у Земли, то лучи уходят выше, в мезосферу и термосферу и, сигнал в точке приема становится заметно меньше или отсутствует.

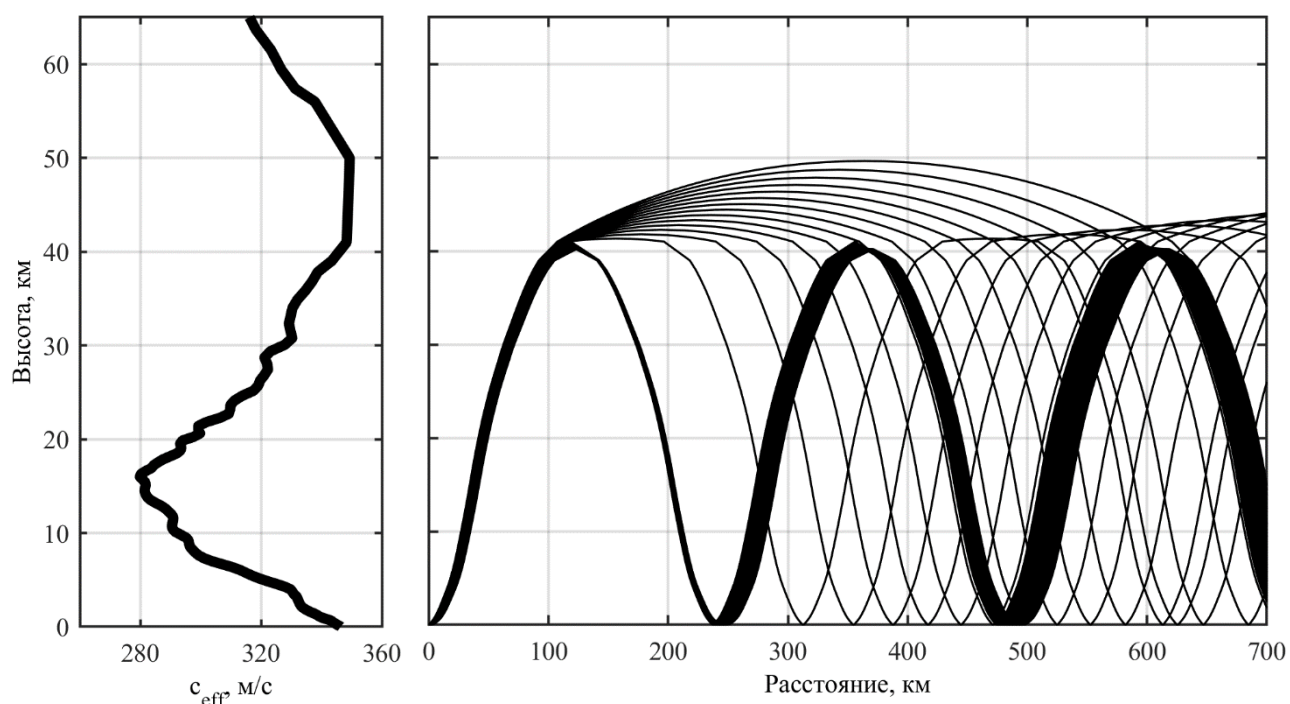


Рисунок 1.1. Слева – зависимость скорости звука от высоты в модели плоскостратифицированной атмосферы; справа – траектории лучей.

Следует оговориться, что приведенный на рисунке 1.1 график скорости звука иллюстрирует модельный случай плоской стратификации атмосферы, в реальности из-за изменчивости температуры, направления и скорости ветра в среде эффективная скорость звука будет зависеть от положения точки в пространстве, тем более на масштабах сотен километров.

На большом удалении от источника профили волноводов определяют траекторию распространения сигнала, кроме этого, форма сигнала искажается вследствие дисперсии и эффектов, связанных с изменением плотности атмосферы с высотой, ослабление сигнала происходит из-за сферической расходимости волны, молекулярного поглощения волн (в основном для высокочастотной составляющей выше 100 Гц), многократных отражений [101], акустического импеданса подстилающей поверхности [26, 63] и нелинейного взаимодействия волн между собой [70, 79, 115]. В работе [46] показано, что инфразвуковые волноводы чувствительны к флуктуациям скорости ветра и температуры. Стратификация

скорости ветра приводит к азимутальной анизотропии атмосферы, и волновой фронт оказывается сложной формы.

Наряду с сигналами, проходящими по волноводам, регистрируются слабые приходы инфразвука, вызванные частичными отражениями от тонкой структуры атмосферы [34]. Проблема усложняется тем, что ввиду малого вертикального размера такие эффекты не разрешаются численными моделями атмосферы, и должны быть обнаружены с помощью радарного, лидарного или ракетного зондирования атмосферы [54, 104]. Отражение звука от неоднородных слоев атмосферы приводит к формированию на земной поверхности областей акустической слышимости даже в зонах геометрической тени. Высокая чувствительность акустических волн к изменению вертикальных градиентов скорости используется для зондирования слоистой структуры атмосферы на различных высотах [20].

Состояние атмосферы непрерывно меняется, поэтому без учёта информации об атмосфере не представляется возможным точно смоделировать форму сигнала [75]. Атмосферные эффекты важно учитывать для точной локализации источника звука и для его выделения среди множества посторонних шумов.

Инфразвуковые колебания находят широкое применение в мониторинге различных природных и техногенных процессов, таких как гравитационные волны [70, 78, 79], землетрясения и извержения вулканов [37, 85], сходы снежных лавин [92], метеоритов [67], микробаромов [80] и других явлений [72, 97]. Некоторые из них зачастую оказываются фоновыми и не так интересны для исследователя, однако усложняют задачу обнаружения сигналов от импульсных источников.

1.2. Спектральные характеристики акустических сигналов

Из многочисленных работ [1, 53, 55, 80, 117] известно, что временные и спектральные характеристики различных типов сигналов существенно различаются. Волны разных типов могут распространяться с различной скоростью.

Длительность сигнала определяется природой источника, расстоянием до приемника и состоянием атмосферы. Продолжительность сигналов варьируется от единиц секунд до нескольких десятков минут, а частоты простираются от тысячных долей до нескольких герц в зависимости от типа источника, а вейвлет-спектры сигналов имеют нетривиальный вид. Например, максимум спектра инфразвука, порождённого извержениями вулканов, лежит в полосе 0.03-0.1 Гц и выше, волнами с гор – 0.009-0.1 Гц; микробарами – 0.8-3 Гц; полосу 0.4-10 Гц занимают химические взрывы, а более крупные взрывы в зависимости от энергии могут присутствовать в полосе частот от 10^{-4} - 10^{-1} Гц. Как видно, частотные диапазоны, характерные для различных классов источников инфразвуковых сигналов, перекрываются, что не позволяет проводить их тривиальную идентификацию исключительно на основе положения максимума спектра.

Преобразование Фурье является классическим инструментом для анализа стационарных процессов – сигнал раскладывается в базисе синусов и косинусов или комплексных экспонент. Его достоинство состоит в том, что оно обладает хорошим разрешением по частоте, однако оно не обладает временным разрешением. Другими словами, применение данного инструмента даёт информацию о присутствующих в сигнале частотах, но ничего не говорит о локализации той или иной частоты во времени. Кроме того, преобразование Фурье предполагает, что частота колебаний не изменяется со временем. Некоторые недостатки устраняет использование оконного преобразования Фурье, в котором вычисляется текущий спектр в скользящем окне, но чем уже выбирается окно, тем меньше получаемое частотное разрешение.

На рисунке 1.2 в качестве примера показана временная реализация сигнала (вычтено среднее значение), полученного при извержении вулкана Хунга-Тонга-Хунга-Хаапай в 2022 году, и спектральная плотность его Фурье-преобразования. Видно, что данный сигнал носит нестационарный характер и проявляется в виде серии локальных выбросов амплитуды с разными периодами колебаний, в то время

как преобразование Фурье вычисляет свертку с набором синусов и косинусов на всей длительности сигнала.

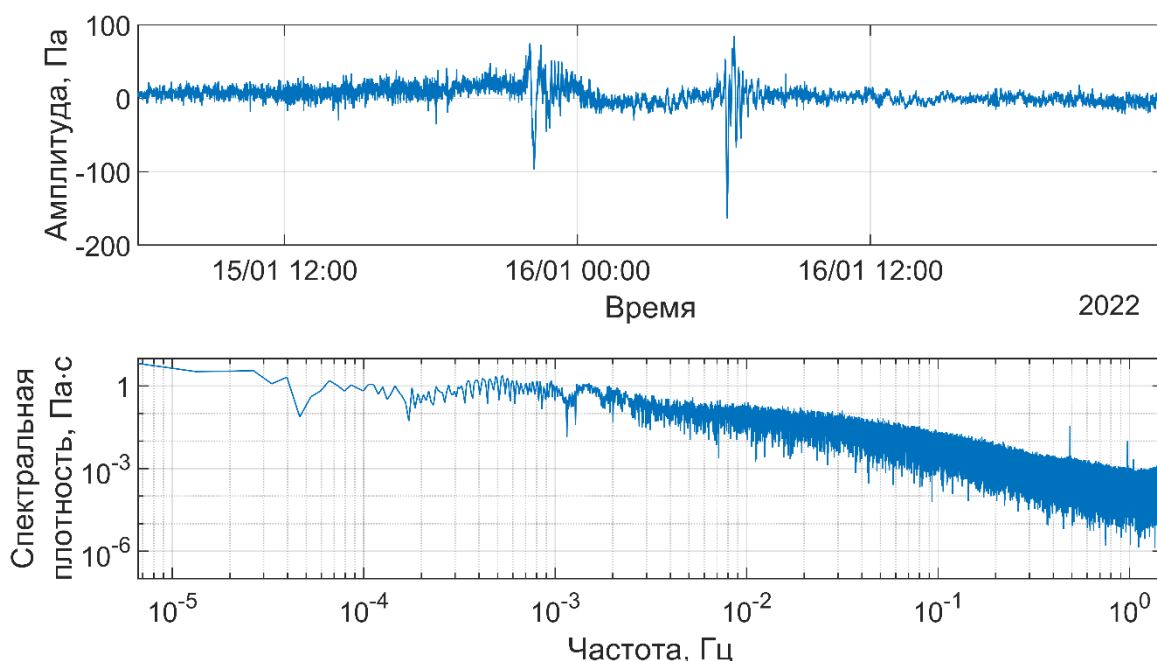


Рисунок 1.2. Инфразвуковой сигнал, полученный от вулкана Хунга-Тонга, и его Фурье-спектр. Виден нестационарный характер сигнала, что ограничивает применимость преобразования Фурье.

В данных условиях применение классического преобразования Фурье, являющегося глобальным методом анализа, демонстрирует ограниченную эффективность. Его фундаментальным недостатком при работе с нестационарными сигналами является неспособность временной локализации спектральных компонент, что делает невозможным корреляцию специфических частотных особенностей с их положением на временной оси. Вследствие этого идентификация и анализ кратковременных особенностей сигнала существенно затруднены.

Важно отметить, что данное ограничение не нивелирует полезность преобразования Фурье как основного инструмента для анализа стационарных процессов или для случаев, когда требуется определение глобальных спектральных характеристик без привязки ко времени их возникновения.

Кроме Фурье-разложения существуют и иные специальные методы анализа, которые используют разложение по другим базисным функциям, например, вейвлет-анализ.

1.3. Введение в вейвлет-анализ

Одним из распространённых инструментов для анализа нестационарных сигналов является вейвлет-преобразование. Вейвлеты являются особым семейством функций чаще всего в виде всплесков, способных к сдвигу и растяжению [3, 4]. Вейвлет-преобразование широко используется для анализа частотно-временных свойств сигналов [11], что выгодно отличает его от преобразования Фурье, недостатком которого является потеря информации о характерных временах процесса и дающего информацию лишь о частотной структуре сигнала, в то время как реальные сигналы имеют сложные частотно-временные характеристики. Это свойство вейвлет преобразования позволяет использовать его применительно ко многим практическим задачам, таким, как локализация участков акустических сигналов [13, 39], или классификация источников инфразвука [61]. Также вейвлеты находят широкое применение в области сжатия данных.

Вейвлет-спектр, являясь функцией двух переменных, времени и частоты, представляется поверхностью в трехмерном пространстве, однако часто вместо изображения поверхности, представляют её проекцию на плоскость, позволяющую проследить во времени изменение интенсивности амплитуд на разных частотах, а значения функции кодируют цветом. Существует множество различных вейвлетов, из которых наиболее распространены вейвлеты Морле, Гаусса, Хаара, Добеши и другие.

Непрерывное вейвлет-преобразование сигнала $f(t)$ представляет собой функцию двух аргументов:

$$W_f(a, b) = |a|^{-\frac{1}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} \psi^* \left(\frac{\tau - b}{a} \right) f(\tau) d\tau, \quad (1)$$

где ψ – материнская функция вейвлета, ψ^* – комплексно-сопряжённая материнская функция, нормировочный коэффициент обеспечивает независимость квадрата нормы при растяжении вейвлета.

Обратное вейвлет-преобразование записывается в виде:

$$f(t) = C_\psi^{-1} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} W_f(a, b) \psi \left(\frac{t - b}{a} \right) \frac{da db}{a^2}, \quad (2)$$

где коэффициент $C_\psi = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < +\infty$, а $\hat{\psi}$ есть Фурье-образ ψ .

Для практического применения важно знать, какими признаками должны обладать вейвлеты. Рассмотрим некоторые из них:

1. Ограниченность квадрата нормы:

$$\|\psi\|^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} |\psi(t)|^2 dt < +\infty, \quad (3)$$

2. Локализация функции и во времени, и по частоте. Для этого достаточно выполнения условий:

$$|\psi(t)| \leq C(1 + |t|)^{-1-\varepsilon}, \quad (4)$$

$$|\hat{\psi}(\omega)| \leq C(1 + |\omega|)^{-1-\varepsilon} \text{ при } \varepsilon > 0. \quad (5)$$

3. Условие $C_\psi < +\infty$ влечёт, что Фурье-образ должен быть равен нулю при $\omega = 0$, что означает отсутствие постоянной составляющей в вейвлете:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0. \quad (6)$$

Нулевое среднее означает, что график осциллирует около нуля так, что площадь под ним равна нулю. В приложениях встречаются вейвлеты, у которых равны нулю моменты более высоких порядков, что позволяет выявлять высокочастотные особенности сигнала, подавляя медленно меняющиеся составляющие.

4. Автоподобность – семейство вейвлетов получается из материнской функции путём растяжения и сдвига. Таким образом, все вейвлеты одного семейства являются самоподобными и имеют одинаковое число осцилляций, что и базовый вейвлет.

Кроме этих признаков, бывает полезно пользоваться следующими свойствами:

1. Линейность вейвлет-преобразования:

$$W[\alpha f(t) + \beta g(t)] = \alpha W_f(a, b) + \beta W_g(a, b). \quad (7)$$

2. Сдвиг сигнала во времени приводит к сдвигу образа:

$$Wf(t - b_0) = W_f(a, b - b_0). \quad (8)$$

3. Растяжение сигнала во времени ведёт к растяжению спектра:

$$Wf\left(\frac{t}{a_0}\right) = \frac{1}{a_0} W_f\left(\frac{a}{a_0}, \frac{b}{a_0}\right). \quad (9)$$

Вейвлет-преобразование раскладывает сигнал по семейству функций, локализованных во времени и частоте, в отличие от Фурье-преобразования, которое теряет временную привязку. Особенно полезны вейвлеты оказываются в ситуациях, когда необходимо проанализировать сильно локализованные во времени сигналы. Вейвлеты удобны тем, что обеспечивают оценку мгновенной частоты и фазы сигнала в окрестности точки (a, b) , где b - момент времени, a – масштаб вейвлета, отвечающий за его растяжение, который обратно пропорционален частоте.

Чтобы найти частоту f , соответствующую конкретному масштабу a , нужно использовать формулу преобразования масштаба в частоту вейвлета. Формулы перехода известны, для наиболее часто используемых вейвлетов составлены таблицы, например, для вейвлета Морле:

$$f = \frac{f_c \cdot f_s}{a}, \quad (10)$$

где $f_c \approx 0.81$ для вейвлета Морле – центральная частота, f_s – частота дискретизации сигнала в герцах, a – масштаб вейвлета.

Рассмотрим практический пример того, как вейвлеты позволяют визуализировать спектральный состав сигнала. Для этого выберем сигнал в виде синусоиды с заданной частотой 1 герц и вычислим его вейвлет-спектр сначала с помощью вещественного вейвлета. На рисунке 1.3 показано такое положение вейвлета, при котором он наглядно приближает форму синусоиды, здесь материнская функция была умножена на коэффициент, чтобы её амплитуда была равна амплитуде сигнала, по оси ординат отложен масштаб вейвлета a .

Видно, что при движении по горизонтали на спектре наблюдаются чередующиеся пятна низкой и высокой яркости, так как в точках, соответствующих нулям сигнала, величина модуля коэффициента (1) оказывается мала. Такая ситуация не очень удобна для практического применения, во-первых, поскольку изображение спектра стационарного сигнала оказывается неоднородным во времени, а во-вторых, при использовании морфологических методов часто удобно предполагать, что изображение представляет собой кусочно-постоянную функцию с небольшим известным числом областей постоянной яркости, в данном же случае образуется набор из нескольких чередующихся пятен, что сильно усложняет анализ потому, что при работе с реальными данными априори неизвестно, сколько пульсаций содержит в себе акустический сигнал.

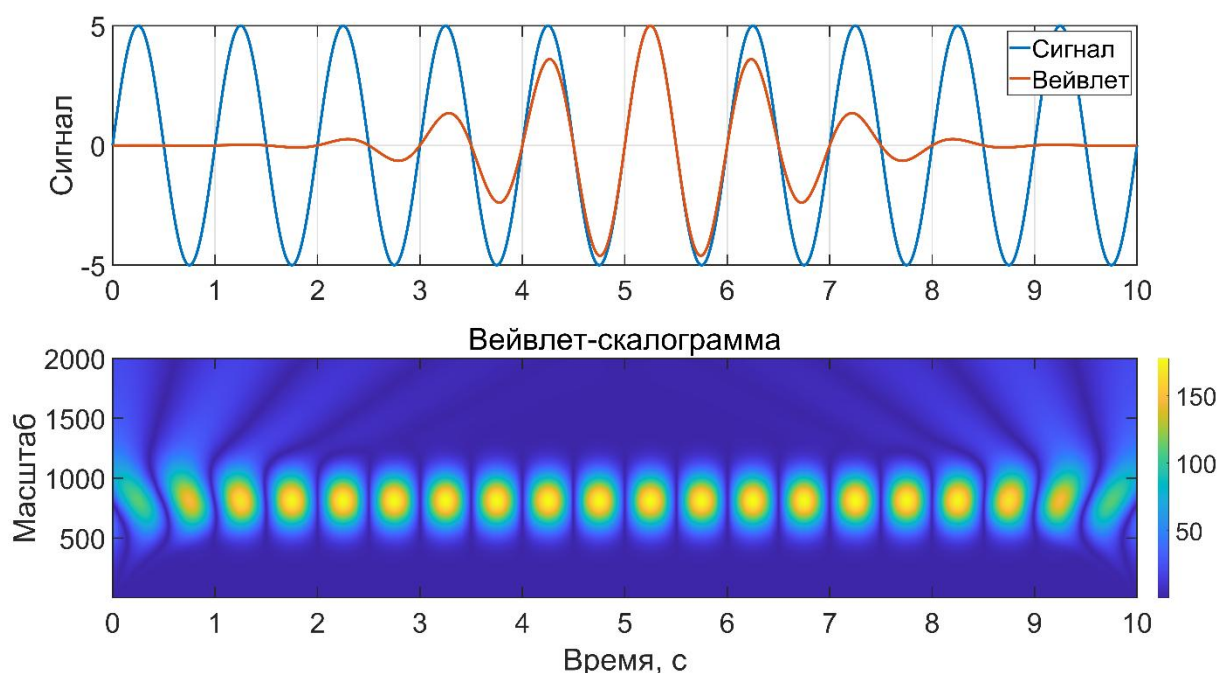


Рисунок 1.3. Сверху - чистый синусоидальный сигнал и его аппроксимация вещественным вейвлетом, снизу – вейвлет-спектрограмма сигнала. Видны яркие пятна в моменты времени, когда абсолютное значение сигнала достигает максимумов.

Изучено влияние выбора материнского вейвлета на характер получаемого изображения. Выяснилось, что упростить картину может использование комплексного вейвлета, на рисунке 1.4 приведён пример материнской функции широко используемого на практике комплексного вейвлета Морле [58]:

$$\psi(t) = e^{2\pi i f_c t} \cdot e^{-\frac{t^2}{2}}, \quad (11)$$

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad (12)$$

где $\psi(t)$ – вейвлетная функция, $\psi_{a,b}(t)$ – функции, которые получаются путем сдвига и растяжения.

Ключевое отличие заключается в том, что у материнской функции появляется мнимая часть, которая сдвинута по фазе на четверть периода относительно действительной части. Ширину гауссова окна также можно изменять, чтобы оно охватывало необходимое количество циклов. Благодаря тому,

что действительная и мнимая части дополняют друг друга – модуль спектра представляет собой уже не чередующиеся области, а квазинепрерывную полосу (нижний рисунок 1.5). Взяв модуль вейвлет-спектра, можно получить изображения, которые наглядно иллюстрируют присутствие интересующих частотных составляющих в сигнале. Вертикальная координата полосы соответствует значению частоты. В этом случае применять морфологические методы оказывается значительно удобнее, поскольку такие вейвлет-спектры аппроксимируются меньшим количеством кусочно-постоянных изображений.

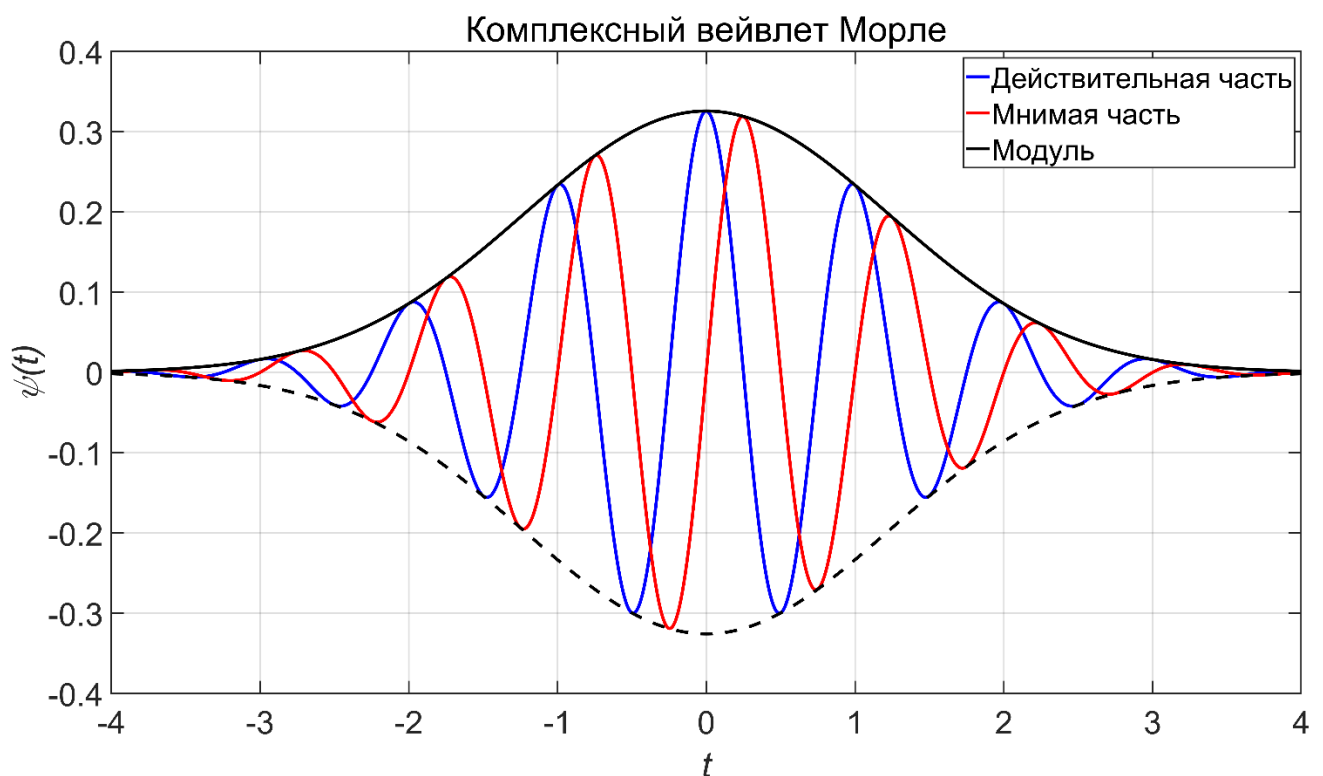


Рисунок 1.4. Материнская функция комплексного вейвлета Морле (действительная и мнимая части). Гауссова огибающая показывает абсолютное значение функции.

На рисунке 1.5 представлены: исходный сигнал в виде синусоиды с частотой 1 Гц длительностью 10 с и его вейвлет-спектрограмма. Спектрограмма демонстрирует распределение частот и амплитуд сигнала во времени. Как и ожидалось, поскольку материнский вейвлет теперь комплексный, его действительная и мнимая части дополняют друг друга: когда действительная часть

достигает максимума в точке минимума сигнала, мнимая часть, наоборот, максимальна в этой точке, и наоборот. Это объясняет отсутствие на спектрограмме чередующихся пятен — она отображает устойчивую энергетическую полосу на частоте 1 Гц. Кроме того, присутствуют краевые эффекты, возникающие из-за того, что формально сигнал вне рассмотренного интервала равен нулю.

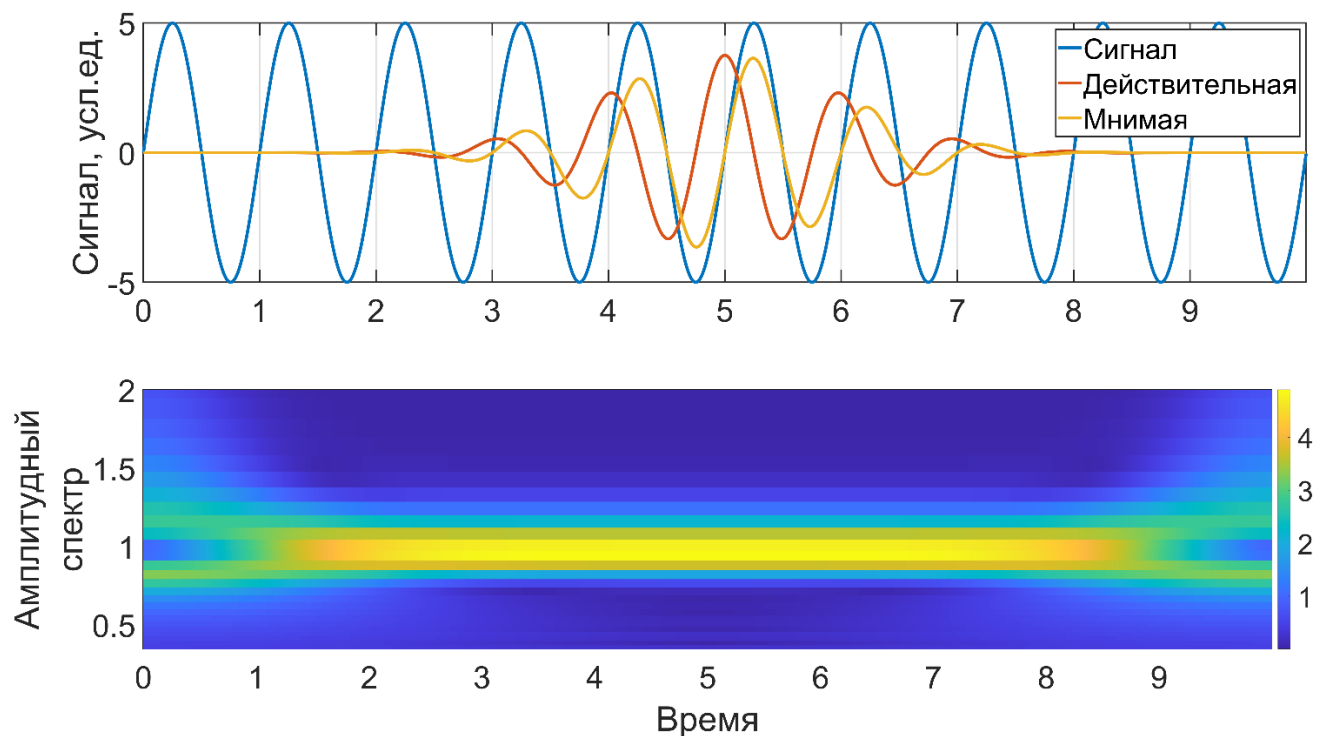


Рисунок 1.5. Сверху – синусоидальный сигнал и наложение на него аппроксимирующего вейвлета (действительная и мнимая части) с соответствующим сдвигом и растяжением, снизу – вейвлет-спектр, состоящей из квазинепрерывной полосы на частоте 1 герц

Был исследован отклик комплекснозначного вейвлета Морле на гармонический сигнал, содержащий две спектральные компоненты и аддитивный белый шум. На верхнем графике рисунка 1.6 представлен исходный сигнал (в безразмерных единицах), сформированный как сумма двух косинусоид с частотами 3 и 10 Гц и амплитудами 1 и 0,6 соответственно, а также белого шума со стандартным отклонением 0.3. На основе рассчитанной вейвлет-спектрограммы было выполнено её усреднение по временной оси. Эта процедура позволяет перейти от двумерного представления к одномерному графику, который выявляет

глобальные частотные составляющие сигнала (нижний рисунок 1.6). На построенном в двойном логарифмическом масштабе графике наблюдаются два максимума, соответствующих данным частотам — 3 и 10 Гц.

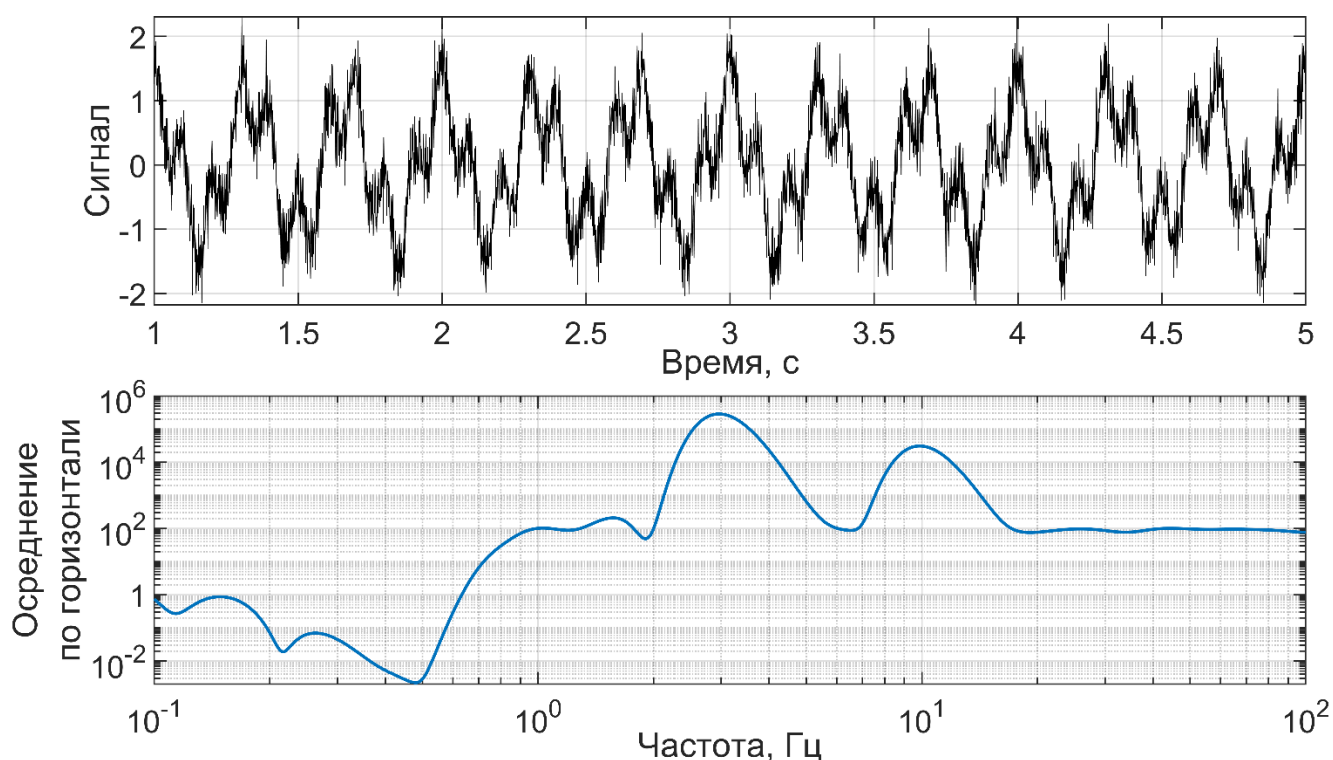


Рисунок 1.6. Сверху: пример сигнала, состоящего из двух компонент с частотами 3 и 10 Гц, и амплитудами 1 и 0.6 соответственно, и аддитивного белого шума со стандартным отклонением 0.3. Снизу: осредненный вейвлет-спектр, два максимума показывают наличие двух частот в сигнале.

Вейвлет-преобразование включено в большинство современных пакетов программ. Вейвлет Морзе является одним из обобщённых аналитических вейвлетов, параметризуемых двумя значениями, и охватывающим ряд других вейвлетов (например, Морле и производные Гаусса) как частные случаи [87, 88]. Материнская функция Морзе с параметрами $\gamma = 3$ и $\beta = 60$ приведена на рисунке 1.7.

Вейвлет Морзе — это комплексный вейвлет, который задается в частотной области и определяется двумя параметрами: β и γ , и задается аналитически через свой Фурье-образ:

$$\psi_{\beta,\gamma}(\omega) = A_{\beta,\gamma} \omega^\beta e^{-\omega^\gamma}, \quad (13)$$

где $\omega > 0$ - круговая частота, $A_{\beta,\gamma}$ - нормировочный коэффициент, β - контролирует число осцилляций внутри огибающей, γ - параметр симметрии, определяющий форму огибающей во временной области. Наиболее распространенное значение $\gamma = 3$, в этом случае вейвлет становится симметричным во временной области, и семейство вейвлетов называется «обобщенными вейвлетами Морзе». Параметр β становится единственным ключевым параметром. При $\beta \in [3; 10]$ вейвлет имеет малую длительность, но широкую полосу частот и подходит для анализа резких изменений в сигнале (всплеск, обрыв). При $\beta \in [20; 60]$, вейвлет имеет большую длительность, но узкую полосу частот, как следствие хорошо подходит для анализа квазистационарных компонент сигнала, имеет высокое частотное разрешение.

В настоящей работе при вычислениях вейвлет преобразований будет использоваться вейвлет Морзе с параметрами $\gamma = 3$ и $\beta = 60$.

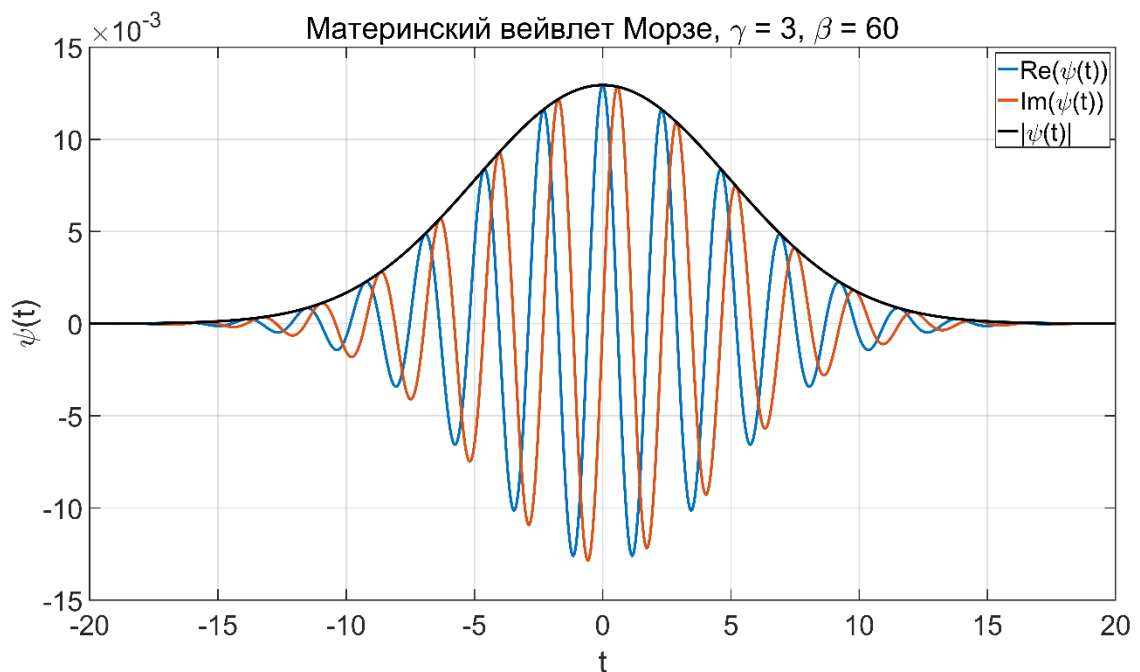


Рисунок 1.7. Материнская функция Морзе с параметрами $\gamma = 3$ и $\beta = 60$. Внешне она напоминает комплекснозначный вейвлет Морле, но имеет большее число осцилляций в пределах полуширины огибающей.

1.4. Основные понятия морфологического анализа

Построив вейвлет-спектры сигнала, приходим к задаче их обработки в автоматическом режиме. Методы морфологического анализа позволяют находить схожие участки сигнала в разных каналах приёма и оценивать времена их задержки [29, 99]. В настоящей работе предлагается применить морфологические методы для анализа двумерных изображений вейвлет-спектров инфразвуковых сигналов. Если в качестве яркости точки поля зрения (t, ω) отображать значение $\xi(t, \omega)$ модуля вейвлет-спектра, то изображение спектра сигнала от импульсного источника будет выглядеть как яркое пятно характерной формы, не свойственной форме спектров сигналов, порождённых иными источниками [62, 111]. На изображении вейвлет-спектра сигнала постоянные структуры частотно-пространственных областей имеют вид упорядоченных определённым образом геометрических областей постоянной яркости. Форма сигнала в этом случае представляет собой разбиение поля зрения на области с упорядоченной яркостью. Принадлежность сигнала к данному классу определяется схожестью по форме его спектра к форме, свойственной данному классу сигналов.

Для создания формального правила, позволяющего распознать сигналы от импульсных источников, будем применять методы морфологического анализа [21, 27, 28], инвариантные к монотонным амплитудным преобразованиям инфразвуковых сигналов. Морфологические методы удобны тем, что позволяют выделять характерные черты сигналов в тех случаях, когда исследователю известны, какие именно особенности формы его интересуют, но неизвестно, в какой момент времени и насколько сильно они проявляются.

Формально, входной сигнал, регистрируемый микробарографами, можно представить как функцию $f = f(t)$, заданную на равномерной сетке в известные моменты $t \in \{t_1, t_2, \dots, t_n\} = T$. На практике число n оказывается довольно

большим, и может составлять десятки и сотни тысяч в зависимости от длительности наблюдений и частоты дискретизации сигнала.

Далее вычисляется вейвлет-спектр $Wf = W_f = \xi(t, \omega)$ сигнала. На практике невозможно проводить вычисления с непрерывными значениями и приходится задавать их дискретный набор из некоторого конечного множества. В результате получается функция двух переменных, заданная на прямоугольной сетке. Числовую функцию, заданную на прямоугольном подмножестве плоскости, будем называть изображением, а множество $X = T \times \Omega$, на котором она определена – полем зрения.

Линейные операции сложения двух изображений и умножения на число определяются стандартным образом [18, 29]:

$$(f + g)(x) = f(x) + g(x), \quad (\alpha f)(x) = \alpha f(x), \quad \alpha \in R^1, x \in X. \quad (14)$$

Тогда множество всех изображений, заданных на X , есть линейное подпространство. Потребуем, чтобы любое изображение было интегрируемо с квадратом по некоторой мере μ и обозначим такое множество изображений $\mathcal{L}_\mu^2(X)$:

$$\int_X f^2(x) d\mu(x) < +\infty. \quad (15)$$

Тогда можно ввести скалярное произведение:

$$(f, g) = \int_X f(x)g(x)d\mu(x) \quad (16)$$

и норму изображения:

$$\|f\| = \sqrt{(f, f)} = \left(\int_X f^2(x)d\mu(x) \right)^{\frac{1}{2}}. \quad (17)$$

Расстояние между изображениями f и g определяется нормой разности:

$$\rho(f, g) = \|f - g\|. \quad (18)$$

Данные операции реализуют поэлементное (попиксельное) сложение, вычитание и произведение двух изображений.

1.5. Модель формы изображения вейвлет-спектра импульсного инфразвукового сигнала

Идея математической модели формы спектра сигналов от импульсных источников состоит в следующем. Определим множество интересующих частот Ω , для которых будет проводиться анализ. Вейвлет-спектр есть комплексная функция, но взяв абсолютное значение спектра в каждой точке, получим двумерное изображение ξ , заданное на поле зрения X . Вырежем из поля зрения подмножество $X_\gamma \subset X$, которое будем называть скользящим окном или фрагментом. Множество параметров, отвечающих возможным растяжениям и сдвигам скользящего окна, обозначим через Γ .

Разделим множество X_γ на две условные области – фон B (*background*) и центр C (*center*). Для этого проведём две кривые: $t = \varphi_1(\omega)$ и $t = \varphi_2(\omega)$, $\varphi_1 \leq \varphi_2$, $\omega \in \Omega$, и те точки $x \in X_\gamma$, которые попадают между двумя этими кривыми, будем относить к центру, а все остальные – к фону (рисунок 1.8). Конкретный вид функциональных зависимостей φ_1 и φ_2 выбирается из таких соображений, чтобы область, заматаемая ими для низких частот, была шире, чем для высоких частот. Такое ограничение связано с характерным видом отклика вейвлет-спектра на точечный импульс, и объясняется тем, что низкочастотные сигналы имеют больший период, и для регистрации такого же числа осцилляций необходима большая продолжительность наблюдений.

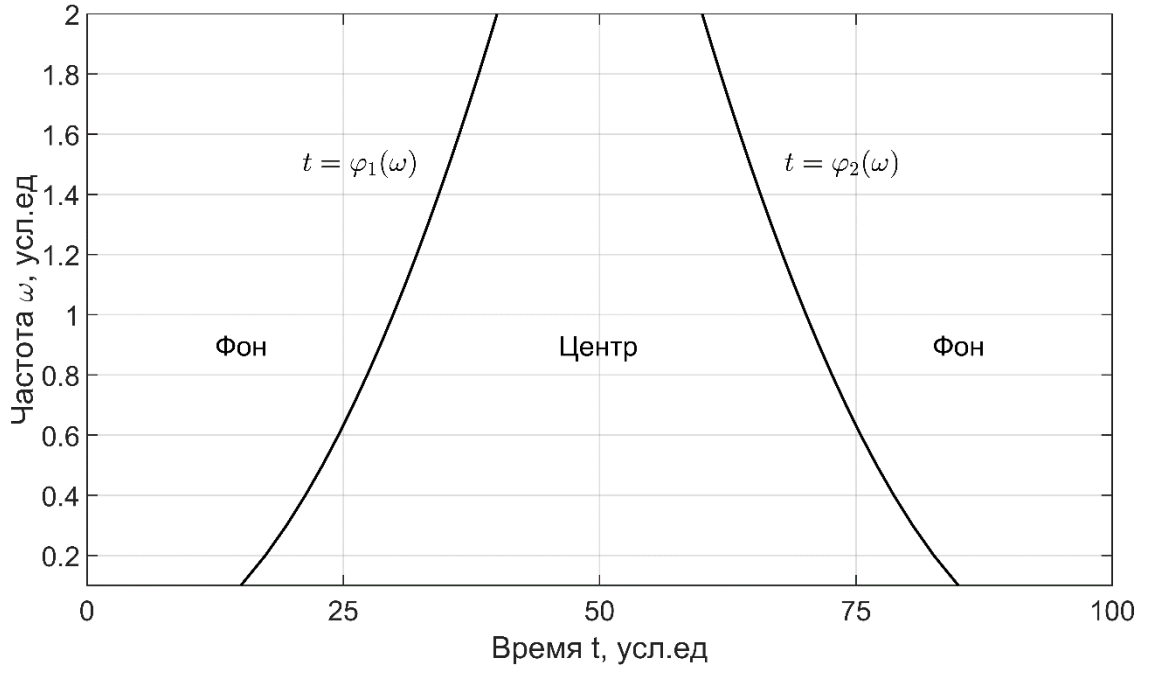


Рисунок 1.8. Разбиение фрагмента изображения на два множества - центр и фон с помощью двух кривых φ_1 и φ_2 .

Определим индикаторные функции фона и центра соответственно:

$$\chi_{\omega}^B(x, \gamma) = \begin{cases} 1, & \text{если } x \in B \text{ и точка } x \text{ соответствует частоте } \omega, \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases} \quad (19)$$

$$\chi_{\omega}^C(x, \gamma) = \begin{cases} 1, & \text{если } x \in C \text{ и точка } x \text{ соответствует частоте } \omega, \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases} \quad (20)$$

$$x \in X_{\gamma} \subset X, \quad \omega \in \Omega.$$

Введённые таким образом индикаторные функции геометрически разбивают центральную и фоновую области на множество непересекающихся горизонтальных полос, а объединение данных полос покрывает всё подмножество X_{γ} (Рис. 9).

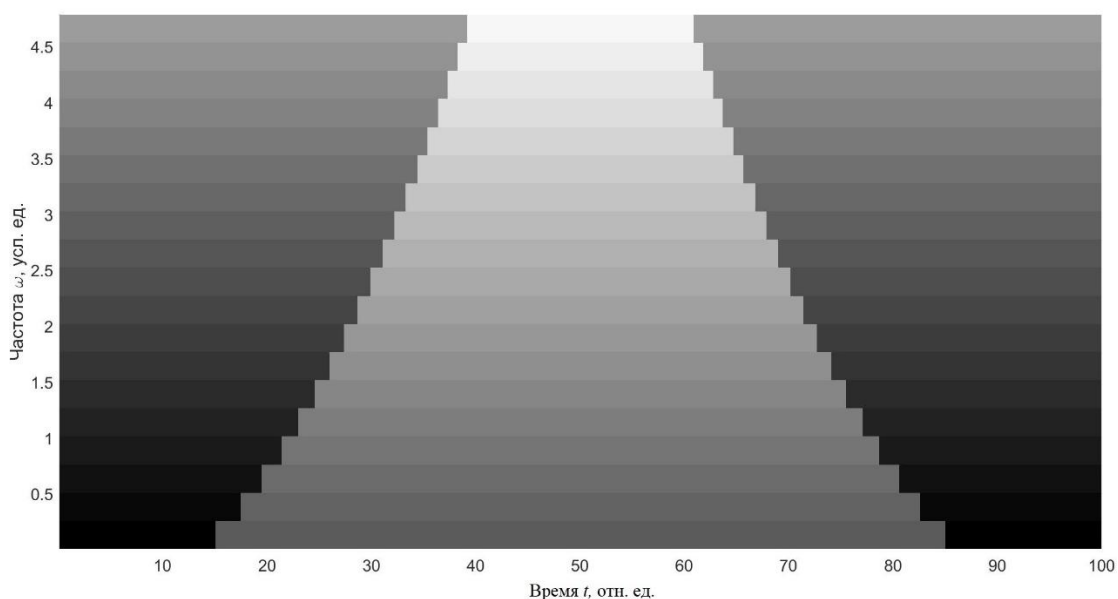


Рисунок 1.9. Схематичное разбиение подмножества поля зрения на области постоянной яркости по горизонтальным полосам с разбиением на «центр» и «фон», каждое значение яркости обозначает свою область. Число строк выбрано небольшим, чтобы можно было заметить градацию оттенков серого.

Заметим, что в общем, непрерывном, случае переменная ω пробегает континуальный набор значений из Ω , в частном же дискретном случае она пробегает каждую строку пикселей, и тогда можно легко определить число областей постоянной яркости, оно равно удвоенной (из-за наличия центра и фона) высоте изображения в пикселях.

Выше были указаны некоторые физические эффекты, с которыми приходится сталкиваться при работе с реальными атмосферными сигналами, и которые могут изменить вид сигнала нетривиальным образом. В общем случае под формой понимают инвариант класса преобразований сигнала, сохраняющий информацию, необходимую для решения задачи. Для создания математической модели формы спектра сигналов от импульсных источников сделаем следующее предположение. Пусть условия регистрации приводят к искажениям сигнала, но таким образом, что средняя яркость в центре сцены оказывается выше, чем средняя яркость фона. Данную гипотезу можно обосновать таким образом: пусть от импульсного источника приходит сигнал конечной длительности в виде всплеска с

заранее неизвестными частотами, тогда в момент прихода сигнала спектральная плотность в среднем будет выше, чем в некоторой окрестности момента его прихода. На фрагменте изображения это отразится в том, что в момент прихода импульсного сигнала на вейвлет-спектре образуется яркое пятно, которое можно обнаружить морфологическими методами. На этой идее основан подход к решению задачи обнаружения в настоящей главе.

Определим форму спектра сигнала от импульсных источников как конус с упорядоченными яркостями в пространстве $\mathcal{L}_\mu^2(X_\gamma)$:

$$\nu = \left\{ f(x) = \sum_{\omega \in \Omega} (b_\omega \chi_\omega^B(x, \gamma) + c_\omega \chi_\omega^C(x, \gamma)) \mid b_\omega \in R^1, c_\omega \in R^1, \right. \\ \left. b_\omega \leq c_\omega, \omega \in \Omega, x \in X_\gamma \subset X, \gamma \in \Gamma \right\}, \quad (21)$$

здесь неравенства означают, что яркость в центре не меньше яркости фона. Такая форма является подмножеством множества кусочно-постоянных изображений с областями постоянной яркости вдоль горизонтальных полос, на которые разбилось поле зрения индикаторными функциями χ_ω^B и χ_ω^C .

Множество ν (21) является выпуклым замкнутым конусом [29], поэтому для любого элемента $g \in \mathcal{L}_\mu^2(X_\gamma)$ существует его проекция $\Pi_\nu g \in \nu$, являющаяся решением задачи наилучшего приближения элементами из ν :

$$\Pi_\nu g = \arg \min_{f \in \nu} \|g - f\|^2. \quad (22)$$

Оператор Π_ν называют проектором на форму ν . Оператор проецирования на множество отображает произвольный вектор $g \in \mathcal{L}_\mu^2(X_\gamma)$ в элемент множества ν , ближайший к g . Если ν непусто, выпукло и замкнуто, то такой элемент существует и единственен, и называется проекцией g на форму ν . И наоборот, если известен только оператор проецирования, форма ν может быть определена как множество собственных элементов Π_ν :

$$\nu = \{g \in \mathcal{L}_\mu^2(X_\gamma) : \Pi_\nu g = g\}. \quad (23)$$

Согласно теореме о транзитивности проецирования, для вычисления проекции $g \in \mathcal{L}_\mu^2(X_\gamma)$ на множество изображений, заданное в виде (21), можно сначала найти его проекцию на некоторое подпространство, содержащее ν , а потом в этом подпространстве найти проекцию на ν . Представим проекцию $\Pi_\nu g$ в виде:

$$\Pi_\nu g = \sum_{\omega \in \Omega} (k_{\omega,B} \chi_\omega^B + k_{\omega,C} \chi_\omega^C), \quad (24)$$

где коэффициенты в соответствии с [29] вычисляются по следующему правилу:

$$k_{\omega,i} = \begin{cases} \frac{(g, \chi_\omega^i)}{\|\chi_\omega^i\|^2}, \text{ если } \frac{(g, \chi_\omega^B)}{\|\chi_\omega^B\|^2} < \frac{(g, \chi_\omega^C)}{\|\chi_\omega^C\|^2}, \\ \frac{(g, \chi_\omega^B + \chi_\omega^C)}{\|\chi_\omega^B + \chi_\omega^C\|^2}, \text{ иначе,} \end{cases} \quad (25)$$

$i = B, C$. Оператор Π_ν не является линейным.

Пусть известен оператор проецирования и предъявлено изображение ξ , и требуется определить ли оно принадлежит форме. Задача узнавания формы сводится к проверке равенства: $\xi = \Pi_\nu \xi$, и если оно выполнено, то существуют такие условия регистрации, при которых может быть получено такое изображение. В реальных условиях, из-за шума, изображение может не полностью соответствовать форме, в таком случае можно определять близость предъявленного изображения ξ к форме ν как расстояние до ближайшего элемента из этого множества:

$$\rho_\nu(\xi) = \|\xi - \Pi_\nu \xi\| = \left(\int_X (\xi(x) - \Pi_\nu \xi(x))^2 d\mu(x) \right)^{\frac{1}{2}}. \quad (26)$$

Чем меньше величина невязки $\rho(\xi)$, тем большее сходство к форме проявляет предъявленное изображение. Однако мера (26) имеет существенный недостаток, который делает его применение в практических задачах неэффективным: если

сцена близка к равномерно закрашенной области $\xi(x) = \text{const}$, то такое изображение будет иметь небольшое отклонение от ν , так как ровное поле зрения также принадлежит форме ν . Другими словами, даже малоконтрастные спектры будут хорошо аппроксимироваться формой (21), хотя физически полезный сигнал на данном участке может отсутствовать. Данную проблему можно решить, если модифицировать метрику, отвечающую за схожесть предъявленного изображения к форме. Для этого введём вспомогательную форму как следующее множество:

$$\nu_E = \left\{ f(x) = \sum_{\omega \in \Omega} a_{\omega} \chi_{\omega}^{BC}(x, \gamma) \mid a_{\omega} \in R^1, \omega \in \Omega, x \in X, \gamma \in \Gamma \right\}, \quad (27)$$

где введено обозначение: $\chi_{\omega}^{BC}(x, \gamma) = \chi_{\omega}^B(x, \gamma) + \chi_{\omega}^C(x, \gamma)$.

Как можно видеть, в скобках стоит сумма индикаторных функций, соответствующих одинаковому положению на оси частот, но принадлежащих двум непересекающимся подмножествам - центру и фону. В таком случае всё скользящее окно разбивается на множество горизонтальных полос, каждая из которых отвечает своей полосе частот. Проекция $\Pi_{\nu_E} \xi$ на такое множество вычисляется достаточно просто - каждый коэффициент a_{ω} равен средней яркости изображения ξ вдоль соответствующей полосы:

$$\Pi_{\nu_E} \xi = \sum_{\omega \in \Omega} a_{\omega} \chi_{\omega}^{BC} = \sum_{\omega \in \Omega} \frac{(\xi, \chi_{\omega}^{BC})}{\|\chi_{\omega}^{BC}\|^2} \chi_{\omega}^{BC}. \quad (28)$$

Отметим, что функция, равная константе, тоже принадлежит форме ν_E - тогда и только тогда, когда все коэффициенты a_{ω} равны между собой. Расстояние между изображениями $\|\Pi_{\nu} \xi - \Pi_{\nu_E} \xi\|^2$ характеризует контрастность предъявленного изображения ξ : чем больше его значение, тем в среднем центр ярче относительно фона, и, следовательно, в текущий момент времени регистрируется достаточно интенсивный приход сигнала. Таким образом, в качестве меры

схожести изображения ξ к форме ν предложено использовать следующий функционал:

$$I(\xi) = \frac{\|\Pi_\nu \xi - \Pi_{\nu_E} \xi\|^2}{\|\xi - \Pi_\nu \xi\|^2}, \quad (29)$$

в котором учитываются отмеченные выше соображения. Теперь задачу обнаружения импульсного сигнала можно решать как задачу узнавания изображения: если при некотором положении скользящего окна $\gamma \in \Gamma$ значение метрики (29) превышает заранее заданный порог, тогда в данный момент времени сигнал считается обнаруженным, в противном случае нет оснований считать, что предъявленное изображение порождено источником импульсной природы.

1.6. Описание имеющихся экспериментальных акустических данных

Как отмечено выше, входными данными для разработанных программ являются оцифрованные акустические сигналы. Данные были предоставлены сотрудниками радиоакустической лаборатории Института физики атмосферы им. А.М. Обухова. При выполнении работы исследовались результаты регистрации набора атмосферных сигналов, записанных на нескольких инфразвуковых станциях. Экспериментальные данные, по которым эмпирически построены формы, включают в себя данные из различных архивов реальных сигналов, записанных в разных точках Земли, во время наличия крупных взрывов в атмосфере, извержений вулканов и источников инфразвука другой природы. Среди них можно отметить сигналы из библиотеки LTIS (58 сигналов по 3 канала длительностью 160 минут каждый с частотой дискретизации от 1 до 4 Гц), полученные в университете Аляски в период 1980-1984 годы; инфразвук при аварии в районе Ижевска в 2011 (16 временных рядов по несколько минут двух типов: стратосферный и термосферный сигналы, дискретизация 10 Гц), при взрыве аммиачной селитры в порту Бейрута в 2020 году (4 сигнала в нескольких каналах с

частотой 20 герц общей длительностью 25 часов), а также записи извержений вулкана Райкоке на Курильских островах в 2019 (4 сигнала с частотой 50 герц длительностью сутки) и вулкана Хунга-Тонга-Хунга-Хаапай в Тихом океане в 2022 году (6 сигналов с частотой квантования 1/60 Гц длительностью чуть больше суток каждый). Чтобы показать, как алгоритм отрабатывается на сигналах от других источников, метод был применён к сигналам типа микробаромов, инфразвука от полярных сияний и горных обвалов из библиотеки LTIS, которые по своей природе не относятся к импульсным, потому что энергия этих сигналов распределена в течение длительного периода наблюдений. Именно эта гипотеза лежит в основе работы предложенного метода распознавания импульсных сигналов от непрерывных.

1.7. Методика расчета и руководство пользователя к программе

Порядок проведения вычислительного эксперимента состоит в следующем: сначала оцифрованный сигнал подаётся на вход программы, далее для этого сигнала вычисляется непрерывное вейвлет-преобразование в некотором диапазоне частот (как правило, от тысячных единиц герц до половины частоты дискретизации сигнала). После этого полученный спектр подвергается обработке с помощью морфологических методов, а именно, проводится процедура вычислений при различных растяжениях и смещениях скользящего окна, и при каждом значении параметров фиксируется значение меры схожести.

Если в некоторый момент времени значение схожести превышает порог, то фиксируется потенциальное событие, которое требует дополнительной верификации (например, по времени прихода на других станциях или по корреляции с метеоданными). Для распознавания сигнала от импульсных источников величина порога выбрана равной 0.2 эмпирическим путём. Это

значение регулирует чувствительность алгоритма и может быть уточнено при обработке большой статистики.

Программа, реализующая описанный метод, написана на языке MATLAB, поддерживает версию R2020a и выше. Краткая инструкция по использованию программы "Программа обнаружения сигналов от импульсных источников на основании анализа вейвлет-спектров в различных частотных диапазонах" (свидетельство №2023612037):

1. Подготовить входные файлы с сигналами, образцы файлов лежат в папке "signal examples":

a. МАТ-файлы должны содержать информацию о сигналах в переменной "sig" в виде матрицы, в которой каждый столбец/строка (наибольшее по размерности) соответствует отдельному каналу. Дополнительно возможно задание в файле частоты дискретизации в переменную с названием "fs" и/или время начала сигнала в переменную "t0" с типом данных datetime.

b. Текстовые файлы в форматах *.txt и *.dat должны содержать значения сигналов в виде матрицы, в которой каждый столбец/строка соответствует своему каналу.

2. Запустить скрипт "main.m", следуя подсказкам интерфейса: выбрать файл для открытия, задать параметры для анализа сигнала: дату и частоту дискретизации (при необходимости), границы начала и завершения сигнала, полосу частот вейвлет-анализа, ширину и шаг скользящего окна.

3. Произвести расчёты нажатием кнопки "Compute".

4. Выбрать формат файла для сохранения графиков, нажать кнопку "Save".

1.8. Результаты применения модели к реальным данным

Результаты приводятся на примере распознавания акустических импульсных сигналов, демонстрируется его работа на сигналах, порождённых реальными источниками различной природы, и в дополнение исследуется устойчивость метода на синтезированном сигнале, представляющем собой линейную комбинацию двух сигналов, один из которых является импульсным, а другой – непрерывным при различных значениях коэффициента веса. Исследуется качество классификации построением ROC-кривой.

1.8.1. Обнаружение сигналов от импульсных источников

Рассмотрим сигнал, записанный 16 октября 1980 года на Аляске во время атмосферных ядерных испытаний КНР. На рисунке 1.10 сверху показан график этого сигнала, наблюдается всплеск в районе 11 часов 15 минут, что сказывается на виде спектра в окрестности этой точки (график посередине) – в широком диапазоне частот возникает светлое пятно, средняя яркость которого выше, чем у фоновой засветки. График морфологической схожести спектра к форме в зависимости от положения центра скользящего окна во времени показан на нижнем рисунке 1.10 – видим отчётливый пик, и те точки, в которых значение функционала превышает пороговое значение в $\tau = 0.2$, метод определяет как характерные для импульсного источника.

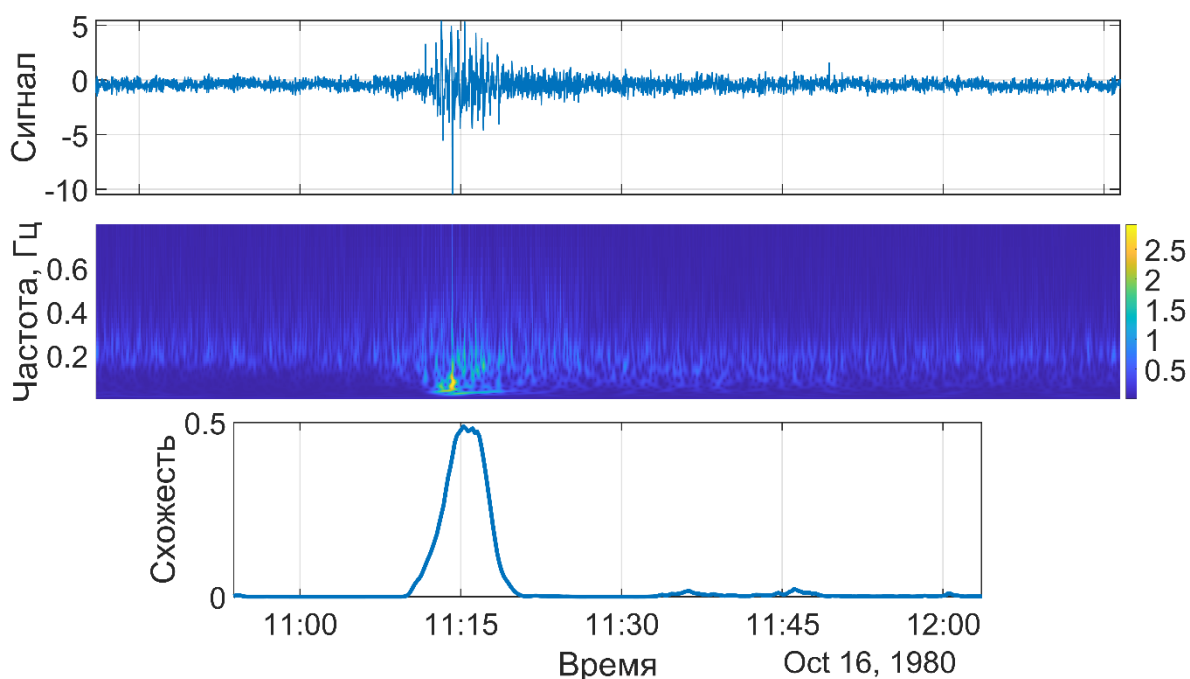


Рисунок 1.10. Сверху вниз: сигнал от атмосферного ядерного взрыва 1980 года, его вейвлет-спектр и зависимость схожести изображений по форме от положения скользящего окна по горизонтали.

На этом примере видим, что метод позволяет достаточно наглядно локализовывать участки, в которых регистрируется импульсный сигнал. Неформальное требование – усреднённая спектральная плотность в центре скользящего окна должна быть как можно больше спектральной плотности на периферии.

Другой пример связан с сигналом, полученном при последовательной склейке нескольких сигналов, записанных во время взрыва под Ижевском в 2011 году [77], приёмник сигнала находился в городе Киров на расстоянии 322 км. На рисунке 1.11 сверху наблюдается серия импульсных приходов, которая создаёт характерную засветку вейвлет-спектров, состоящую из последовательности чередующихся областей высокой и низкой яркости. Видим на нижнем графике, что при сдвиге скользящего окна вдоль оси времени значение меры сходства многократно превышает порог, так как сигнал содержит несколько импульсов, при этом по нижнему графику возможно локализовать время прихода каждого импульса.

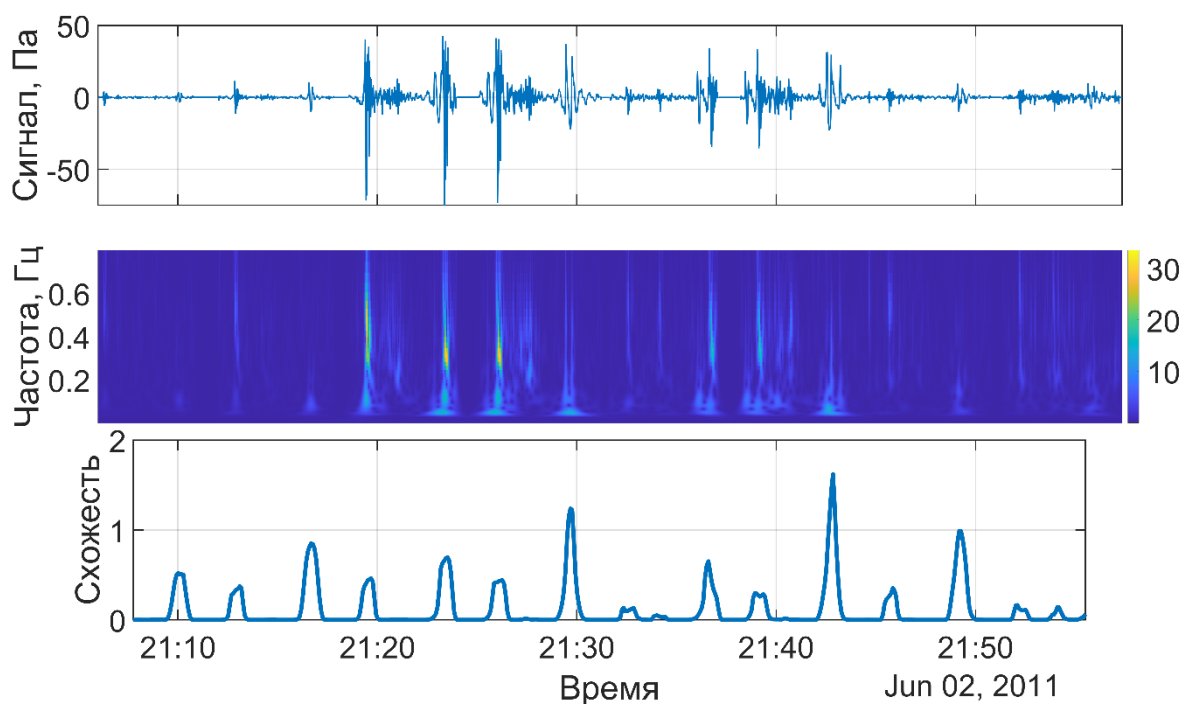


Рисунок 1.11. Склейка нескольких записей сигналов от взрывов под Ижевском, вейвлет-спектр и график морфологической схожести.

Ещё один пример – взрыв аммиачной селитры в порту Бейрута в августе 2020 года (рисунок 1.12). Мощность взрыва оценивают в тротиловом эквиваленте примерно в 2 килотонны. Условия распространения позволили инфразвуковому сигналу пройти несколько тысяч километров в атмосфере до принимающей аппаратуры. Несмотря на то, что выделить из сигнала импульсные участки на глаз представляется непростой задачей, здесь метод обнаруживает взрывы - на нижнем графике видим три таких участка, в которых мера сходства превышает пороговое значение.

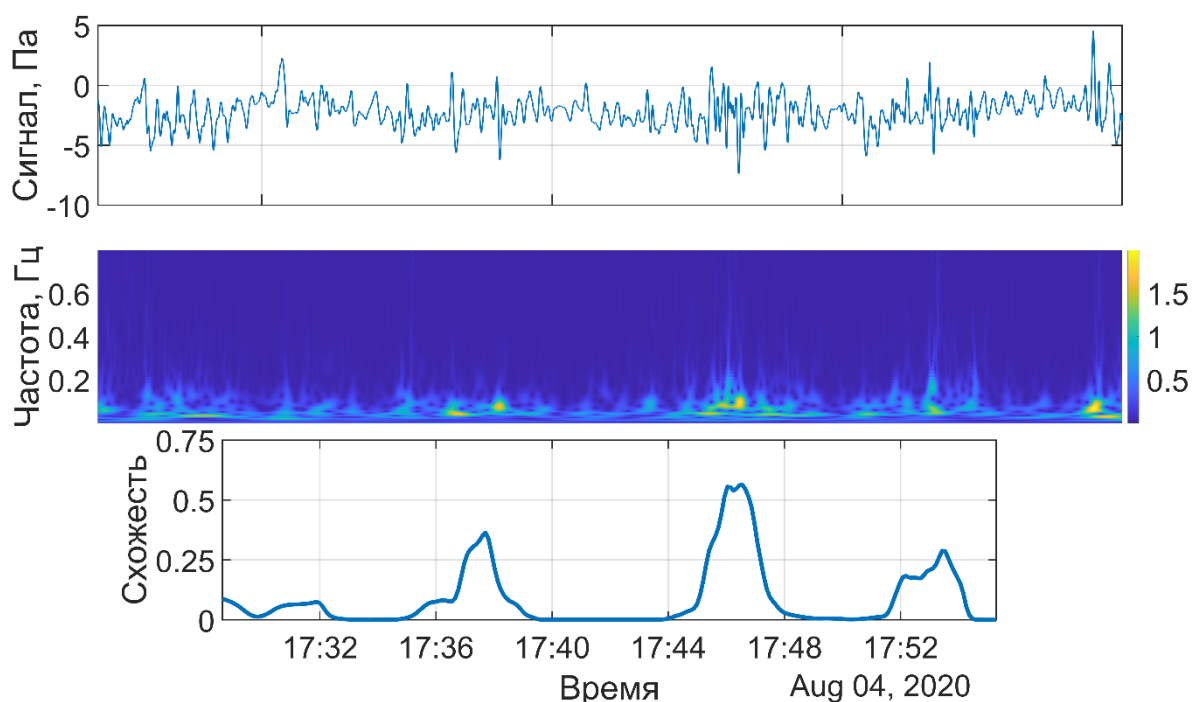


Рисунок 1.12. Акустические записи взрывов аммиака в Бейруте в 2020 году, их спектр и отклик метода.

В январе 2022 года в Тихом Океане произошло извержение вулкана Хунга-Тонга, ударная волна которого несколько раз обогнула земной шар [85, 108]. Сигналы были приняты в том числе и на Звенигородской научной станции, на рисунке 1.13 показан график полученного сигнала, наблюдается высокая активность в ночь с 15 на 16 января, также имеется импульс через 1.5 суток с этого момента, что связано с прохождением звука полного оборота вокруг Земли. Как можно видеть, импульсные сигналы создают характерную картину на спектре, отметим, что на этом графике частота на порядок ниже, а продолжительность сигнала – больше, чем на предыдущих, и для эффективного применения метода необходимо увеличить ширину скользящего окна до величины в несколько часов. Предложенный морфологический метод обнаруживает как ударную волну первого круга, так и волну, обогнувшую Землю.

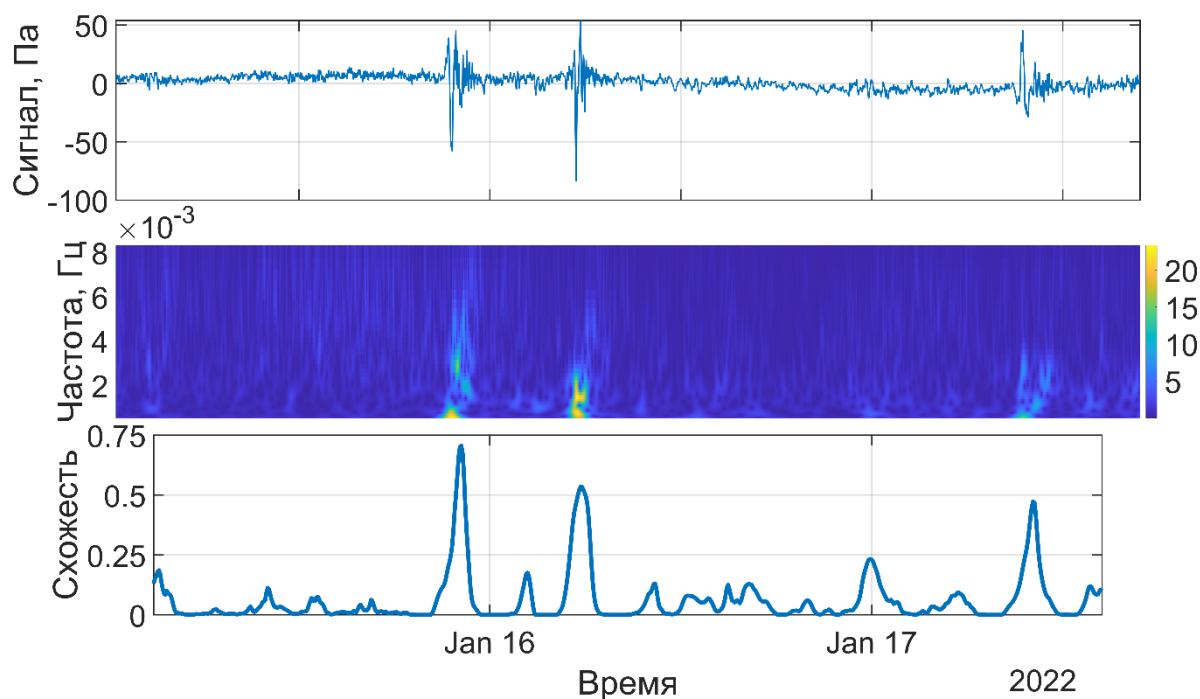


Рисунок 1.13. Сигнал, полученный при извержении вулкана Хунга-Тонга и результат его анализа.

Интересным представляется результат, полученный при обработке инфразвука, полученного при извержении вулкана Райкоке в июне 2019 года [37]. На рисунке 1.14 в области 4 и 6 часов утра можно заметить появление компоненты “засвечивающей” спектр в широкой полосе частот, по-видимому, связанной с фрагментацией магмы и нестационарными процессами во время истечения пеплогазовой смеси из кратера. Метод обнаруживает эти события - в самом деле, когда середина скользящего окна достигает пикен, средняя яркость центральной области оказывается сильно выше, чем яркость на периферии, что приводит к большим значениям меры сходства. Таким образом, метод способен обнаруживать импульсные сигналы, источниками которых являются не только взрывы, но и извержения вулканов.

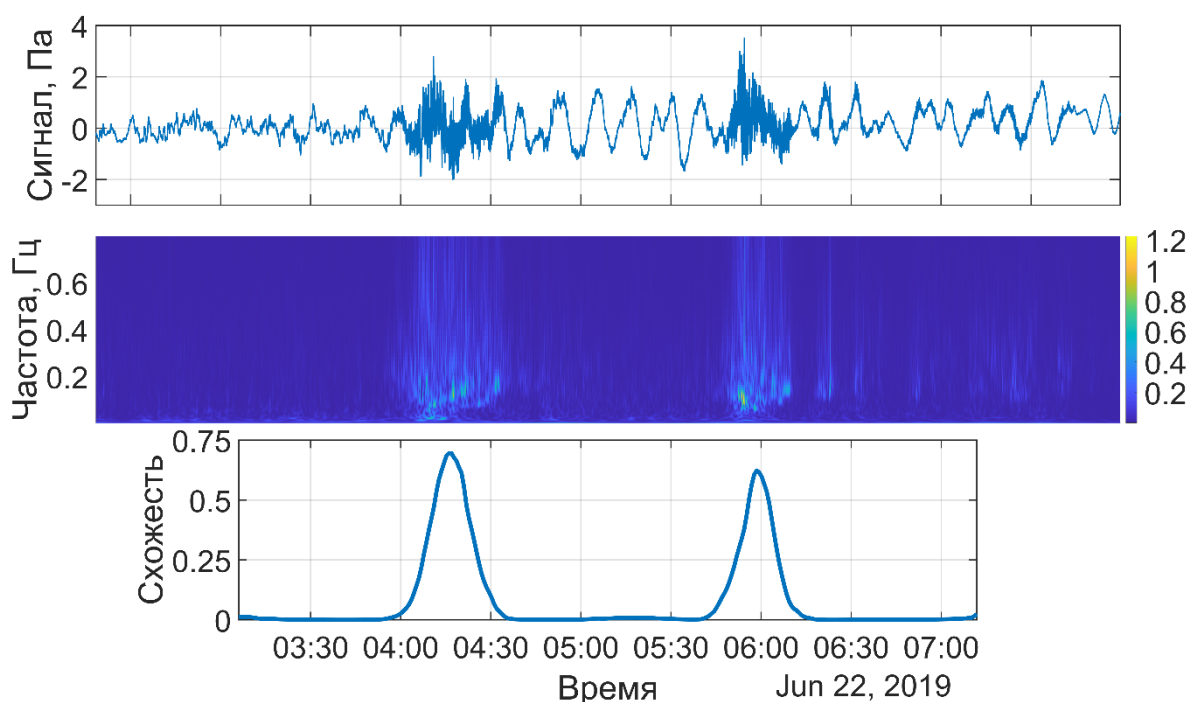


Рисунок 1.14. Запись сигнала при извержении вулкана Райкоке, его спектр и отклик метода.

1.8.2. Отклик метода на акустические сигналы других источников

Перейдём теперь к рассмотрению случаев, когда источник сигнала не является импульсным, в качестве примеров рассмотрим микробаромы, инфразвук, полученный во время полярного сияния, и горных обвалов. Микробаромы – это инфразвуковые волны, которые образуются в океанах при нелинейном взаимодействии волн близкой частоты [53, 80, 117]. На рисунке 1.15 приведён такой сигнал, на втором графике видим, что спектральная плотность оказалась размазана по времени, в результате чего сцена оказывается недостаточно контрастной для того, чтобы сделать вывод о том, что в сигнале присутствуют составляющие, порождённые импульсными источниками, величина морфологической схожести ни при каких положениях скользящего окна не превосходит порогового значения. Метод не обнаруживает таких участков, которые можно было бы считать порождёнными импульсными источниками.

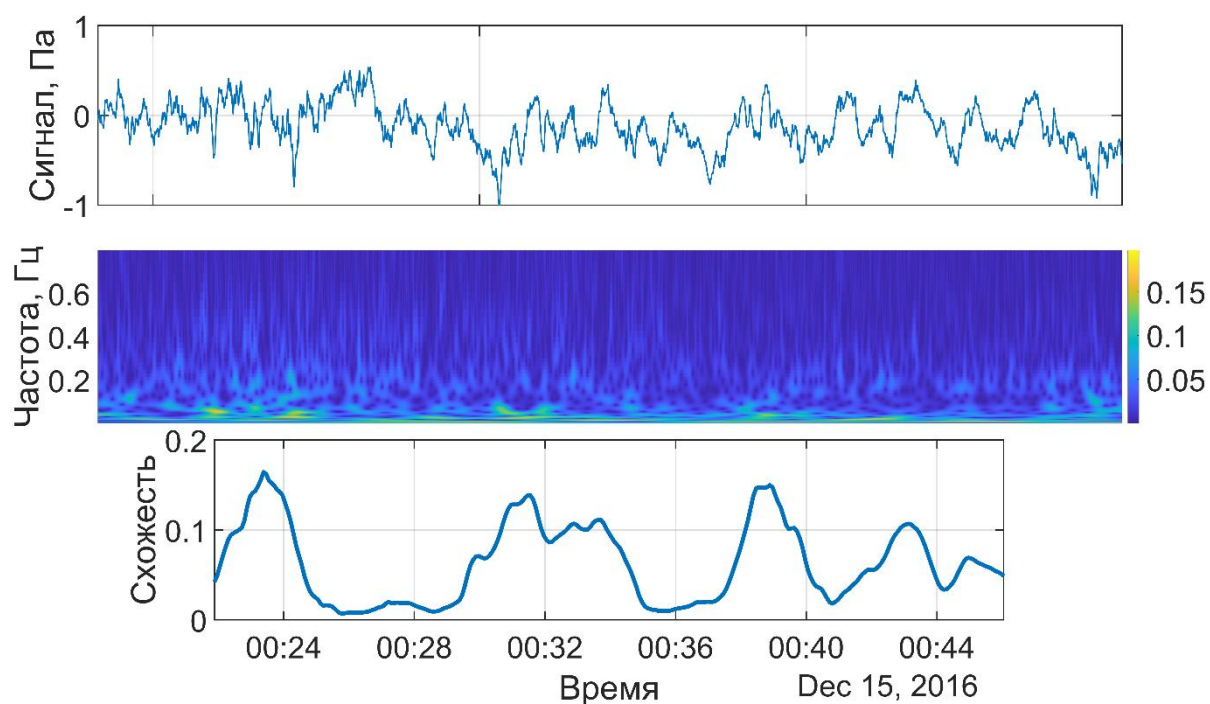


Рисунок 1.15. Запись микробаромов, спектр и отклик. Мера схожести ни при каком положении окна не превосходит порогового значения.

Аналогичная картина наблюдается при анализе полярных сияний [60, 90, 98]. В записи (рисунок 1.16) присутствуют колебания с частотами преимущественно выше 0.1 Гц, причём они распределены во времени столь равномерно, что средняя засветка спектра остаётся почти постоянной: отдельные всплески яркости не выбиваются из общего фона: их кратковременный характер и малая энергия не позволяют превысить порог, заданный мерой сходства для обнаружения импульсных событий, поэтому ни один из таких участков алгоритм не относит к классу импульсных сигналов.

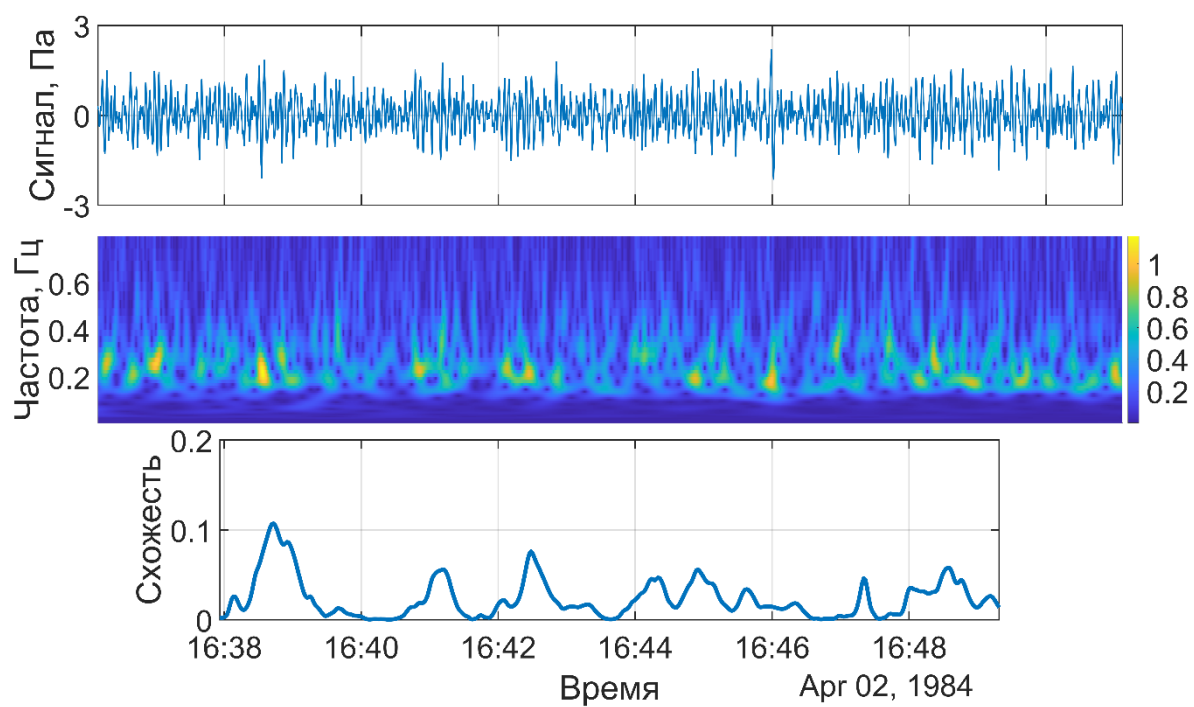


Рисунок 1.16. Анализ сигнала, записанного на Аляске во время полярных сияний.

То же наблюдается и для инфразвукового канала, зарегистрированного во время обвалов горных пород (рисунок 1.17). Спектральная плотность сигнала оказывается распределенной по оси времени: энергия в окрестности 0,2 Гц присутствует без выраженных пиков, и метод не обнаруживает признаков взрывов.

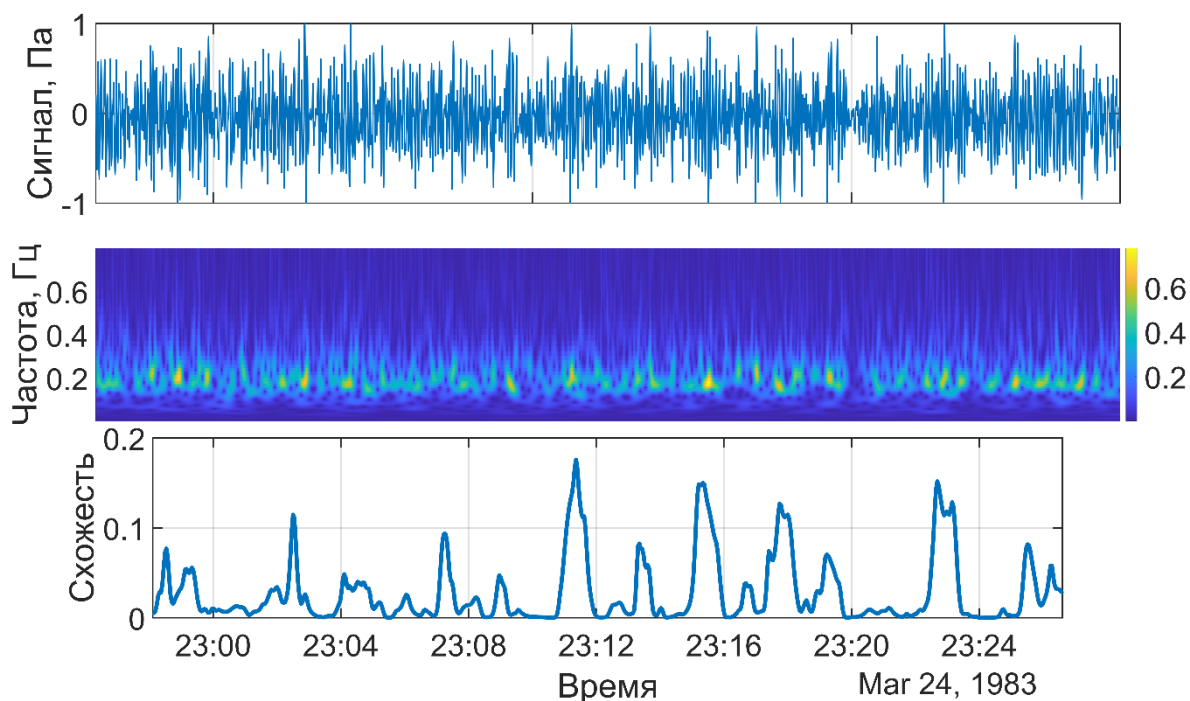


Рисунок 1.17. Инфразвуковой сигнал от горных обвалов, их спектр и отклик метода.

1.9. Устойчивость алгоритма обнаружения при наличии помехи

В дополнение рассмотрим устойчивость метода к обнаружению импульсных сигналов при наличии аддитивной шумовой помехи на следующей модели. Пусть анализируемый сигнал представляет собой комбинацию сигнала $f(t)$ от ядерных испытаний в КНР 16 октября 1980 года с весом α и записи микробаромов $g(t)$:

$$\xi_{\alpha}(t) = \alpha f(t) + g(t), \quad \alpha \in R^1 \quad (26)$$

Слагаемое $\alpha f(t)$ характеризует вклад полезного сигнала, а число α определяет отношение сигнал-шум. На рисунке 1.18 приведены графики $\xi_{\alpha}(t)$ при различных значениях параметра α . При малых α сигналом f можно пренебречь и ξ_{α} с высокой точностью представляет собой запись микробаромов, но при увеличении параметра α растёт вклад полезного сигнала, и всплеск становится отчетливее виден. Значение α можно трактовать как безразмерный параметр, характеризующий мощность источника, либо обратное расстояние до него.

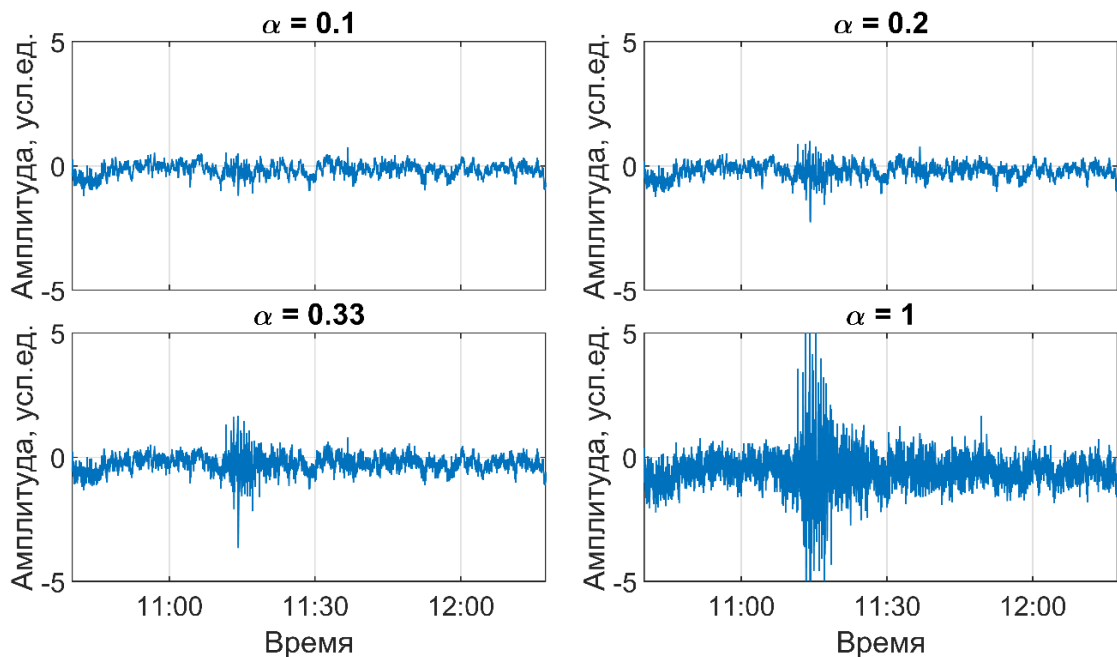


Рисунок 1.18. Комбинация сигналов в виде $\alpha f + g$ при различных значениях параметра α , f – импульсный сигнал, g – запись микробаромов.

На рисунке 1.19 показан график схожести $\tau_f(\xi_\alpha)$ фрагмента изображения к форме в зависимости от положения скользящего окна и величины параметра α . Видим, что при $\alpha = 1$ наблюдается максимум, соответствующий взрыву, причём максимальная яркость пика убывает с уменьшением α , например, при $\alpha = 0.1$ $\tau_f(\xi_{0.1}) = 0.22$, при $\alpha = 0.2$ $\tau_f(\xi_{0.2}) = 0.37$, при $\alpha = 0.33$ $\tau_f(\xi_{0.33}) = 0.42$, при $\alpha = 1$ $\tau_f(\xi_1) = 0.47$. Такое поведение объясняется тем, что растёт относительный вклад шумовой помехи, и распознать полезный сигнал становится сложнее. Можно заметить, что с изменением α на графике появляются и исчезают локальные максимумы из-за того, что меняется вклад полезного сигнала. Также отметим, что как при малых $\alpha \rightarrow 0$, так и при больших $\alpha \rightarrow +\infty$, график слабо зависит от α , так как в этом случае $\xi_\alpha(t)$ с высокой точностью состоит либо только из шума, либо только из полезного сигнала, и вклад в сумму другого слагаемого оказывается пренебрежимо малым.

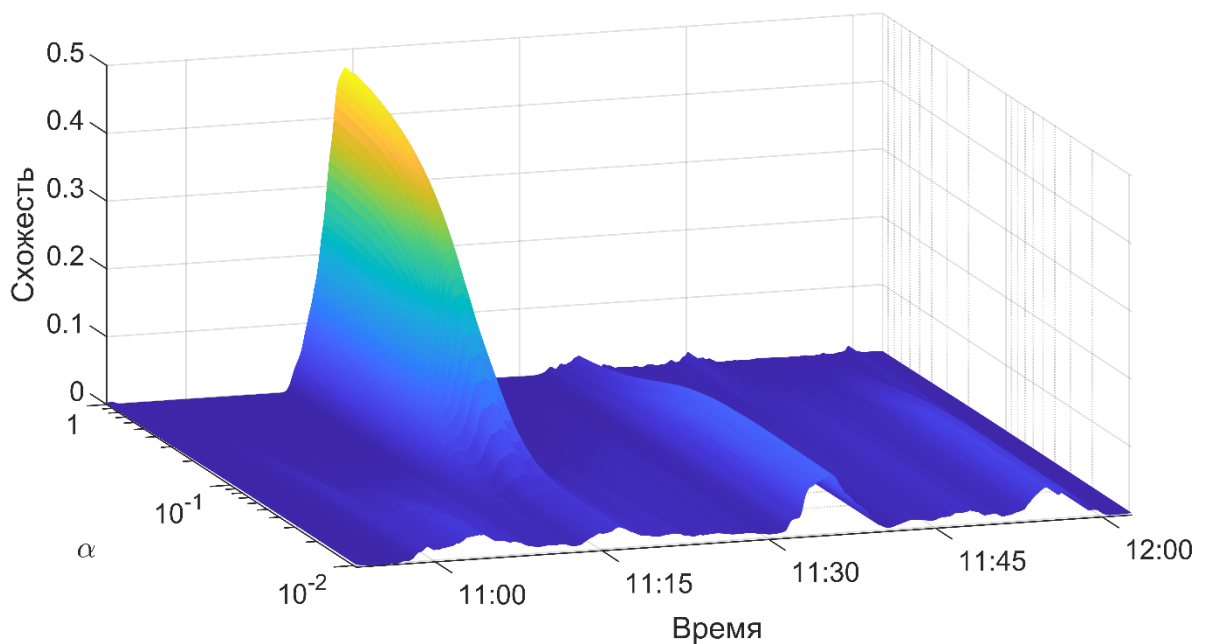


Рисунок 1.19. График схожести спектра к форме в зависимости от положения скользящего окна и параметра α .

Таким образом, по графику видим, что даже при относительно больших шумах удаётся выявить составляющую сигнала от импульсного источника.

Гладкость графика свидетельствует об устойчивости алгоритма к малым возмущениям начальных данных: незначительные изменения входных параметров не приводят к существенному отклонению результата.

Наконец, отметим, каким образом возможно преодолеть некоторые вычислительные трудности. Во-первых, предложенный метод допускает использование параллельных вычислений для увеличения скорости расчётов: все расчеты независимы, и разные потоки могут обрабатывать сигналы с разными параметрами. Во-вторых, сложность, связанную с большим объёмом данных, можно устранить путём передискретизации – так как в задаче используются инфразвуковые частоты, то необязательно подавать на вход алгоритму сигнал с высокой частотой дискретизации, можно заранее применить к сигналу стандартную процедуру ресемплинга, то есть понижения частоты дискретизации. В-третьих, значение ширины окна можно пытаться оценить через максимум Фурье-спектра сигнала. Таким образом можно существенно сократить объём данных для обработки и в разы ускорить вычисления.

1.10. Построение ROC-кривых для оценки качества классификации

Задачу распознавания импульсных сигналов можно решать, как задачу бинарной классификации. В таком случае для каждого момента времени t необходимо принять решение: к какому из двух классов сигналов принадлежит этот момент времени. Применительно к данному исследованию – определить, есть ли в данный момент времени в записи импульсный сигнал, или нет.

Самая простая и интуитивная метрика определения качества классификации – это так называемая точность (от англ. accuracy), равная доли правильных ответов M среди всех ответов алгоритма N :

$$accuracy = \frac{M}{N}. \quad (30)$$

Однако на практике такая метрика может вводить в заблуждение. Рассмотрим следующий пример: пусть нулевая гипотеза состоит в том, что торнадо не произойдёт, а альтернативная — что торнадо произойдёт [107]. Тогда константный алгоритм, который всегда прогнозирует отсутствие торнадо, независимо от метеоданных, покажет высокое значение *accuracy*, поскольку торнадо — редкое явление. Например, если из 1000 наблюдаемых случаев торнадо происходит лишь в 30 случаях, то такой алгоритм даст *accuracy* = 0.97, что будет выглядеть почти идеально. Однако на практике он будет бесполезен и даже опасен, поскольку не предупредит о реальной угрозе. Поэтому в задачах, где важно редкое явление (например, торнадо, обледенение, грозы), используют более тонкие метрики, учитывающие ошибки первого и второго рода, поскольку последствия ложных предсказаний таких событий могут быть катастрофическими.

Ошибкой первого рода, или ложной тревогой (False-Positive, FP), считается случай, когда модель находит торнадо там, где её на самом деле нет. Пример — ясная погода, но алгоритм решает, что скоро торнадо, и запускает лишнее закрытие взлётно-посадочной полосы. Применительно к настоящей задаче, ошибка первого рода случается, когда метод обнаруживает в сигнале взрыв там, где его нет.

Ошибкой второго рода, или пропуском цели (False-Negative, FN), называют противоположную ситуацию: торнадо действительно развивается, а модель прогнозирует «погода спокойная». Это уже не просто неудобство: пропущенное торнадо может привести повреждению инфраструктуры, поэтому FN обычно считается более опасной, чем FP. В настоящей задаче ошибка второго рода происходит, если алгоритмом сигнал от взрыва не признает таковым.

Соответственно, правильные решения классификатора — это истинно-отрицательный (True-Negative, TN: верно принята нулевая гипотеза), и истинно-положительный (True-Positive, TP: верно принята альтернативная гипотеза).

Вводится две метрики TPR (*True Positive Rate*) и FPR (*False Positive Rate*). Доля предсказанных истинно-положительных событий среди всех положительных событий дается величиной TPR :

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (31)$$

а доля предсказанных ложноотрицательных событий среди всех отрицательных определяется как FPR :

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN}. \quad (32)$$

Удобно представить ошибки первого и второго рода графически через множества (рисунок 1.20). Из всех объектов нужно максимизировать долю правильно идентифицированных представителей каждого класса.

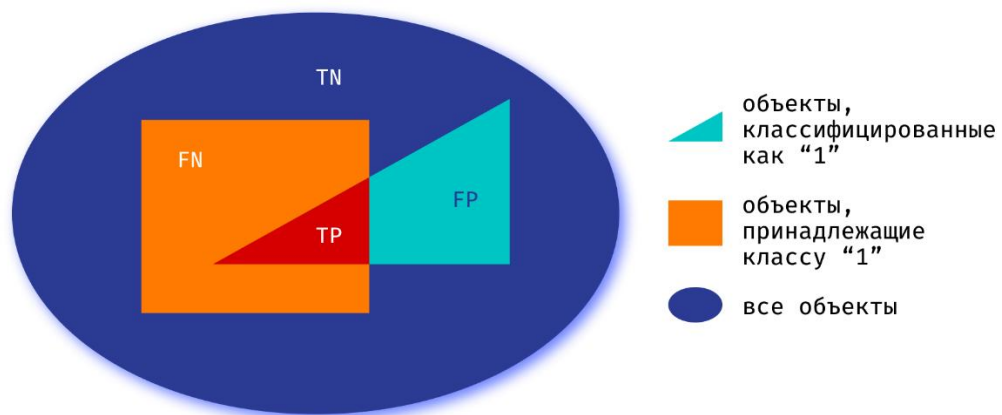


Рисунок 1.20. Диаграмма, иллюстрирующая возможные исходы бинарной классификации через множества.

Существует и другие метрики, позволяющие адекватно оценивать качество классификации: точность (*precision*) и полнота (*recall*), *f1*-мера (среднее гармоническое первых двух), *pr*-кривая, но наиболее часто встречающейся является *ROC*-кривая (*receiver operating characteristic*).

ROC-кривая позволяет графически оценить качество бинарной классификации. Для ее построения на координатной плоскости отмечают значения (FPR, TPR) для каждого значения порога алгоритма. В самом деле, у предложенного выше алгоритма имеется гиперпараметр – пороговое значение, и для каждого фиксированного значения порога τ и неизменного набора данных для классификации в пространстве (FPR, TPR) будет получаться лишь одна точка.

Варьируя порог τ в диапазоне $(-\infty; +\infty)$, получим целый точек, образующих ROC-кривую. Заметим, что при $\tau = -\infty$ гипотеза всегда принимается, то есть все сигналы классифицируются как взрывы. При этом $FPR = 0, TPR = 0$. Другой случай при $\tau = +\infty$: гипотеза всегда отвергается, классификатор не видит взрывы в результате получается $FPR = 1, TPR = 1$. В стандартном случае монотонного классификатора ROC-кривая начинается в $(0, 0)$ и заканчивается в $(1, 1)$. В случае немонотонного отклика возможны «возвраты», и кривая может не быть выпуклой [68].

Чем ближе кривая к левому верхнему углу $(FPR = 0, TPR = 1)$, тем выше качество классификации. Идеальный классификатор, который точно разделяет выборку, имеет $FPR = 0, TPR = 1$, графически это выглядит как ступенька от нуля до единицы. Поэтому показателем, характеризующим качество классификатора, принято считать площадь под ROC-кривой (AUC). Значение площади под кривой меньше 0.5 говорит о том, что бинарный классификатор действует с точностью до наоборот, и, если инвертировать его ответы, классификация станет лучше, значение 0.5 соответствует случайному гаданию, и чем ближе значение площади к 1, тем лучше работает классификатор.

Для оценки предложенного метода с помощью построения ROC-кривой, была произведена разметка сигнала, содержащего как взрывы, так и фоновые участки. На рисунке 1.21 синим цветом показан сигнал, представляющий собой склейку нескольких реальных взрывов. Красным цветом отмечены промежутки, которые относятся к взрывам.

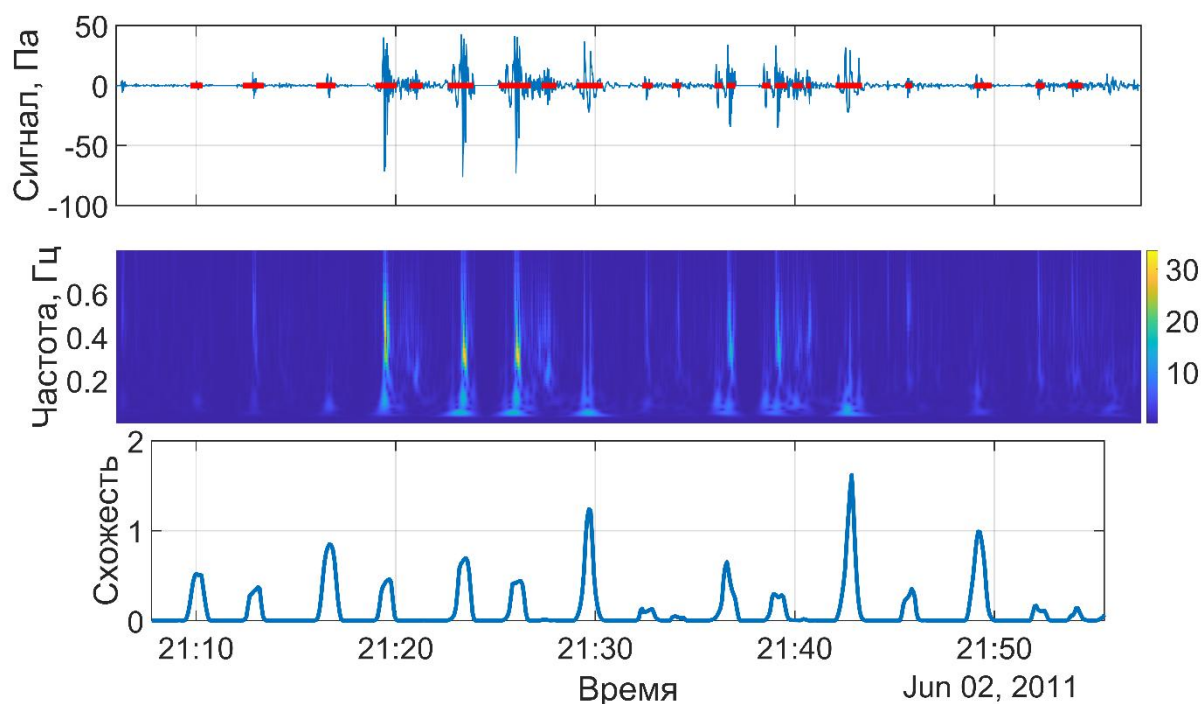


Рисунок 1.21. Сигнал, представляющий склейку нескольких сигналов от взрыва, и его разметка (красные линии показывают времена, в которых взрыв есть) (сверху). Вейвлет-спектр (посередине) и отклик алгоритма на данный сигнал (снизу).

При изменении гиперпараметра τ , входные данные не изменяются, как и их разметка, но изменяется отклик алгоритма. В соответствии с формулой (31), будем вычислять TPR как отношение суммы времен всех участков, где мера сходства превосходит порог, причем данный участок размечен как взрыв, к сумме времен всех участков, размеченных как взрывы.

Аналогично, FPR по формуле (32) есть отношение суммы времен, в которых мера сходства превосходит пороговое значение, но участок не является взрывом, к сумме времен, в которые взрыва нет. Здесь морфологическая схожесть — это неотрицательная функция, поэтому порог распознавания можно варьировать не от минус бесконечности, а от нуля до некоторого большого числа, которого функционал на практике не достигает. Подсчитывались (FPR, TPR) для каждого значения порога и точки наносились на график.

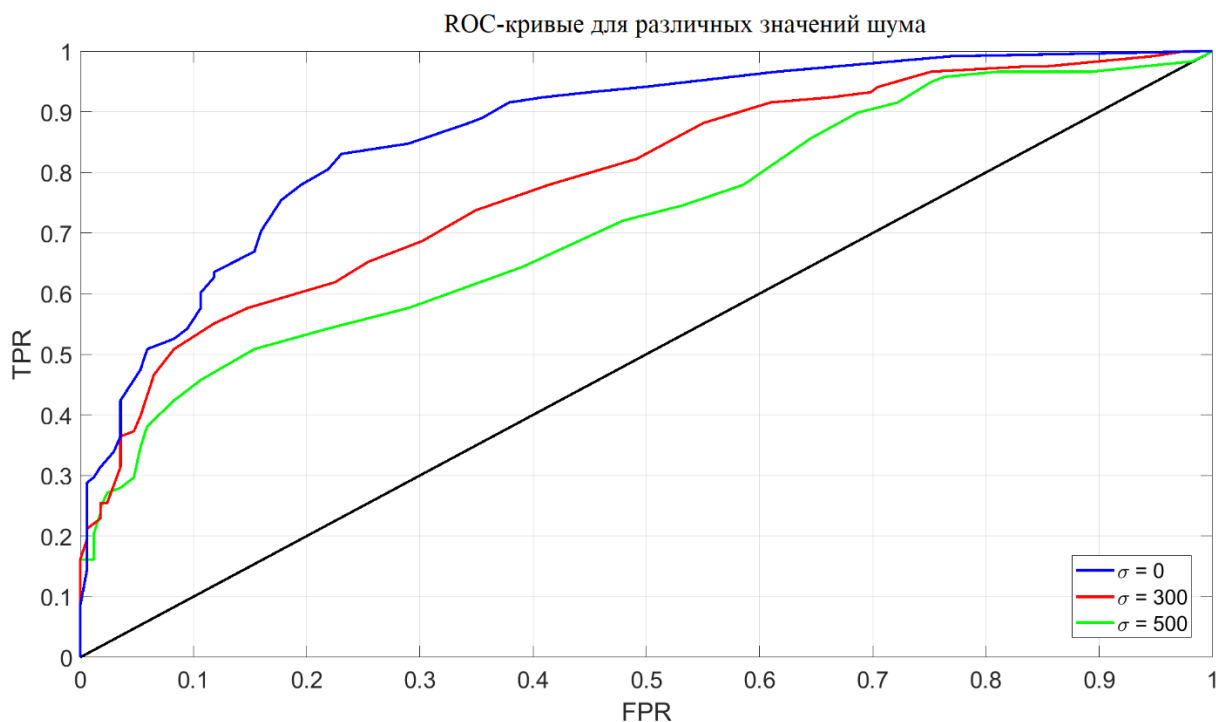


Рисунок 1.22. ROC-кривые для разного уровня аддитивного шума.

На рисунке 1.22 показаны несколько ROC-кривых, соответствующих трём сигналам: смеси реального сигнала со стационарным гауссовым некоррелированным шумом. Синяя линия соответствует незашумлённому сигналу, красная линия – это смесь незашумлённого сигнала с белым шумом с дисперсией 300, и зеленая линия – его смесь с шумом с дисперсией 500.

Площадь под синей кривой наибольшая ($AUC = 0.87$), под красной – меньше ($AUC = 0.79$) и под зеленой наименьшая ($AUC = 0.72$). Это можно объяснить тем, что зашумлённый сигнал распознавать алгоритму сложнее, и он чаще ошибается. Несмотря на то, что для многих сигналов величина шума превышает амплитуду полезного сигнала, разработанный алгоритм позволяет выделять импульсные сигналы с достаточно хорошей точностью.

1.11. Выводы к Главе 1.

В Главе 1 построена модель формы фрагмента изображения вейвлет-спектра для решения задачи обнаружения инфразвуковых сигналов от импульсных

источников. Метод состоит в выявлении таких участков вейвлет-спектра, где области повышенной яркости образуют заданную геометрическую структуру. В основе моделирования лежит использование непрерывного вейвлет-преобразования для получения частотно-временного представления сигнала, и применение к спектрам методов морфологического анализа. Предложена форма изображения спектра, характерная для импульсных источников, как множество кусочно-постоянных изображений с упорядоченными по неубыванию значениями яркостей. Задача обнаружения импульсного сигнала свелась к задаче узнавания изображения.

Морфологический метод, предложенный в работе, способен обнаруживать импульсные сигналы, порождённые различными взрывами или вулканической активностью, и локализовывать такие участки сигнала. Работоспособность метода продемонстрирована на реальных сигналах, записанных в разное время на различных станциях. Приведены примеры, свидетельствующие об устойчивости метода к вариациям геометрической формы ярких пятен на вейвлет-спектрах и к повышению шумовой составляющей. Построены ROC-кривые для различных значений шума. Алгоритм демонстрирует индекс $AUC = 0.87$ для незашумлённых данных.

Ограничением метода является минимальное время между двумя последовательными импульсами – оно должно быть достаточно большим - порядка ширины скользящего окна, иначе метод может принимать импульсы искомого сигнала за фоновую составляющую. Возможность изменения ширины скользящего окна позволяет обнаруживать более широкий класс импульсных сигналов, однако приводит к существенным затратам вычислительных ресурсов.

Предложенный алгоритм допускает распараллеливание, оно может применяться для подбора оптимальной ширины формы или при анализе акустических данных с разных каналов. Обработка сигнала с нескольких станций с

применением схемы совпадений может существенно повысить надёжность обнаружения сигналов.

ГЛАВА 2. ДЕКОМПОЗИЦИЯ АКУСТИЧЕСКИХ СИГНАЛОВ НА КОМПОНЕНТЫ ЗАДАННОЙ ФОРМЫ²

2.1. Об отражении волн от плоских слоев атмосферы

Теория по распространению волновых процессов разработана весьма хорошо [7, 22, 24-25, 70], однако зачастую она наталкивается на ряд трудностей, связанных с неоднородностью среды и неопределенностью точных ее характеристик. Кроме того, особенностью атмосферы является экспоненциальное уменьшение плотности воздуха с высотой, что приводит к нелинейным искажениям формы и амплитуды акустических сигналов.

Идея многослойной структуры атмосферы с локализованными анизотропными неоднородностями была обозначена А.М. Обуховым как аналогия с многослойной структурой кочана капусты. На это указывает выявленная тонкослоистая структура атмосферы [23, 35] в виде долгоживущих и спорадически возникающих анизотропных неоднородностей с вертикальными масштабами от десятков метров до единиц километров; горизонтальные масштабы таких неоднородностей в десятки и сотни раз превышают вертикальные; имеющих значительные (на порядок превышающие средние значения) вертикальные градиенты температуры и ветра, особенно сильно данный эффект проявляется на высотах верхней атмосферы: условно, 20÷130 км.

Нелинейная акустика сформировалась на стыке нескольких наук, а потому сложно указать момент ее возникновения и отделения в самостоятельную ветвь. Значимым толчком к началу разработки акустических методов исследования атмосферы послужили наблюдения за приходами звука от взрывов [12].

² Результаты исследования, представленного во второй главе диссертации, опубликованы в [Zakirov et al., 2023; Закиров, 2023; Kshevetskii et al., 2024; Косяков и др., 2025а; Косяков и др., 2025б; Косяков и др., 2025в; Косяков и др., 2025г]

Звуковой луч, направленный вертикально вверх, в верхних слоях атмосферы постепенно отклоняется от вертикали: при убывающей с высотой скорости звука траектория луча искривляется, до тех пор, пока не достигнет критического угла, при котором луч заворачивает обратно к Земле. При спуске в более плотные и тёплые слои ударная волна вновь трансформируется в обычную звуковую. Эффект аналогичен действию мощной инверсии температуры, создающей искривление луча выпуклостью вверх [38].

Часто для анализа распространения инфразвука на большие расстояния, пользуются уравнениями типа Бюргерса [30, 75]. Однако, чтобы получить адекватную картину волнового поля от импульсных источников необходимо учитывать все факторы, влияющие на параметры сигнала. В настоящее время это является большой проблемой, не имеющей универсального решения.

Для исследования структуры и динамики атмосферы в начале XX века был предложен акустический метод зондирования атмосферы с помощью сигналов от взрывов, основанный на полном внутреннем отражении звука от неоднородной атмосферы [5]. Идея зондирования тонкой структуры атмосферы заключается в регистрации акустических сигналов, отраженных от этих слоев, которые порождены взрывами, извержениями вулканов и другими импульсными источниками большой мощности. Акустические методы, в отличие от традиционных, позволяют получить информацию о мгновенных, а не осредненных, как в других методах, вертикальных профилях температуры и ветра. При этом, акустический метод предназначен в том числе для использования в наименее исследованной области стратомезосферы (высоты 30÷60 км). Такой метод позволяет восстанавливать вертикальные профили скорости ветра в слоях стратосферы и нижней термосферы [34].

В работах [19, 20] было предложено, теоретически проработано и экспериментально реализовано новое направление изучения атмосферы – дистанционное акустическое зондирование анизотропной тонкой структуры

нижней и верхней атмосферы (высоты от 0 до 1 км и от 20 до 130 км). Акустические методы основаны на явлении частичного отражения акустических волн от тонкослоистых неоднородностей в нижней и верхней атмосфере. Для целей зондирования нижней атмосферы используются акустические волны известной формы, например, от детонационного генератора [54].

В основе акустического зондирования лежит явление отражения звуковых волн от тонкослоистых неоднородных структур в атмосфере. При этом, в области тени регистрируются только частично отраженные сигналы, анализируя которые оценивают вертикальное распределение и параметры тонкослоистой структуры атмосферы (вертикальные градиенты, толщины слоев). В процессе распространения сигнала в атмосфере, лучи испытывают многочисленные отражения от тонких неоднородных слоев, которые рассеивают звук в зеркальном направлении относительно направления падающей волны, и благодаря этому акустическое поле проникает в так называемые зоны акустической тени на земной поверхности, где и обнаруживается экспериментально. В результате принятый сигнал представляет собой сумму отраженных сигналов с разными амплитудами и временами задержки, а в случае наличия нелинейности в атмосфере – еще и с различными формами.

2.2. Понятие о *N*- и *U*-волнах в атмосфере

Теоретически объяснено и экспериментально обнаружено [35, 71, 75], что в процессе распространения инфразвуковых волн сигнал приобретает особые формы, одна из этих форм называется *N*-волной, а другая, возникающая при отражении от слоев атмосферы *N*-волны вследствие сдвига фазы на $-\pi/2$ для всех положительных частот и на $\pi/2$ для отрицательных, называется *U*-волной. Зарегистрированный сигнал является суперпозицией этих двух волн с разными задержками и амплитудами.

При больших значениях акустического числа Рейнольдса можно пренебречь диссипацией, и уравнения для слабо нелинейных коротких акустических волн преобразуются к уравнению Римана [75]:

$$\frac{\partial A_p}{\partial L} - A_p \frac{\partial A_p}{\partial \tau} = 0, \quad (33)$$

где переменная L является монотонно растущей функцией высоты z , причем между L и z есть взаимно-однозначное соответствие, τ – время, функция $A_p = A_p(L, \tau)$ описывает профиль акустической волны.

Решение уравнения (33) хорошо известно в виде волн Римана – если задана зависимость при некотором $L = L_0$ от времени $A_p^0(\tau)$, тогда решение (33) дается формулой:

$$A_p(L, \tau) = A_p^0(\tau - A_p(L, \tau) * (L - L_0)). \quad (34)$$

По сути (34) – это трансцендентное уравнение для нахождения функции A_p , его решение остается гладким только до некоторого значения расстояния $L = L_{break}$, зависящего от $A_p^0(\tau)$, при больших значениях строгого решения не существует.

Если $A_p^0(\tau)$ представляет собой биполярный импульс, тогда с ростом расстояния L из него формируется N -волна:

$$A_p(L, \tau) = \begin{cases} -\frac{\tau - \tau_0}{B + L - L_0}, & \text{если } |\tau - \tau_0| < \sqrt{2S(B + L - L_0)}, \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases} \quad (35)$$

где параметр τ_0 отвечает за фазу решения, B – за амплитуду, S – за площадь под кривой при $A_p > 0$ и $A_p < 0$. Эту функцию для анализа удобнее переписать в более простых обозначениях:

$$N_w(t) = \begin{cases} -t, & |t| < w, \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases} \quad (36)$$

где w обозначает полуширину импульса, центр симметрии волны находится в точке $t = 0$, здесь волна нормирована на единицу, и для получения любой другой волны, следует растянуть $N_w(t)$ выбором параметра w , сдвинуть по времени и умножить на амплитудный коэффициент. На рисунке 2.1 красной линией показан график N-волны, синей – график U-волны с параметром полуширины $w = 1$.

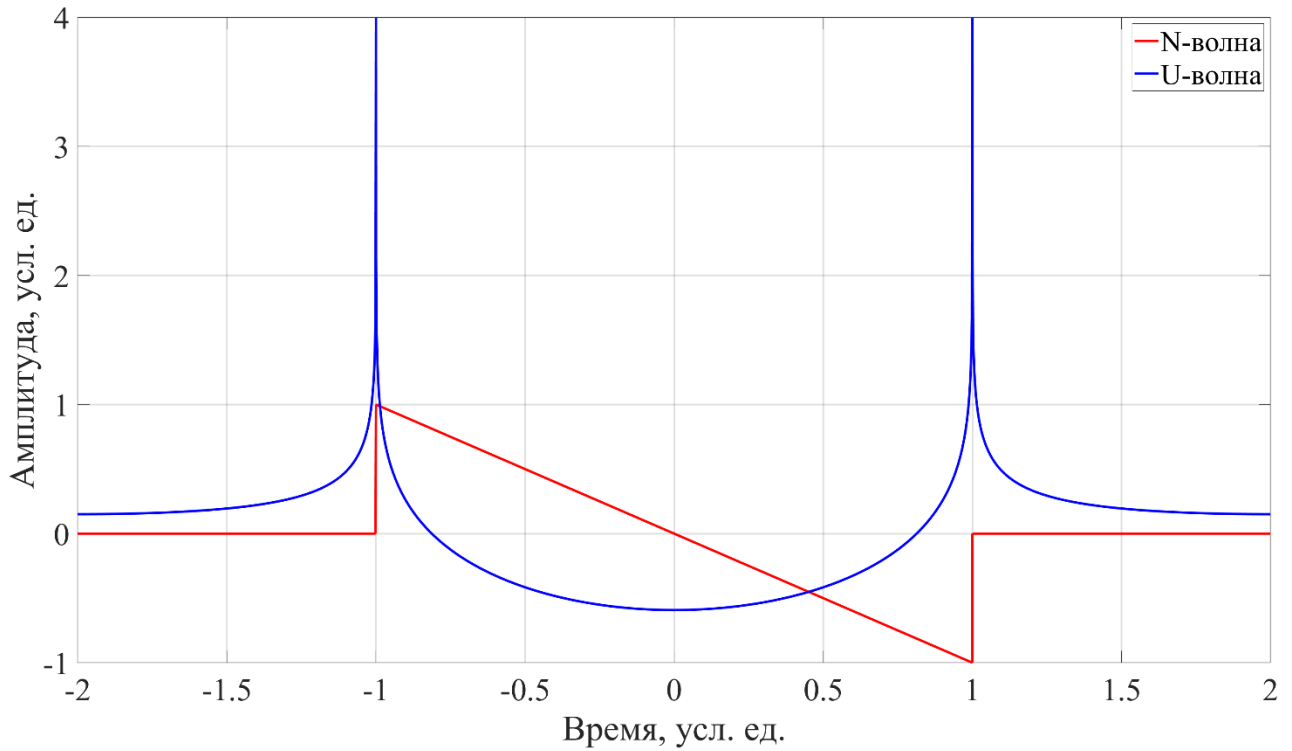


Рисунок 2.1. Графики N- и U-волн при $w = 1$.

Если применить к N-волне преобразование Гильберта, получится U-волна:

$$U_w(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{N_w(\tau)}{t - \tau} d\tau = -\frac{1}{\pi} \int_{-w}^w \frac{\tau}{t - \tau} d\tau = -\frac{1}{\pi} \left(2w + t \cdot \ln \left(\left| \frac{t - w}{t + w} \right| \right) \right). \quad (37)$$

Для краткости и простоты изложения в (36-37) опустим нормировку на единицу, а также не будем вводить в уравнения параметры сдвига. Отметим, что все возможные U-волны могут быть получены из формулы (37) путем умножения функции на число, растяжения и сдвига во времени.

Рассмотрим Фурье-спектр функции $N_w(t)$:

$$\hat{N}_w(\omega) = (\mathcal{F}N_w)(\omega) = \int_{-w}^{+w} (-t)e^{-i\omega t} dt = 2i \frac{\sin(\omega w) - \omega w \cdot \cos(\omega w)}{\omega^2}. \quad (38)$$

Интеграл нечётной функции по симметричному интервалу даёт чисто мнимое число. Модуль амплитуды спектра $|N_w(t)|$ равен:

$$|\hat{N}_w(\omega)| = 2 \frac{|\sin(\omega w) - \omega w \cdot \cos(\omega w)|}{\omega^2}. \quad (39)$$

Данное выражение определено, неотрицательно и дифференцируемо при $\omega > 0$, кроме счетного числа точек, в которых функция равна нулю (следовательно, имеет минимум). Для нахождения максимума Фурье-спектра (39) можно предложить несколько способов: аналитические, графические, стохастические и градиентные методы. Однако удобнее всего аналитически найти экстремумы в (38), а затем среди них выбрать тот, который доставляет максимум (39). Приравняв производную по ω к нулю, найдем связь частоты и ширины N-волны, найдем частоту, на которой достигается максимум спектра:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \hat{N}_w(\omega)}{\partial \omega} = \\ = 2i \frac{\omega w \cdot \cos(\omega w) + w^2 \omega^2 \cdot \sin(\omega w) - 2 \sin(\omega w) + \omega w \cdot \cos(\omega w)}{\omega^3} = 0. \end{aligned} \quad (40)$$

Обозначим $\phi = \omega w$ и с учетом того, что ω отлична от нуля, получим трансцендентное уравнение относительно ϕ :

$$2\phi \cdot \cos(\phi) + \phi^2 \cdot \sin(\phi) - 2 \sin(\phi) = 0. \quad (41)$$

$$tg(\phi) = \frac{2\phi}{2 - \phi^2}. \quad (42)$$



Рисунок 2.2. Зависимость мнимой части Фурье-спектра N-волны от частоты, формула (38).



Рисунок 2.3. График зависимости модуля Фурье-спектра N-волны от частоты, формула (39).

Уравнение (42) имеет счетное число решений в силу того, что функция тангенс имеет счетное количество нулей на бесконечности, а функция в правой части асимптотически стремится к нулю (рисунок 2.4). С учетом соображений о том, что значение ϕ как произведение полуширины на частоту должно быть положительным, будем рассматривать только положительные решения, экстремум (39) с наименьшим значением функции соответствует $\phi_0 \approx 2.08$ (рисунок 2.3). На рисунке 2.2 видно, что эта точка соответствует максимуму модуля абсолютного значения Фурье-спектра. Построив в одних координатах графики левой и правой частей уравнения (42), графически убедимся, что у уравнения есть решения (рисунок 2.4).

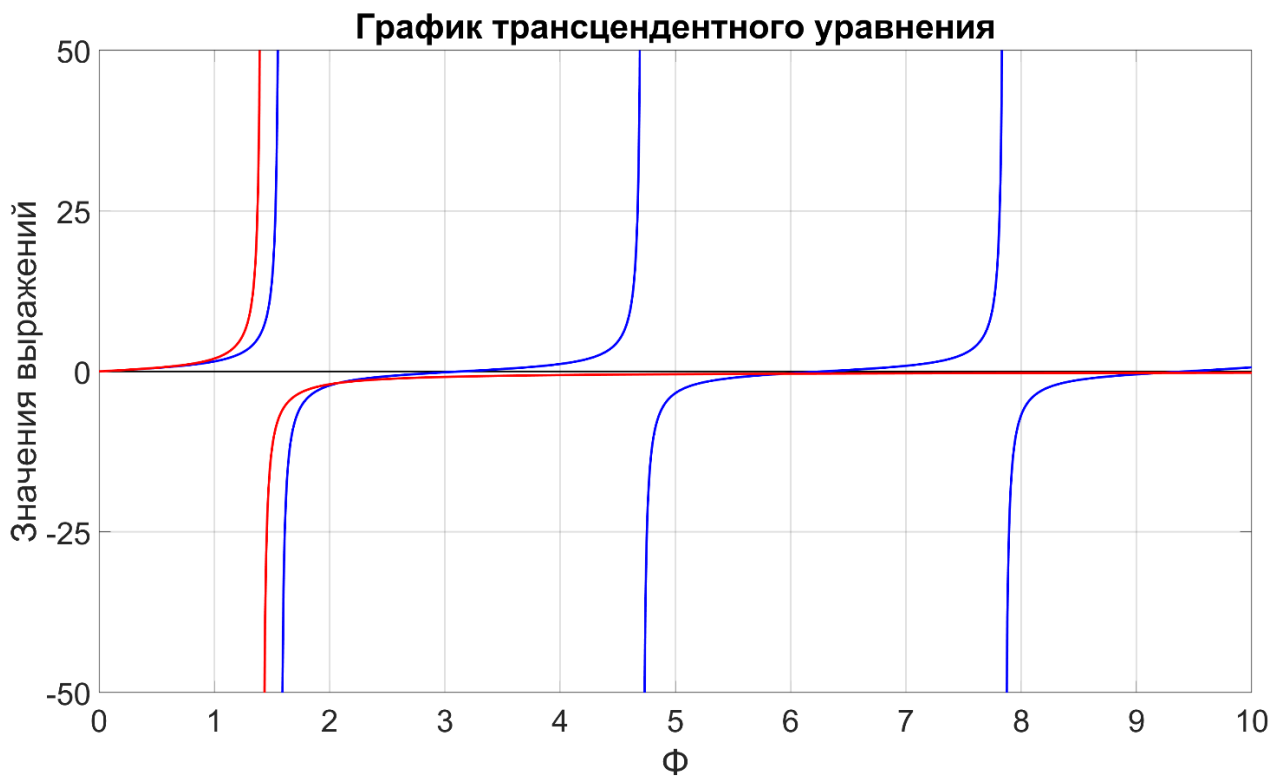


Рисунок 2.4. График трансцендентного уравнения, формула (42).

Таким образом, ширина профиля N-волны оказывается связана с частотой, на которой достигается максимум абсолютного значения Фурье-спектра, а именно, обратно пропорциональна ей:

$$w = \frac{\phi_0}{\omega_{max}} = \frac{\phi_0}{2\pi f_{max}}. \quad (43)$$

Полезно использовать данное выражение в приложениях, например, можно не перебирать набор возможных значений w , а для экономии при вычислениях вместо этого вычислить Фурье-спектр на заданном участке сигнала и на основании положения максимума оценить ширину N-волны. Отметим, что существуют и другие способы нахождения частоты ω_{max} без использования Фурье-преобразования, например, при помощи интегрирования вейвлет-спектра по времени [49].

Каустикой называется поверхность, вблизи которой резко возрастает интенсивность волнового поля. Если при этом распространение волн в среде нелинейное, форма волны, проходящей через каустику, будет изменяться сложным образом. Отражаясь от неоднородностей атмосферы, N-волна получает сдвиг фазы φ и становится U-волной. U-волна (37) является преобразованием Гильберта, предложим также альтернативный способ определения U-волны – это волна, получаемая из N-волны путем смещения всех положительных компонент ее Фурье-спектра на $\varphi = -\pi/2$, а всех отрицательных – на $\varphi = +\pi/2$. Нетрудно убедиться, что норма N-волны конечна, а U-волна отличается только фазовым сдвигом, следовательно, их нормы равны, и энергия U-волны также конечна (численное значение площади под графиком квадрата функции). Среднее значение N- и U-волн равно нулю. Графики волн приведены на рисунке 2.1.

2.3. Алгоритм построения базисной системы функций из N- и U-волн

Будем строить систему функций, состоящую из N- и U-волн с известными сдвигами по времени. Важно определить, будет ли система являться базисом, то есть возможно ли представить любой дискретный конечный сигнал на равномерной сетке с наперед заданной точностью через линейную комбинацию элементов построенной системы функций.

Покажем это на примере произвольного сигнала длины T . Его можно рассматривать как вектор в пространстве размерности T . Известно [18], что любая система из T линейно независимых векторов образует базис в пространстве размерности T . По сути, требуется построить систему функций $\{e_k\}$ так, чтобы она образовала в данном пространстве базис:

$$x = \sum_{k=1}^T \alpha_k e_k, \quad (44)$$

x – произвольный элемент пространства, α_k – коэффициенты разложения.

Опишем пошагово алгоритм построения одной из возможных таких систем. Зафиксируем параметр w . Первым элементом выберем N-волну, начинающуюся в первом отсчёте по времени и длиной n отсчётов. Следующим элементом возьмём U-волну такой же длины, расположенную во втором отсчёте и сдвинутую на один отсчёт. Так будем в нечётных узлах сетки располагать сдвинутые N-волны, а в чётных – сдвинутые U-волны, пока не сформируем T элементов. Умножением на число ни из какой волны нельзя получить никакую другую, следовательно, каждая волна является линейно независимой от других. Таким образом, мы получили систему функций, которые отличаются сдвигом по времени с шагом в два отсчета. Поскольку получился набор T линейно независимых ненулевых векторов, он образует в пространстве размерности T базис.

Убедиться в том, что построенная система линейно независима, можно и численно, для этого составим квадратную матрицу A размера $T \times T$, T – длина сигнала. Столбцами матрицы A будут значения функций построенной системы в каждый момент времени: на пересечении t -ой строки и i -го столбца будем располагать значение элемента построенной системы с порядковым номером i в момент времени t .

Чтобы показать линейную независимость системы, достаточно показать, что ранг матрицы равен ее размерности. Проведенные вычислительные эксперименты

с разными n от 1 до 10^4 показали, что в данном диапазоне ранг такой матрицы оказывается равен длине сигнала. В соответствии с теоремой из линейной алгебры о ранге матрицы [18], построенная таким образом система функций образует базис в пространстве сигналов, таким образом, показано, что дискретный сигнал на равномерной сетке конечной длины можно представить как линейную комбинацию из N- и U-волн.

Отметим, что возможно было бы строить систему иначе и располагать пару волн в каждой второй точке, полученная таким образом система тоже является базисом.

Заметим, что построенный базис не является ортогональным: хотя N- и U-волны, расположенные в одной точке, и ортогональны друг другу, две сдвинутых относительно друг друга N-волны в общем случае ортогональными не являются. Обнаруженная закономерность может быть полезна для решения задачи декомпозиции сигналов на более простые составляющие.

2.4. Метод декомпозиции сигнала на составляющие известной формы

Метод решения задачи декомпозиции состоит из двух последовательных шагов. На первом шаге зададим модель сигнала $\xi(t)$ как суперпозицию сигналов, отраженных от различных слоев атмосферы на разной высоте, и потому обладающих разными задержками во времени и амплитудами, и аддитивного случайного шума [15]:

$$\xi(t) = \sum_{k=1}^K [a_k N_k(t - t_{0,k}) + b_k U_k(t - t_{0,k})] + v(t), \quad (45)$$

$t = t_1, \dots, t_n$ - времена приходов отдельных импульсов сигнала, погрешности $v(t)$ некоррелированны, обладают нулевым средним и не зависящей от времени дисперсией, число пар волн K является гиперпараметром модели. В матричной

форме (45) можно записать в виде: $\xi = Af + \nu$, где $f = \{a_1, b_1, \dots, a_K, b_K\}$. Далее методами теории измерительно-вычислительных систем [27] строится наилучшая оценка вектора f (т.е. коэффициентов линейной комбинации). Эта оценка имеет вид $\tilde{f} = R\xi = RAf + R\nu$, где линейное преобразование R является решением задачи на минимум:

$$\inf_R \{\|RA - I\|^2, M\|\nu\|^2 \leq \varepsilon\}, \quad (46)$$

в которой минимизируется отличие RA от тождественного преобразования при ограничении на величину среднего квадрата нормы шума ν . Задача декомпозиции заключается в оценке числа регистрируемых волн K , их амплитуд a_k, b_k и времен задержек $t_{0,k}, k = 1, \dots, K$.

Для решения задачи поиска участков заданной формы в сигнале можно воспользоваться методами морфологического анализа [29]. Для автоматической оценки времен прихода импульсов большой мощности, можно воспользоваться вейвлет-преобразованием [62].

При заданном K и гауссовой погрешности оценку параметров волн получим как оценку максимального правдоподобия, что приводит к задаче на минимум:

$$\min_{w_m, t_{0,m}, a_m, b_m} \sum_{j=1}^T \left| \xi(t_j) - \sum_{k=1}^K [a_k N_{w_k}(t_j - t_{0,k}) + b_k U_{w_k}(t_j - t_{0,k})] \right|^2, \quad (47)$$

где индекс m пробегает все целые значения от 1 до K . Данная задача является сугубо многомерной и ее решение вычислительно ресурсоемко, причем важно удачно выбрать начальное приближение.

На втором шаге выбираются только такие координаты вектора f , модуль которых превосходит заданный порог. Все остальные координаты, модуль которых меньше порога, обращаются в ноль. После такой фильтрации мы получаем наиболее крупные компоненты N- и U- инфразвукового сигнала. Опишем быстрый

алгоритм, которым можно воспользоваться, чтобы найти приближенное решение задачи (47).

2.5. Описание эффективного алгоритма нахождения параметров волн

Алгоритм состоит из двух частей – грубой оценки коэффициентов методом решения системы уравнений для нахождения начального приближения и вычисления более точной поправки путем процедуры нелинейной минимизации с ограничениями.

В качестве первого приближения положим все $w_k = w$, $k = 1, \dots, K$. Здесь для поиска нулевого приближения предполагается, что все приходящие волны порождены одним источником, и поэтому имеют равную полуширину. Параметр w можно оценить, пользуясь его связью с частотой максимума Фурье-спектра N - и U -волны (43):

$$w \approx \frac{1}{3f_{max}}. \quad (48)$$

Далее сведем (47) к решению системы уравнений относительно a_k и b_k , $k = 1, \dots, K$, для этого формально положим, что в каждый m -ый момент времени может начинаться пара N - или U -волн ($m \geq 2$, чтобы число неизвестных коэффициентов не превышало длины сигнала):

$$\xi = Ax. \quad (49)$$

Вектор ξ есть экспериментальный сигнал, столбец x содержит неизвестные коэффициенты a_k и b_k , а матрица A составлена из значений N - и U -волн в соответствующие эквидистантные моменты времени как было описано выше. В первом и втором столбцах матрицы стоят значения волны, начинающиеся в начальный момент времени, в следующей паре столбцов – волны, сдвинутые на m отсчетов по времени вправо и так далее.

Как показано выше, построенная таким образом система функций, составленная из N - и U -волн, является базисом, то есть любой вектор (сигнал) произвольной размерности можно представить в виде линейной комбинации этих волн, взяв достаточно большое их число.

Наконец, решив систему уравнений (49), получим все параметры волн, и оставим из них только K пар волн с наибольшей амплитудой, и используем найденные значения параметров в качестве начального приближения в процедуре нелинейной минимизации, ограничив диапазон значений, на который могут измениться аргументы $w_k, t_{0,k}, a_k, b_k$. Такой подход позволяет намного быстрее оценить значения параметров.

Для оценки качества аппроксимации используют различные математические критерии, называемые функциями потерь. Предлагается в качестве функции потерь L рассматривать корень из квадратичного отклонения восстановленного сигнала f от исходного ξ (так называемая метрика RMSE). Для нормировки величина отклонения делится на норму исходного сигнала. Декомпозиция представляет сигнал в виде конечного набора волн (45), поэтому область U , по которой будет вычисляется невязка, разумно выбрать в виде объединения областей, которые аппроксимируются волнами – а именно, окрестностью полуширины $2w$ вокруг центров волн [15]:

$$L(\xi, f) = \frac{\sqrt{\int_{t \in U} (\xi(t) - \sum_{k=1}^K [a_k N_{w_k}(t - t_{0,k}) + b_k U_{w_k}(t - t_{0,k})])^2 dt}}{\sqrt{\int_{t \in U} \xi^2(t) dt}}, \quad (51)$$

$$U = \bigcup_{k=1}^K [t_{0,k} - 2w_k; t_{0,k} + 2w_k]. \quad (52)$$

2.6. Результат декомпозиции атмосферных акустических сигналов

Рассмотрим результаты применения предложенного метода к реальным атмосферным сигналам. На рисунке 2.5 показан результат работы алгоритма декомпозиции на примере сигнала, зарегистрированного в Цимлянске в 1990 году от взрыва мощностью 20-70 килотонн, полученного на большом расстоянии от источника, амплитуда в условных единицах. Сигнал аппроксимирован $K=20$ парами волн. Видим крупный приход в области 35-40 секунд, задача метода – подобрать параметры волн таким образом, чтобы восстановленный сигнал оказался как можно ближе к исходному. Красной кривой (модель 1) показан восстановленный сигнал с помощью решения уравнения (45), взяты K его решений с наибольшей амплитудой. Синяя кривая (модель 2) есть результат уточнения параметров волн с помощью процедуры нелинейной оптимизации, где в качестве начального приближения выбраны параметры, полученные при решении моделью 1. Видно, что после этой процедуры невязка уменьшилась примерно на 40 процентов, при этом дополнительные вычисления не потребовали чрезмерно больших ресурсов.

На рисунке 2.6 сверху показано распределение величины коэффициентов для каждой волны, каждая точка отражает положение и квадрат амплитуды волны. Видно, что расположение волн соответствует их позициям на рисунке 2.5. Заметим, что большинство коэффициентов малы, таким образом, число значимых волн невелико. На рисунке 2.6 снизу показан график зависимости величины коэффициентов по их убыванию: наблюдается небольшое число крупных приходов, заметно превышающих остальные.

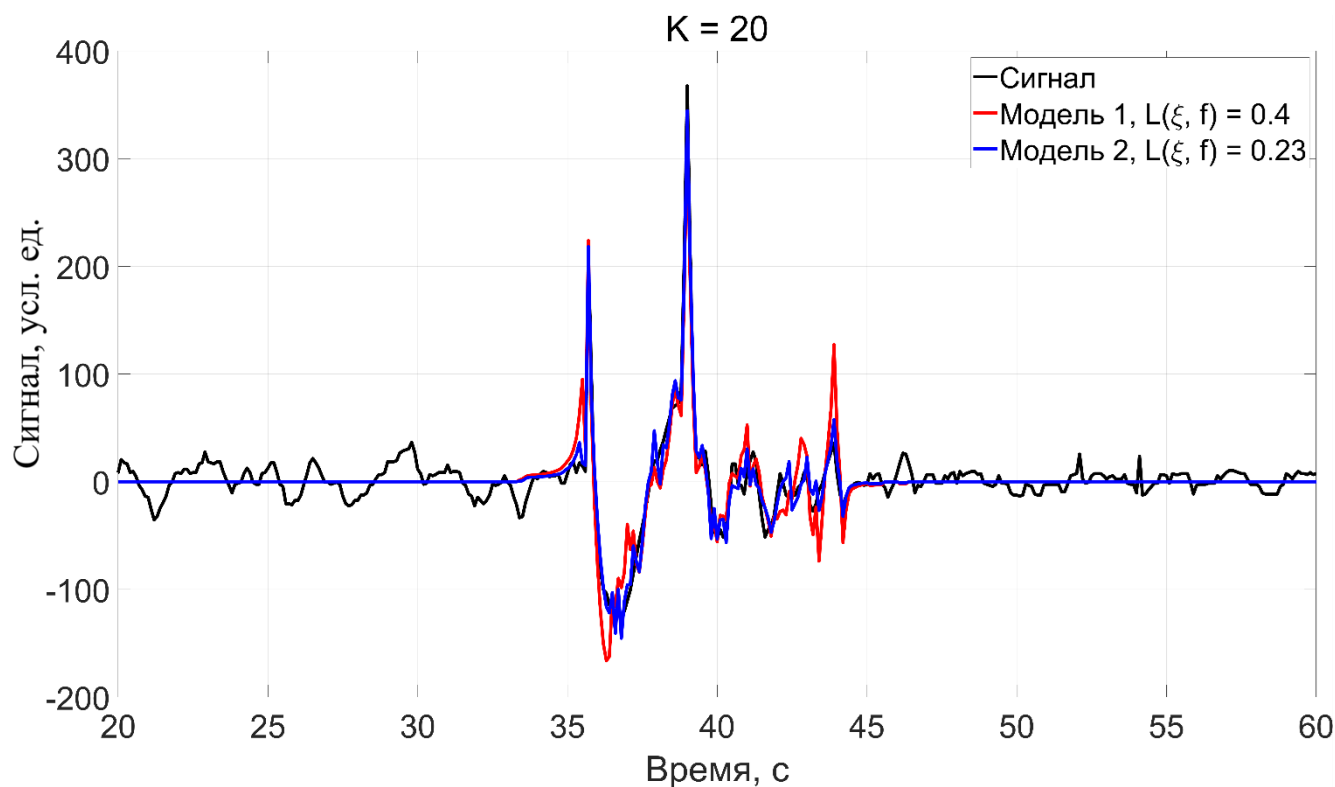


Рисунок 2.5. Исходный сигнал и его аппроксимация двумя моделями при помощи $K=20$ пар волн.

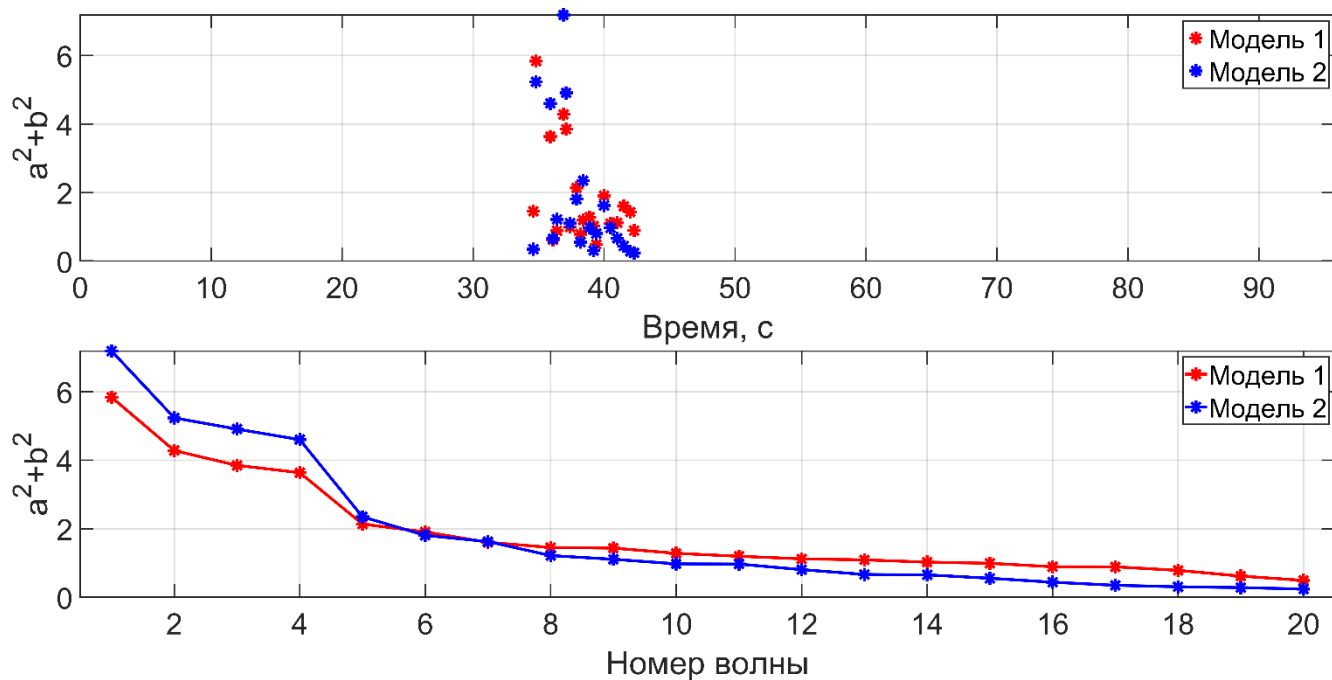


Рисунок 2.6. Сверху – положения волн и квадраты их амплитуд; снизу - график коэффициентов, отсортированных по убыванию квадрата амплитуды.

На рисунке 2.7 показан пример декомпозиции того же сигнала с помощью 4 пар волн. Несмотря на малое число слагаемых, аппроксимация работает адекватно.

Метод в первую очередь стремится аппроксимировать наиболее крупные импульсы, так как функция потерь задана в виде квадратичного отклонения. Также заметим, что в областях, где волн нет, сигнал аппроксимирован нулевым значением – это связано с предположением о нулевом среднем шумовой составляющей.

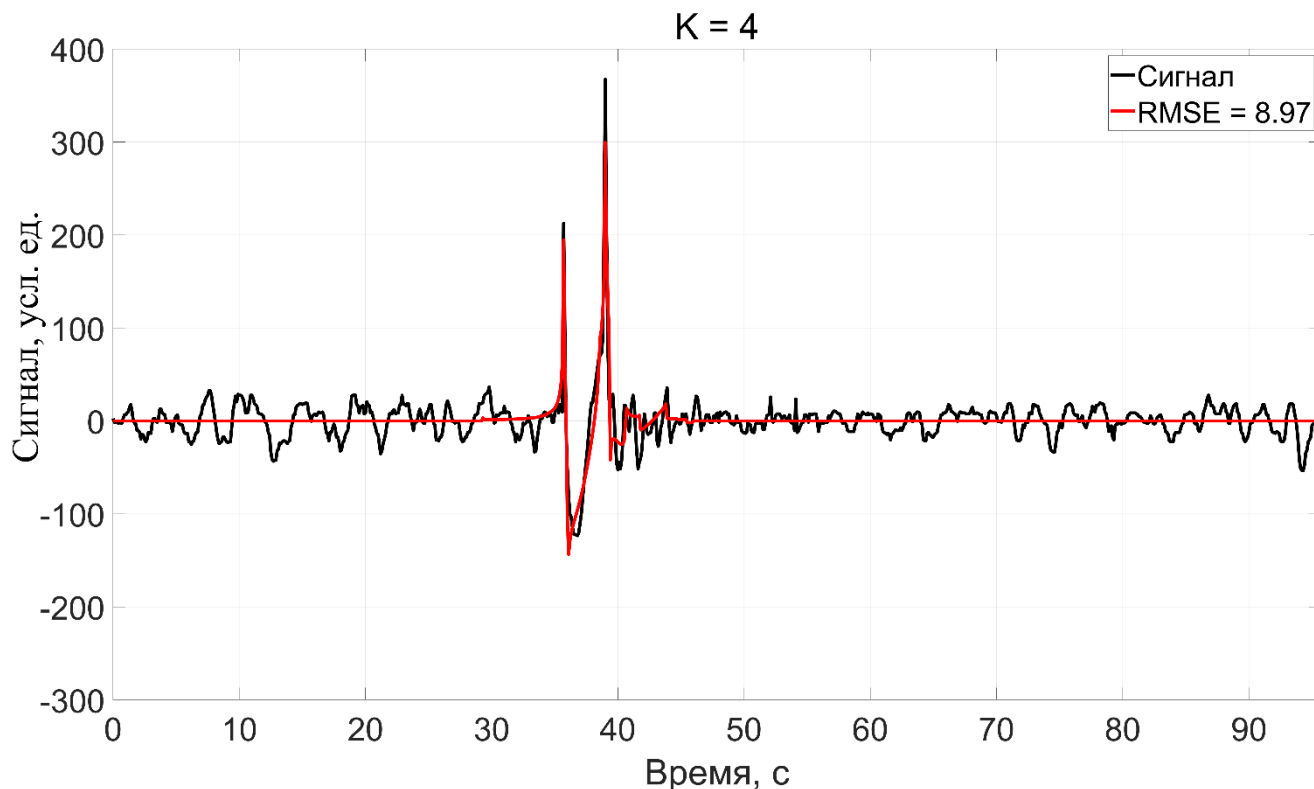


Рисунок 2.7. Декомпозиция сигнала $K=4$ парами волн.

На рисунке 2.8 изображен результат декомпозиции того же сигнала, но большим числом волн $K=75$, коэффициенты которых подобраны при помощи нелинейной оптимизации. Можно заметить, что среднеквадратичное отклонение практически не изменилось, однако в модели появились волны, аппроксимирующие и малые возмущения, причём преимущественно справа от основного прихода. Видимо, это связано с особенностью реализации алгоритма.

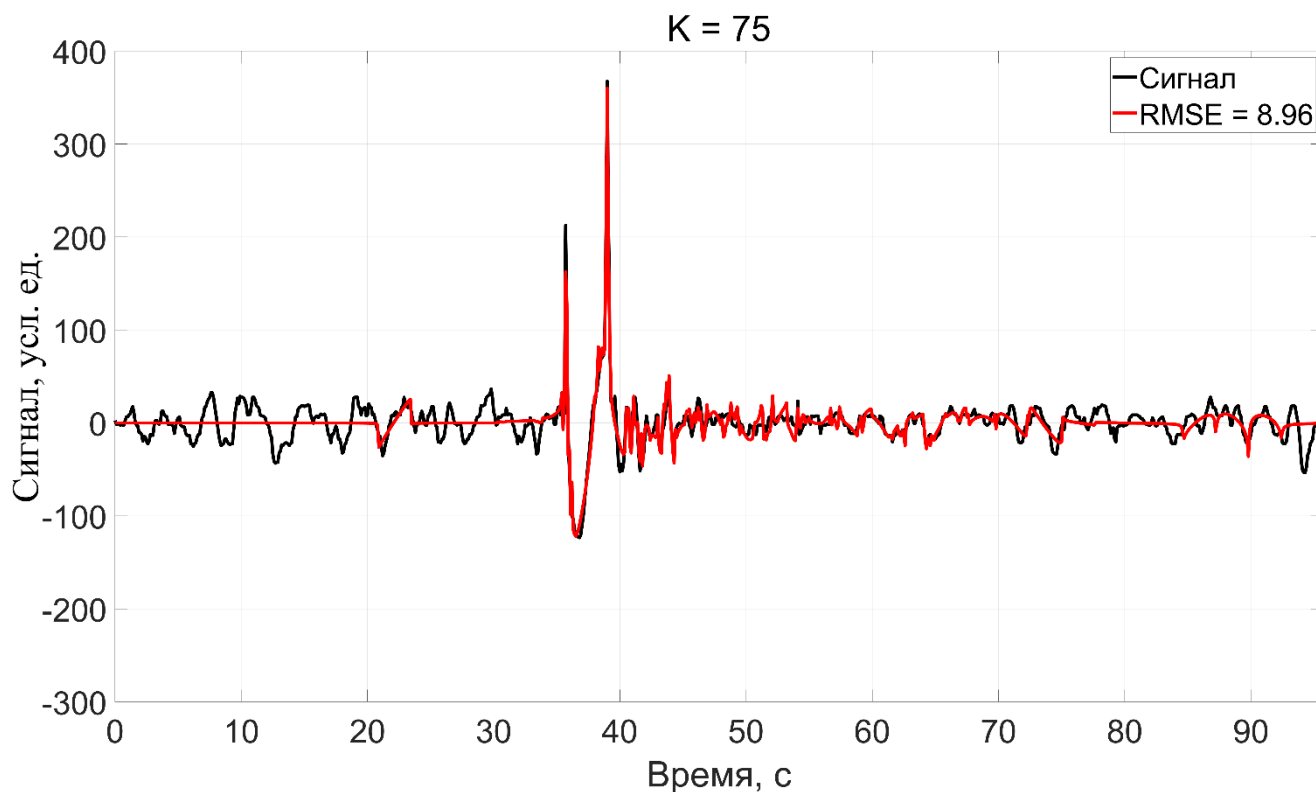


Рисунок 2.8. Результат декомпозиции сигнала $K=75$ парами волн. Видно, что начинают приближаться также побочные экстремумы.

В ортогональном базисе (например, в базисе из синусов и косинусов в ряде Фурье) коэффициенты определяются независимо друг от друга. Это означает, что добавление нового слагаемого не меняет уже найденные коэффициенты и гарантированно не ухудшает аппроксимацию в смысле нормы ошибки.

В неортогональном базисе коэффициенты взаимосвязаны, и при добавлении нового слагаемого все коэффициенты могут измениться, и новое приближение может оказаться хуже.

На рисунке 2.9 приведён график зависимости невязки от числа используемых волн для сигнала, показанного на рисунках 2.7–2.8. Здесь число волн – это количество наибольших коэффициентов взятых из решения СЛАУ (49). Видно, что спад немонотонный, это связано прежде всего с неортогональностью построенного базиса, а также, возможно, с нахождением алгоритмами оптимизации локального минимума.

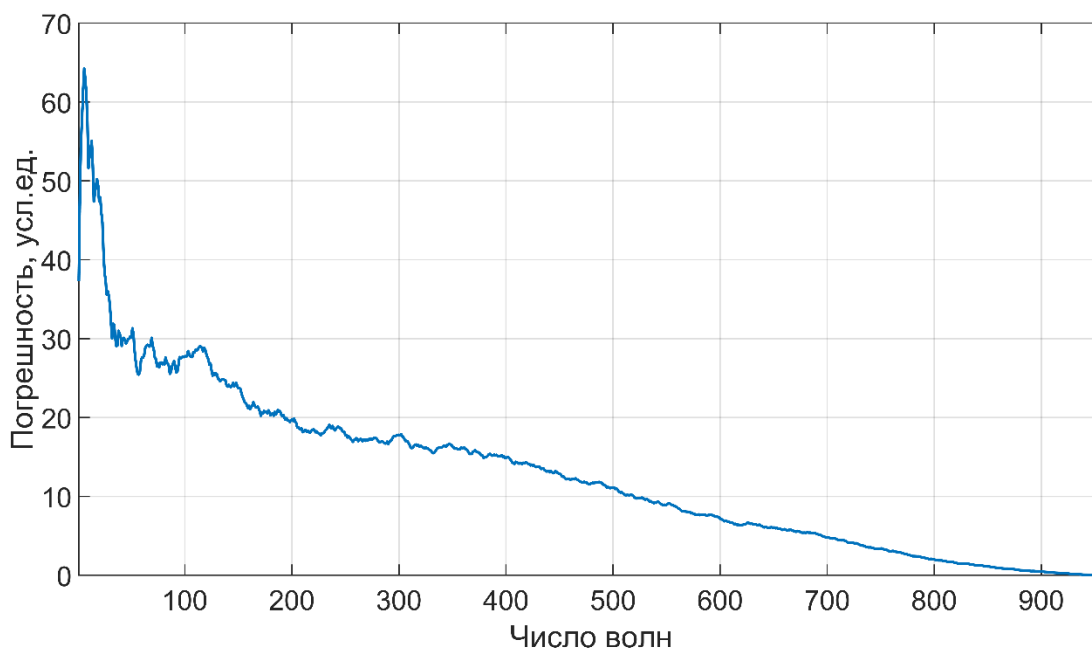


Рисунок 2.9. График зависимости невязки от числа используемых волн.

Однако при числе волн, равной размерности сигнала, погрешность обращается в ноль, как и должно быть по определению базиса [18].

2.7. Выводы к Главе 2

В главе 2 построена модель акустического сигнала в виде суммы N- и U-волн с различными амплитудами, задержками и ширинами. Метод представляет акустический сигнал в виде суперпозиции компонент известной формы, другими словами, находит заданные шаблоны в сигнале. В настоящей работе декомпозиция продемонстрирована на примере выделения из сигнала N- и U-волн, однако, гибкость алгоритма позволяет выбрать в качестве базовых функций в матрице A (49) линейно независимые сигналы произвольной формы.

Показано, что система функций, составленная из сдвинутых во времени N- и U-волн, образует базис в пространстве дискретных сигналов конечной длины, заданных на равномерной сетке, что позволяет представить любой сигнал из указанного класса в виде разложения по данному базису.

Сочетание методов решения системы уравнений и нелинейной оптимизации функции многих переменных позволяет добиться более высокой точности аппроксимации при относительно небольших вычислительных затратах. Построены графики аппроксимации сигналов наборами из нескольких волн, приведён график зависимости невязки от числа используемых волн.

Данные декомпозиции позволяют оценивать параметры сигнала, и поэтому могут оказаться полезными для задач зондирования атмосферы – задержка сигнала связана с высотой слоя, от которого произошло отражение, а амплитуда сигналов характеризует интенсивность их отражения.

ГЛАВА 3. КЛАССИФИКАЦИЯ АКУСТИЧЕСКИХ СИГНАЛОВ МЕТОДАМИ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ³

3.1. О методах машинного обучения

Искусственный интеллект (ИИ) представляет собой междисциплинарную научную область, сформировавшуюся в середине XX века в рамках кибернетики и ориентированную на создание технических систем, способных выполнять интеллектуальные операции, традиционно считавшиеся исключительно человеческими. В ходе своего развития предметное поле ИИ претерпело принципиальную трансформацию: от задач формального логического вывода и экспертных систем к доминирующей в настоящее время парадигме машинного обучения, при которой поведение системы формируется не путём прямого программирования, а в результате автоматического извлечения знаний из эмпирических данных.

Машинное обучение, как подраздел ИИ, изучает методы и алгоритмы, обеспечивающие способность вычислительных систем выявлять статистические закономерности в многомерных данных без необходимости явного задания правил для каждого частного случая. В зависимости от характера доступной информации различают три фундаментальные модальности обучения. Обучение с учителем (supervised learning) решает задачи регрессии и классификации при наличии достоверной априорной разметки данных [42, 89]. Обучение без учителя (unsupervised learning) реализует кластеризацию, снижение размерности и обнаружение аномалий в условиях отсутствия заранее подготовленных меток [40, 112]. Обучение с подкреплением (reinforcement learning) формирует стратегию поведения агента в среде на основе сигнала вознаграждения, когда множество

³ Результаты исследования, представленного в третьей главе диссертации, опубликованы в [Zakirov et al., 2024]

«правильных» решений не задано эксплицитно, но доступна оценка качества принятых действий.

Задача классификации заключается в разработке метода, позволяющего отнести объект (наблюдение, явление) к одному из заранее определённых классов (категорий, типов) на основании набора его признаков и характеристик. В контексте настоящей Главы под искусственным интеллектом понимается совокупность методов, ориентированных на решение задач классификации атмосферных инфразвуковых сигналов.

Метод главных компонент (Principal Component Analysis, PCA) — это линейный статистический метод редукции размерности [16, 40, 49, 50]. В задачах физики атмосферы наблюдаемые параметры (температура, влажность, скорость ветра и др.) часто демонстрируют выраженную пространственно-временную корреляцию [112], обусловленную физическими процессами переноса, волновой активности и телеконнекцией. PCA позволяет выделить ортогональный базис эмпирических ортогональных функций, вдоль которых дисперсия поля максимальна, и ранжировать их по доле объяснённой дисперсии. Первые несколько главных компонент часто интерпретируются как доминирующие режимы изменчивости — например, Североатлантическое колебание или Эль-Ниньо, — тогда как остальные компоненты относят к «шумовой» части. Таким образом, PCA обеспечивает компактное представление исходного поля высокой размерности через ограниченный набор некоррелированных временных рядов (главных компонент) и соответствующих пространственных шаблонов, что существенно упрощает последующий физический анализ и моделирование.

Можно представить это как поиск такой системы координат (рисунок 3.1), вдоль первой оси которой разброс наиболее сильный, вдоль второй — меньше, третьей — еще меньше и так далее, причем получаемая система векторов ортогональна.

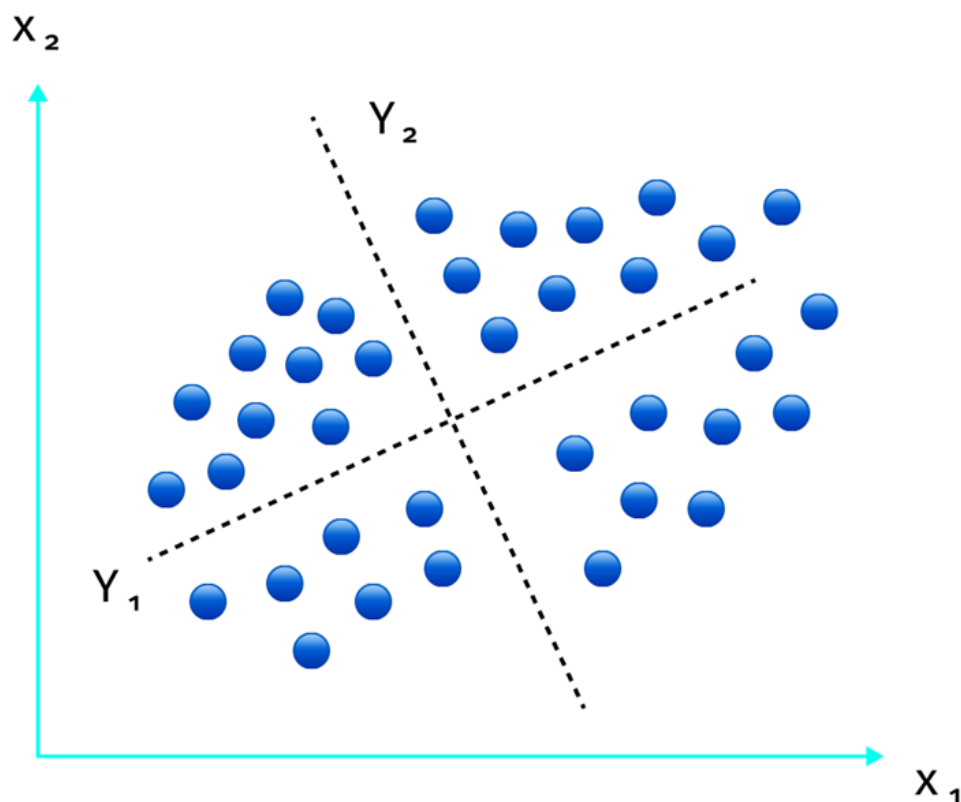


Рисунок 3.1. Наглядное представление главных компонент: вдоль первой компоненты разброс максимален, вдоль второй – меньше, причем эти направления перпендикулярны.

Помимо визуализации, PCA служит инструментом компактного представления данных: она отбирает несколько ортогональных направлений, по которым разброс максимален, и проецирует на них исходное многомерное поле. В результате высокая размерность сводится к малой, при этом сохраняется подавляющая доля общей дисперсии; это облегчает последующий анализ, снижает вычислительные затраты и подавляет линейный шум.

Метод главных компонент является важной методикой при анализе данных, имеющей довольно наглядную интерпретацию и позволяющей сократить размерность данных, в определённом смысле потеряв наименьшее количество полезной информации. Он основан на сингулярном разложении (SVD), которое широко применяется для сжатия изображений, анализа текстов и изображений [112], работы рекомендательных систем, анализа многочастичных молекулярных систем [49, 50] и во многих других приложениях.

Однако, при использовании РСА важно помнить о потере интерпретируемости данных, так как новые переменные (главные компоненты) могут быть абстрактными комбинациями исходных признаков и не иметь физического смысла. Также требуется центрировать данные, чтобы нивелировать систематическое смещение данных относительно нуля. Метод РСА предполагает линейные зависимости между переменными, и чувствителен к выбросам и нелинейным связям, что в определенных случаях может быть ограничивающим фактором.

Описание формы сигналов различных источников на фоне шумов является фундаментальной проблемой. Большинство источников большой мощности, такие как взрывы и извержения вулканов, вырабатывают короткие и мощные импульсы давления. Спектр таких сигналов оказывается очень широким. По мере удаления от источника в спектре затухают высокие частоты. Также, на сигнал накладывается фоновый шум, оказывает влияние нелинейность и турбулентность среды, и возмущения, связанные со сдвигами компоненты ветра вдоль трассы распространения. Кроме того, регистрируется ряд приходов, частично отраженных от множественных неоднородностей показателя преломления звука в атмосфере.

В такой ситуации необходимо анализировать приходы с точки зрения некоторого инварианта, характерного для всех сигналов заданного класса. В морфологическом анализе, разработанном профессором Ю.П. Пытьевым, таким инвариантом является форма в широком смысле. Однако главной проблемой является априорная неизвестность формы сигнала, поэтому в настоящей главе предлагается метод, позволяющий построить форму на основе экспериментальных данных при помощи метода главных компонент.

В качестве основы для построения формы рассматриваются изображения вейвлет-спектров сигналов. При этом предполагается, что вейвлет-спектры сигналов, принадлежащих одному классу, линейно связаны между собой. Данное

допущение позволяет использовать PCA для выявления инвариантной структуры, общей для анализируемых сигналов одного класса.

3.2. Алгоритм построения формы изображений методом главных компонент

Пусть задан набор изображений $\{f_1, f_2, f_3, \dots, f_n\}$, описывающих некоторое физическое явление (в рассматриваемом случае – вейвлет-спектры атмосферных сигналов от некоторого источника). Ключевым требованием к исходным данным является их пространственная согласованность – все элементы выборки должны иметь одинаковую размерность. Данное ограничение не снижает общности благодаря существованию стандартных алгоритмов ресамплинга [69], обеспечивающих приведение сигналов к одной размерности.

Формально, каждое изображение представляется как точка в m -мерном пространстве: $f_i \in R_m, i = \overline{1, n}$, совокупность таких точек образуют некоторое облако точек, причем из-за наличия шума эти точки будут аппроксимироваться линейными многообразиями лишь приближенно. Матрицу можно «развернуть» в вектор множеством способов: последовательно записывать столбцы, строки, диагонали или в любой другой заранее фиксированной последовательности — критично лишь то, чтобы правило перестановки элементов было однозначно и обратимо.

Каждый сигнал f_i записывается в виде столбца, объединяя n таких столбцов, составим матрицу $A \in R_{m \times n}$, где m - количество отсчётов в каждом сигнале, а n – общее число сигналов. Для любой вещественной матрицы A существует сингулярное разложение (SVD). Сингулярное разложение представляет матрицу A в виде:

$$A = U \Sigma V^T, \quad (53)$$

где матрица Σ – диагональная с сингулярными числами в порядке неубывания, а матрицы U и V – ортогональны: их столбцы составляют ортонормированные базисы левых и правых сингулярных векторов соответственно.

Вычисление главных компонент может быть сведено к процедуре сингулярного разложения (SVD). Численные реализации сингулярного разложения встроены в большинство современных инженерных пакетов. При большой размерности матрицы вместо полного SVD эффективнее вычислять экономичное разложение, сохраняя лишь $r \leq \min(m, n)$ наибольших сингулярных значений и соответствующие столбцы U и V ; это снижает сложность и уменьшает потребление памяти без потери точности восстановления данных.

Матрица U в задаче анализа изображений получает ясный смысл: каждый вектор-столбец длиной задаёт базисный шаблон или форму, а набор этих шаблонов образует ортонормированный базис, в котором исходные изображения раскладываются с наилучшим среднеквадратичным приближением, то есть, из всех линейных подпространств размерности r , линейная оболочка, натянутая на r первых векторов этой матрицы, в среднем наилучшим образом приближает весь набор данных. Такой метод позволяет строить формы изображений в автоматическом режиме, если имеется качественная экспериментальная выборка.

3.3. Результаты построения форм изображений спектров

В рассмотрении имеются акустические записи сигналов двух классов: первый – от акустического генератора ИФА на расстоянии около 3 км (13 сигналов), второй – звуки неизвестного источника (но достоверно другого) в Подмоскowie на расстоянии около 20 км от акустического датчика (9 сигналов). Все сигналы имеют частоту дискретизации 1000 Гц.

Экспертом проведена разметка сигналов с указанием, к какому из двух классов относится тот или иной приход, а также определением их точного положения во времени, что позволило сформировать из данных обучающую выборку. Пример сигналов приведен на рисунке 3.2. Исходя из визуальной оценки, в качестве исходных изображений будем вырезать из сигнала участки длительностью в 1 секунду.

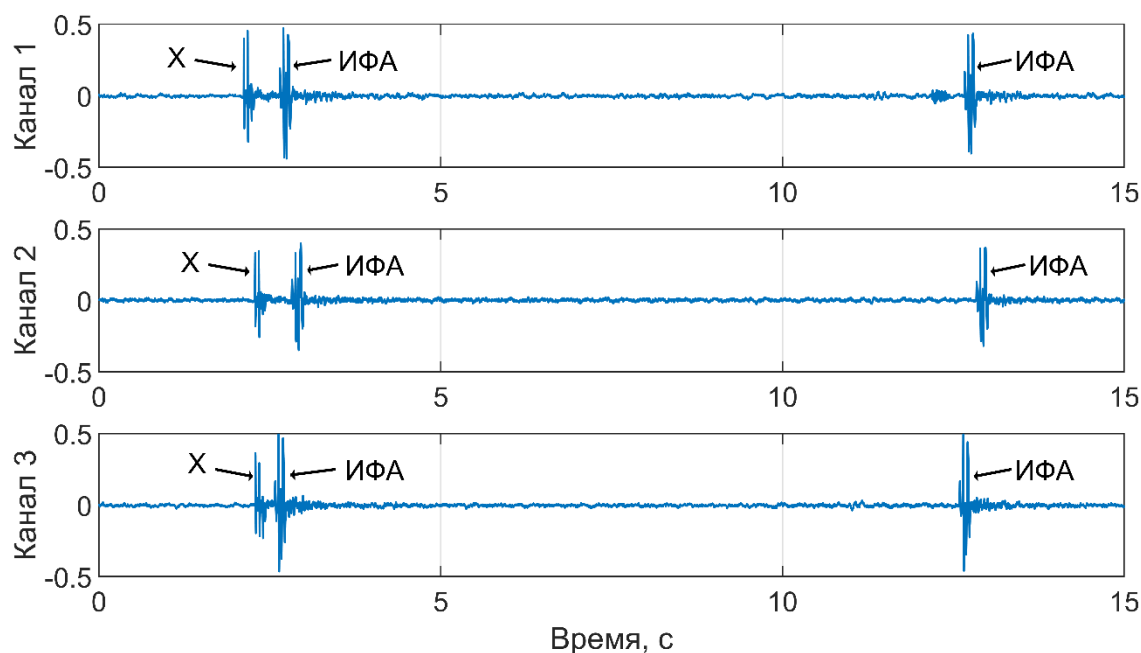


Рисунок 3.2. Сигналы с разметкой о принадлежности к классам и точной локализацией.

По описанному алгоритму сформированы две матрицы — по одной на каждый класс сигналов, и для них вычислено сингулярное разложение. Первые

столбцы U (рисунки 3.3–3.4) задают ортонормированные базисные формы: проекция предъявленного спектра сигнала x на эти векторы даёт его компактное признаковое описание, а линейная комбинация базисных изображений с коэффициентами разложения обеспечивает наилучшее среднеквадратичное приближение x .

Пусть требуется определить, к какой форме ближе предъявленный вектор x . Тогда можно провести цепочку вычислений:

$$\tilde{x} = x - \bar{x}, \quad (54)$$

$$\xi = U_k U_k^T \tilde{x}, \quad (55)$$

где $\bar{\mu}$ – вектор среднего, вычисленный по всей обучающей выборке, U_k – первые k столбцов матрицы U , ξ — это проекция \tilde{x} на подпространство первых k главных компонент.

Эталонной формой в данной работе выбрана только первая главная компонента, $k = 1$. На рисунке 3.3 можно видеть, что для акустического генератора ИФА характерна спектральная картина, морфологически напоминающая пламя свечи, а спектр сигнала от неизвестного источника имеет более сложную полимодальную структуру, напоминающую трезубец (рисунок 3.4).

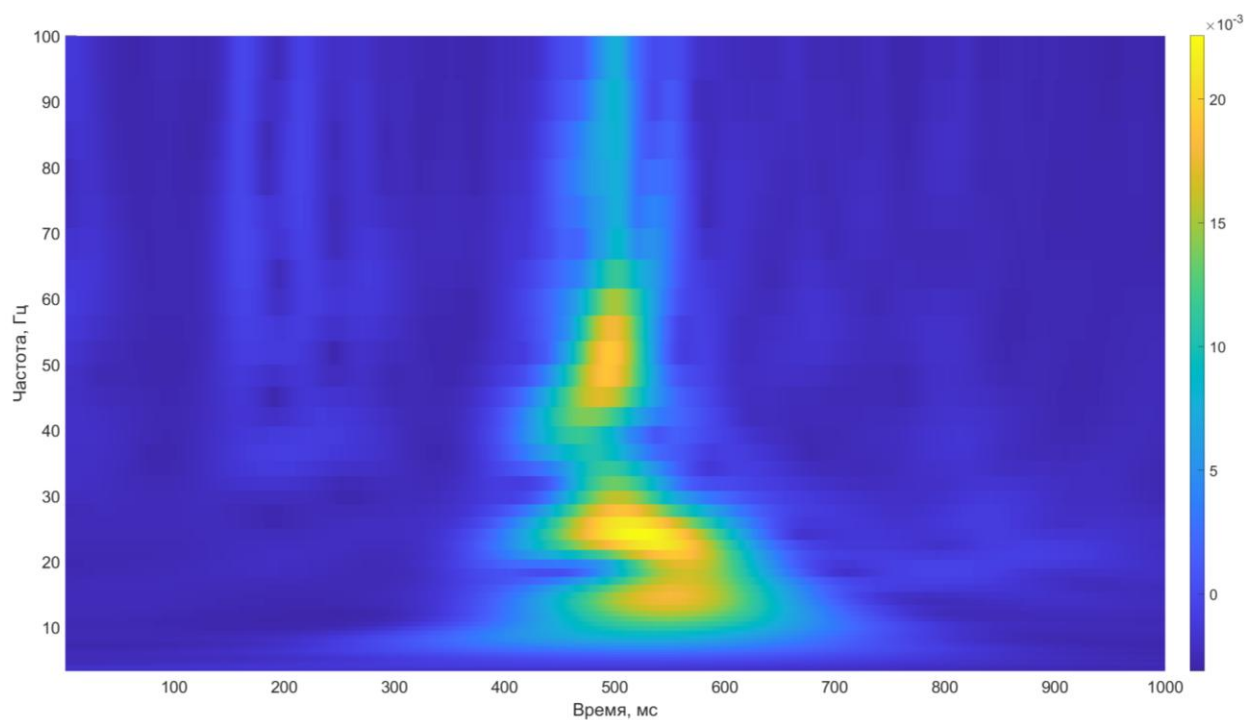


Рисунок 3.3. Форма спектров сигналов от генератора ИФА, полученная как первая главная компонента.

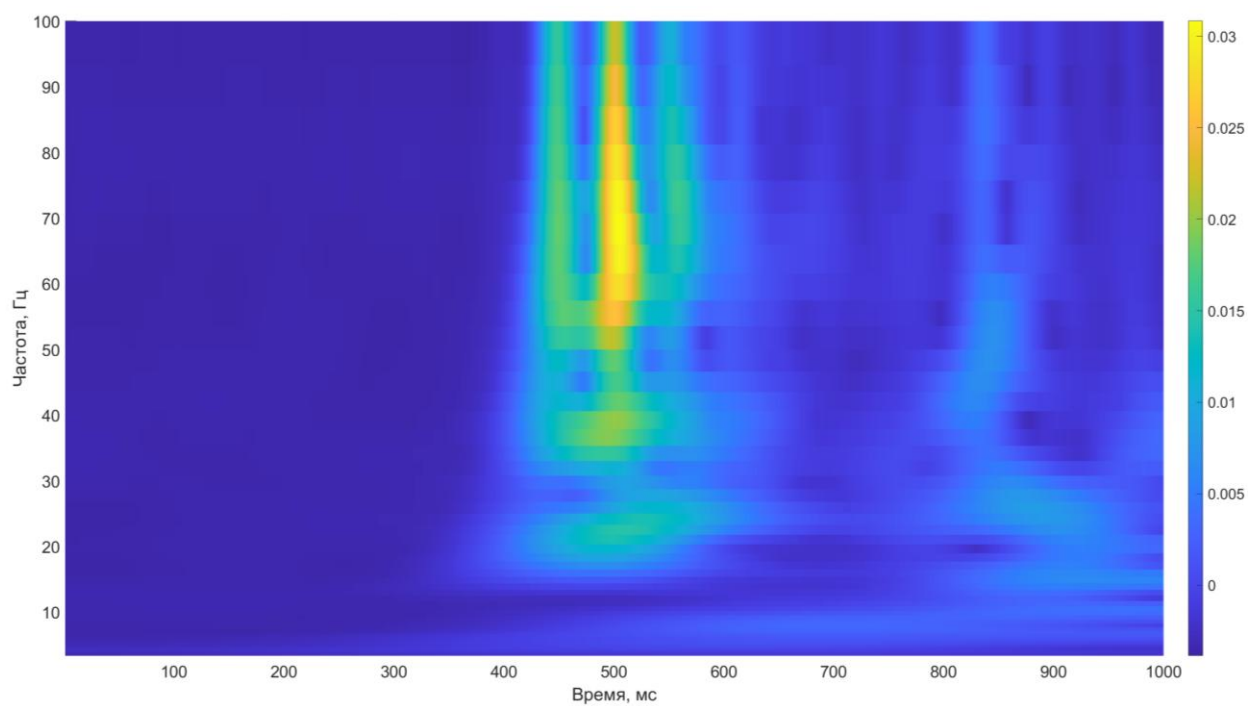


Рисунок 3.4. Форма спектров сигналов от неизвестного источника – первая главная компонента.

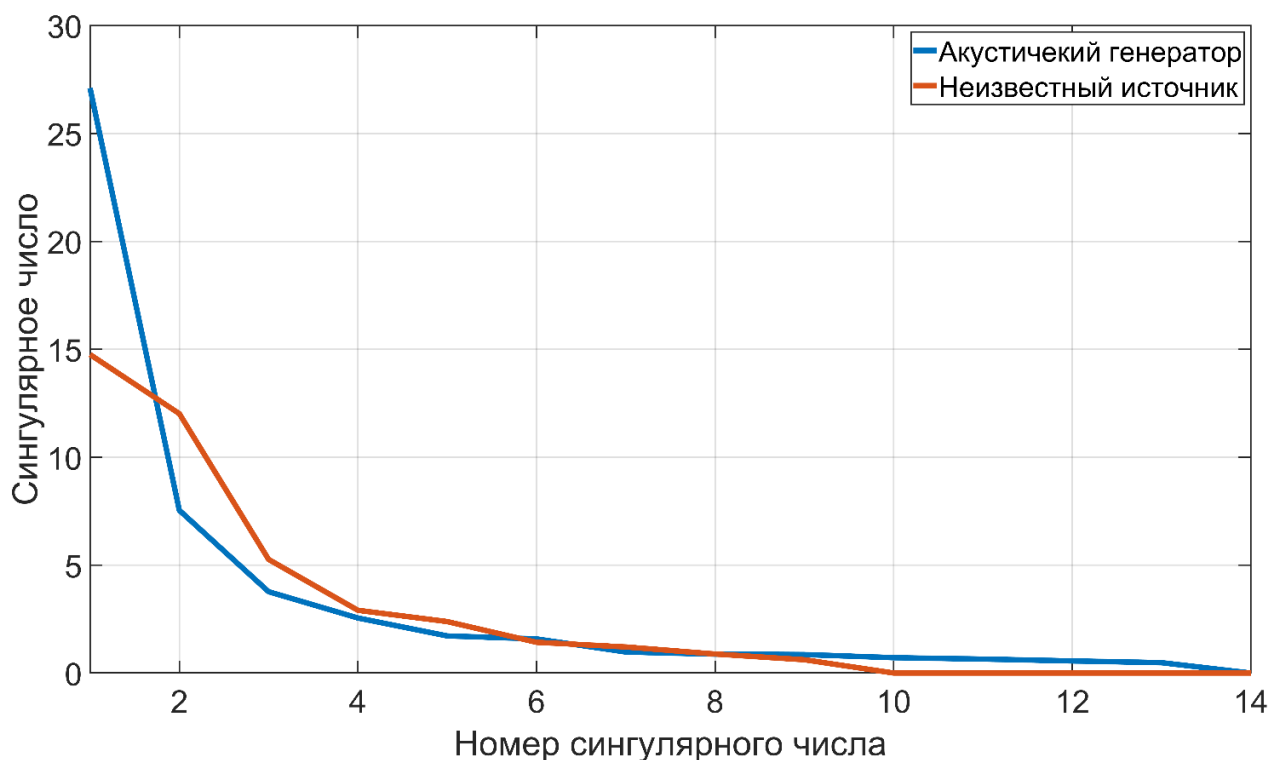


Рисунок 3.5. Распределение сингулярных чисел от их порядкового номера для обоих классов.

На рисунке 3.5 приведена зависимость упорядоченных по убыванию сингулярных чисел σ_i от их номера. Для акустического генератора кривая спадает круто; в работе принято $k = 1$, однако график подсказывает оптимальное значение около 3. Увеличение k не меняет схемы расчёта, а лишь расширяет матрицу U_k . Начиная с номера, равного числу экспериментальных образцов (9 и 13), σ_i обращаются в нуль, как и предписывает ранг матрицы.

3.4. Решение задачи узнавания сигнала

С помощью построенных методом главных компонент форм будем решать задачу узнавания сигнала на фоне шумов. Для этого введем функцию, которая характеризует близость предъявленного спектра к эталонному изображению. Обозначим через Π_c проектор на форму спектров сигналов акустического

генератора ИФА при $c = 1$, или на форму спектров сигналов неизвестного источника при $c = 2$:

$$\Pi_c = U_{c,k} U_{c,k}^T. \quad (56)$$

Через Π_{c_E} обозначим проектор Π_c на ровное поле зрения – оператор, вычисляющий среднее значение всего изображения. Мету схожести спектра на эталон определяем аналогично (29):

$$I_c(\xi) = \frac{\|\Pi_c \xi - \Pi_{c_E} \xi\|^2}{\|\xi - \Pi_c \xi\|^2}, \quad (57)$$

здесь проектор на ровное поле зрения Π_{c_E} введен для того, чтобы малоконтрастные изображения давали малый вклад, а знаменатель показывает, насколько аппроксимация изображения с помощью данной формы далека от реального изображения спектра. Кроме того, благодаря знаменателю происходит нормировка, и отклик алгоритма не зависит от умножения сигнала на число.

Эмпирически установлено, пороговые значения 0.6 и 0.3 соответственно, адекватно разделяют классы: превышение I_1 первого указывает на акустический генератор, превышение I_2 второго — на неизвестный сигнал; если оба значения ниже порогов, спектр относится к шуму.

Рассмотрим работу предложенного алгоритма на реальных сигналах. На верхнем рисунке 3.6 показан сигнал, являющийся объединением двух сигналов, в каждом из которых есть приходы как от генератора, так и от неизвестного источника. На среднем графике показан вейвлет-спектр этого сигнала, а на нижнем – величина двух функционалов, показывающая мету схожести фрагментов спектра к эталонной форме сигналов акустического генератора (красная линия) и сигналов от неизвестного источника (синяя линия).

Видно, что имеется три наибольших локальных максимума (превышающих порог 0.6) на красной линии, и три на синей (выше 0.3). Это корректно согласуется

с исходной разметкой данных: там, где наблюдается красный пик, действительно присутствуют приходы сигналов от акустического генератора, а где синий пик – имеются приходы неизвестного источника (обозначен «X» на графике). На рисунке 3.7 приведен фрагмент 12-16 секунд в более крупном масштабе.

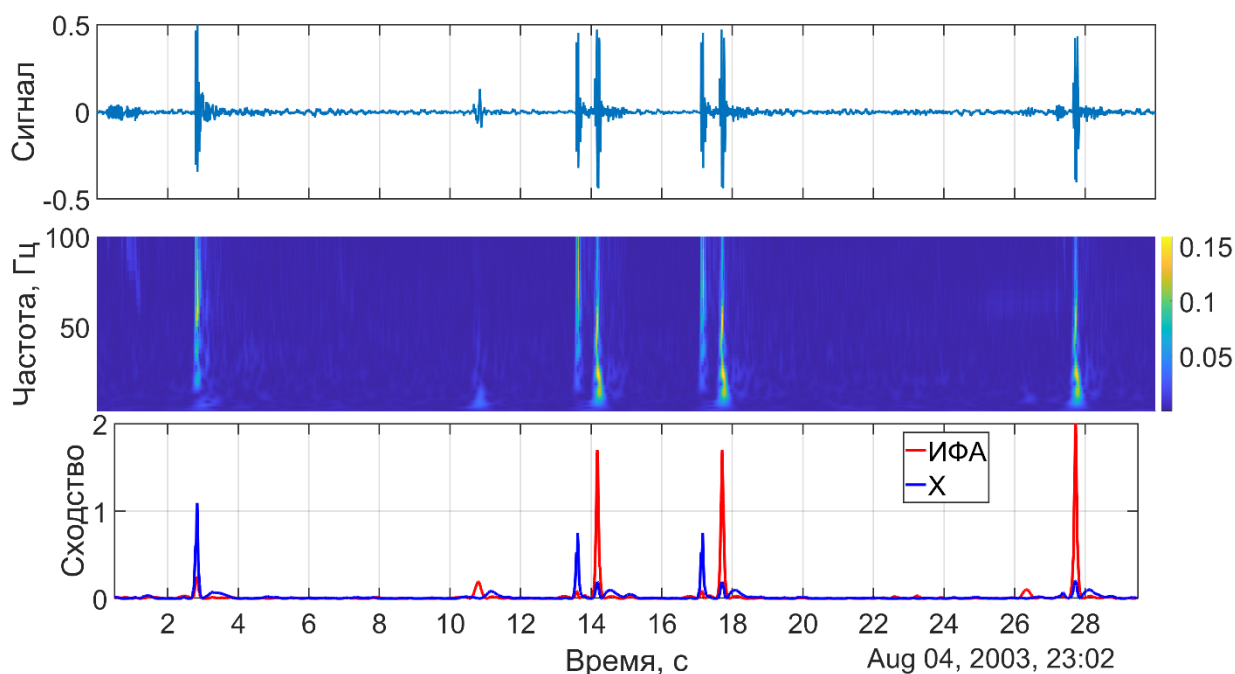


Рисунок 3.6. Верхний рисунок – исходный сигнал, средний – его вейвлет-спектр, нижний – величина схожести участков спектра к эталонной форме источника ИФА (красная линия) и неизвестного источника (синяя линия).

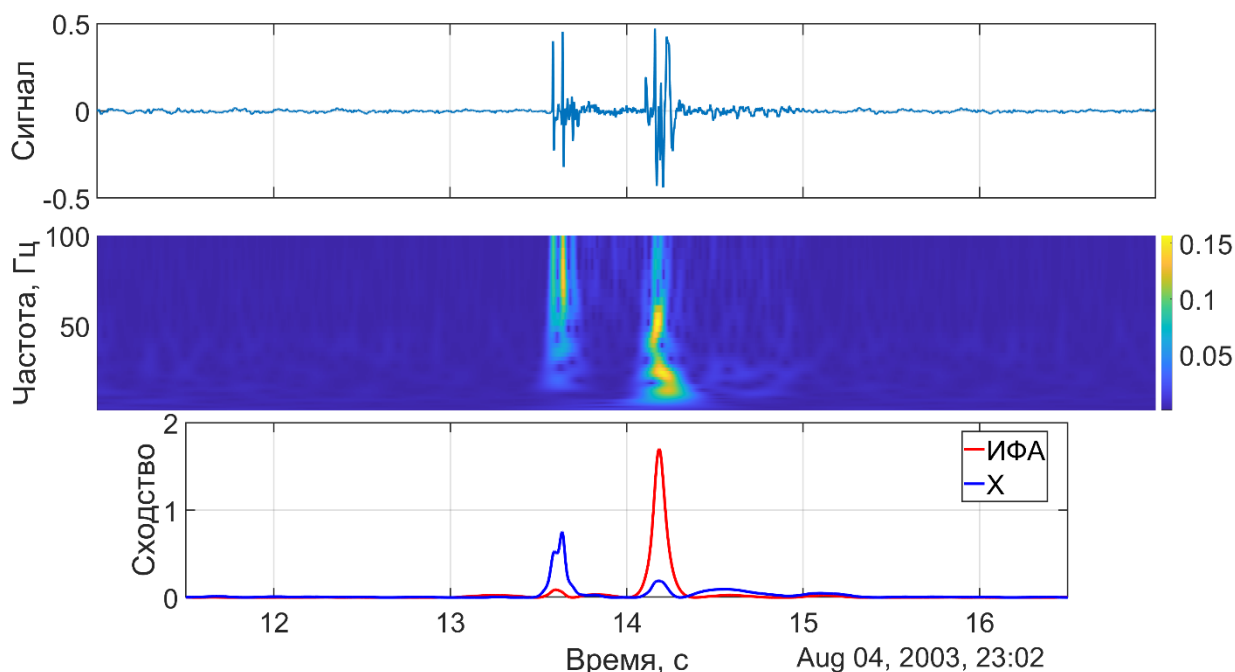


Рисунок 3.7. Фрагмент сигнала в более крупном масштабе, видно, что формы спектров сигналов отличаются, что отражается на значении меры сходства.

Заметим несколько ключевых моментов: во-первых, пики в спектрах возникают согласованно, и именно их амплитуда служит основным критерием разделения классов. Во-вторых, повышение порогового значения повышает избирательность алгоритма, но влечёт за собой риск пропустить слабые, но физически значимые сигналы; понижение порога, наоборот, уменьшает вероятность «ложного пропуска», однако увеличивает долю ложных срабатываний. Таким образом, выбор порога является компромиссом между чувствительностью и специфичностью, и его оптимальное значение определяется эмпирически на представительной выборке данных. Наконец, при изменении числа главных компонент k спектральная энергия проецируется на другое подпространство, поэтому пороговые значения пересчитываются повторной калибровкой.

Кроме того, импульсы малой мощности вызывают слабый отклик алгоритма: их вейвлет-спектры обладают низкой контрастностью, а в обучающей выборке такие сигналы фактически отсутствовали — эксперт не присваивал им метку. Тем

не менее по значениям $I_c(\xi)$ можно установить, на сигналы какого класса эти приходы больше похожи.

3.5. Архитектура «свёрточной» нейронной сети для классификации сигналов

Искусственные нейронные сети способны автоматически извлекать скрытые признаки и обобщаться на новые образцы без перестройки всего алгоритма, что делает их эффективным средством классификации сигналов в реальном времени [42, 84, 86, 89].

Математически нейросеть задаётся параметрическим отображением $f(\cdot, \theta): R^n \rightarrow R^m$, полностью определяемым вектором весов θ . В задаче классификации этот оператор переводит входной сигнал в вектор апостериорных вероятностей. Обучение сводится к оптимизации θ максимизации правдоподобия на обучающей выборке.

Несмотря на множество архитектур, универсальный каркас нейросети неизменен: последовательность линейных и нелинейных преобразований, нормировка, и иногда skip-связи (пропуск нескольких слоёв). В качестве нелинейности обычно выбирают функцию ReLU:

$$ReLU(x) = \max(0; x), \quad (58)$$

без неё нейросеть сводилась бы к единственной линейной операции, лишаящей сеть способности улавливать сложные закономерности.

В работе построена нейросеть для классификации акустических сигналов. Среди протестированных архитектур оптимальной по точности и сложности оказалась нейросеть, представленная на рисунке 3.8.

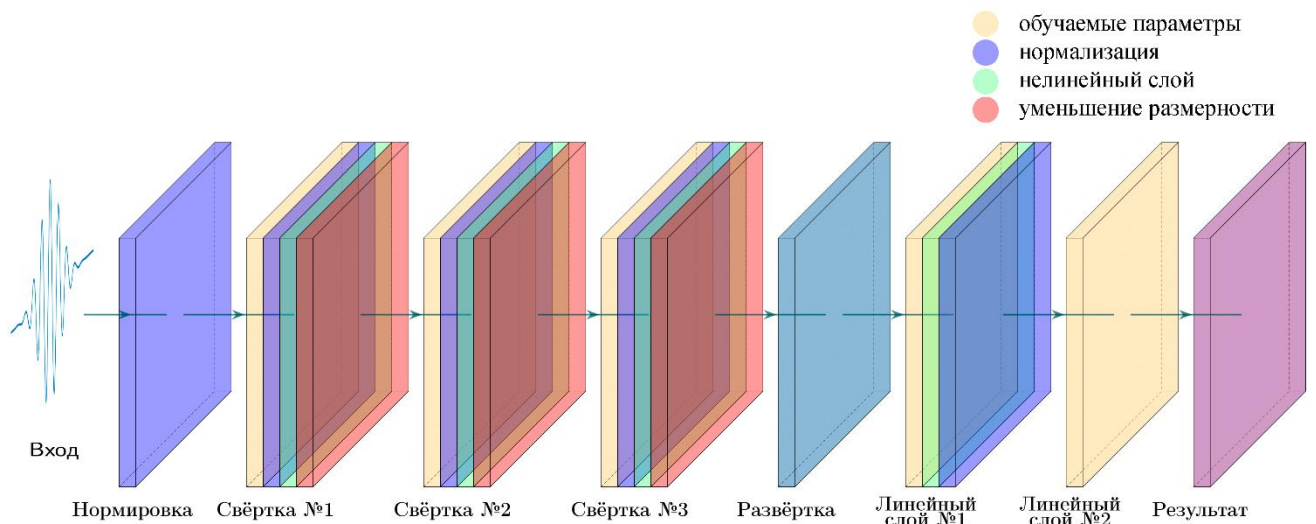


Рисунок 3.8. Архитектура предложенной «свёрточной» нейронной сети.

Входной сигнал предварительно центрируется и масштабируется по среднеквадратичному отклонению: без этой процедуры тихие записи теряются на фоне шумов, а громкие приводят к перепаду градиентов и нестабильному обучению. После нормализации сигнал последовательно проходит три идентичных сверточных блока: свёртку, нормализацию, ReLU-активацию (58) и слой, уменьшающий пространственное разрешение. Формула операции свёртки для одномерного сигнала определяется следующим образом:

$$y(i) = b + \sum_{k=0}^{K-1} x(i+k) \cdot w(k), \quad (59)$$

где x – входной вектор, w – фильтр (ядро) свёртки размера K , b – смещение, y – выходная последовательность. Свёртка представляет собой скользящий фильтр, локализирующий участки, коррелирующие с образцом. Искомые параметры свертки w и b подбираются автоматически в процессе настройки нейросети, разработаны специальные алгоритмы обратного распространения ошибки [102]. Для повышения чувствительности в каждом свёрточном блоке используют несколько каналов [14]: в задаче бинарной классификации достаточно двух, каждый из которых обучается выявлять признаки соответствующего класса, после чего карты признаков объединяются операцией развёртки (конкатенации).

Слой, реализующий уменьшение пространственного разрешения (в англ. pooling) – это скользящее окно, вычисляющее среднее по каждому фрагменту признаковой карты и тем самым уменьшающее её пространственное разрешение:

$$y(i) = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} x(i * s + k), \quad (60)$$

K – размер окна, s – шаг окна, обычно $s = K$. Эта операция может в разы уменьшать длину входного вектора, а следовательно, и количество последующих вычислений.

Действие линейного слоя определяется как матричное умножение:

$$y(x) = W * x + b, \quad (61)$$

где матрица весов W и вектор смещения b – подбираемые параметры модели.

Чтобы оценить качество выбранных коэффициентов, сеть использует обратную связь через функцию потерь — численный критерий, количественно отражающий ошибку классификатора. В задачах бинарной классификации в качестве такого критерия обычно применяют бинарную кросс-энтропию:

$$\mathcal{L} = -(y \cdot \ln(p) + (1 - y) \cdot \ln(1 - p)), \quad (62)$$

где y равно 0 или 1 – метка истинного класса образца y , p – предсказанная нейросетью вероятность. Минимум бинарной кросс-энтропии достигается, когда на выходе формируется вектор с единицей в позиции правильного класса и нулём в остальных; чем дальше распределение вероятностей от этого идеального значения, тем выше величина функции потерь (62).

На заключительном этапе классификационного вывода к выходному вектору $z \in R^K$ применяется операция argmax :

$$l = \operatorname{argmax}_{k=1,K} z_k \Leftrightarrow \max(z_k) = z_l, \quad (2)$$

где K - число классов в задаче. Индекс максимального элемента трактуется как предсказанный класс.

Ввиду ограниченного объёма экспериментальных данных применяется аугментация — контролируемое расширение выборки за счёт внесения искажений в данные: добавление шума, масштабирование, временной сдвиг и др. Обучение ведётся на зашумлённых образцах, а тестирование — исключительно на реальных, что повышает устойчивость и обобщающую способность сети без переобучения на малом множестве исходных сигналов.

3.6. Результаты классификации с применением нейросети

На рисунке 3.9 показан график зависимости функции потерь от номера эпохи. Эпохой называют полный цикл прохода алгоритма через обучающую выборку. Множества тренировочных и тестовых сигналов не пересекаются. График тестовой кривой ведёт себя немонотонно, поскольку в основе методов минимизации лежит градиентный спуск, и алгоритму требуется несколько итераций, чтобы в зашумленных данных определить устойчивое направление оптимального изменения параметров (градиента). Обе кривые убывают при больших номерах эпохи, что говорит об отсутствии эффекта переобучения.

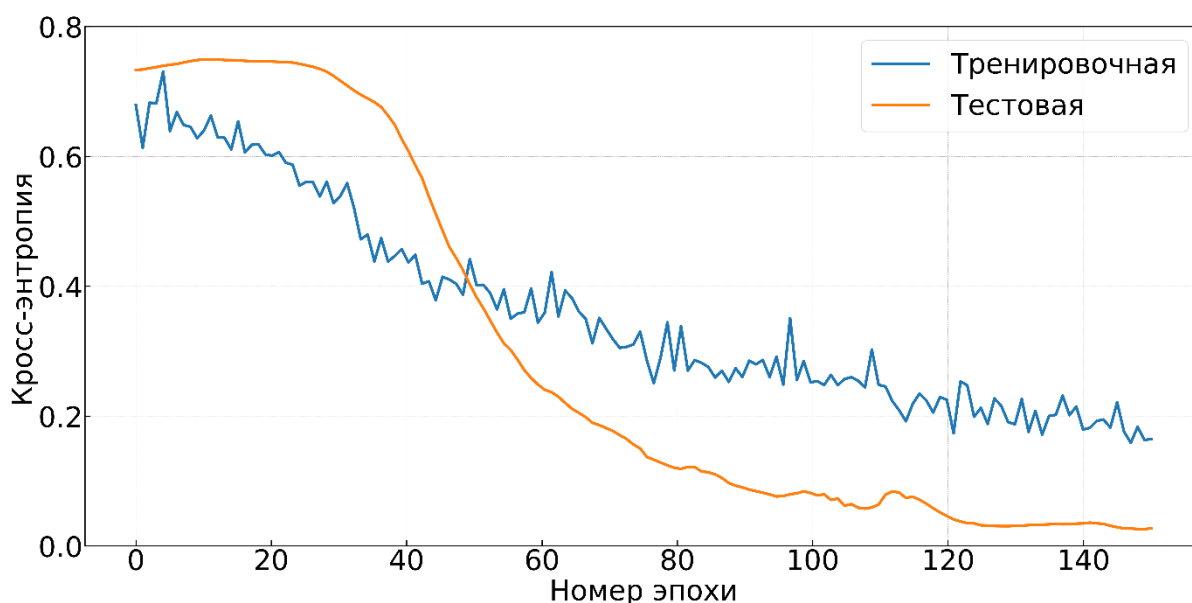


Рисунок 3.9. Зависимость кросс-энтропии от эпохи обучения нейросети.

На рисунке 3.10 приведен график точности нейросети от длительности обучения. Точность вычисляется как отношение количества верных ответов к общему числу ответов (формула 30).

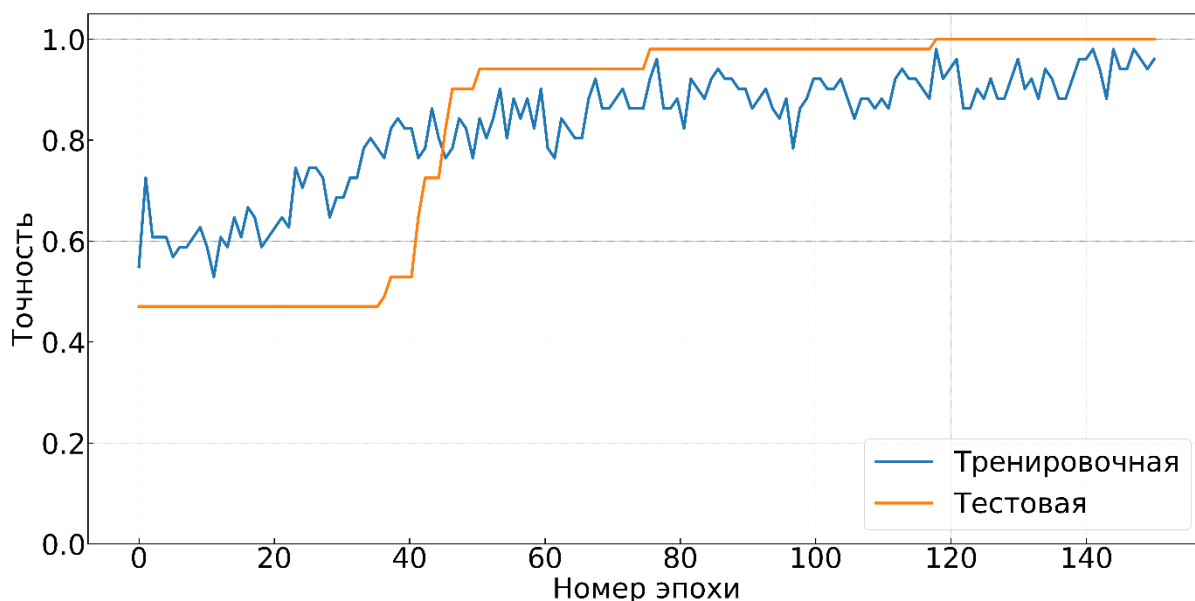


Рисунок 3.10. График доли правильных ответов от номера эпохи обучения.

На начальном этапе обучения сеть выдаёт ответы, близкие к случайному угадыванию: точность примерно равна 0,5, что соответствует почти равному распределению объектов между двумя классами. В дальнейшем, приблизительно после 40 эпохи, точность начинает устойчиво расти, и в конечном итоге достигает 1, то есть все ответы даны верно.

Таким образом, модель, обученная исключительно на синтетических данных, продемонстрировала высокую обобщающую способность на реальных сигналах.

3.7. Выводы к Главе 3

В Главе 3 разработаны методы классификации атмосферных акустических сигналов на основе машинного обучения.

Методом главных компонент построены формы, характерные для двух классов: акустического генератора и неизвестного источника. Приведены изображения первых главных компонент для каждого класса и график убывания сингулярных чисел. Для классификации новых записей введена мера схожести предъявленного изображения, основанная на методах морфологического анализа с использованием проецирования вейвлет-спектра на подпространство главных компонент. Если мера схожести превышает эмпирически заданный порог, изображение считается принадлежащим соответствующему классу. Пороговое значение и число главных компонент также могут быть пересчитаны статистически при увеличении выборки.

Метод главных компонент позволяет определить характерные линейные зависимости в данных, в данной случае – структуры вейвлет-спектров, которые можно использовать как эталонные формы для классификации. Однако строго говоря, это не форма в широком смысле морфологического анализа, а статистический центр масс экспериментальной выборки.

Предложенный метод позволяет в автоматическом режиме узнавать сигналы на фоне шумов, однако предъявляет существенные требования к объёму и качеству исходных данных, а также к определению пороговых значений, при превышении которых сигнал считается обнаруженным.

Предложена и обучена «свёрточная» нейронная сеть для классификации сигналов на два класса, обученная на синтезированных данных (добавление шума), однако при тестировании показала высокий результат на реальных данных без переобучения. Нейросетевые методы расширяют эволюцию традиционных методов распознавания сигналов, обеспечивая прирост точности, скорости адаптации и автоматизации при сохранении высокой скорости работы.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Основные результаты работы:

1. Построена математическая модель формы изображения вейвлет-спектра импульсного инфразвукового сигнала, представляющая собой множество кусочно-постоянных функций с упорядоченными значениями. Разработан морфологический метод идентификации таких сигналов на основе анализа формы их вейвлет-спектров. Метод подходит для распознавания сигналов от взрывов и извержений вулканов, устойчив к шуму, и не требует точного знания формы сигнала.
2. Показано, что построенная система из сдвинутых во времени N- и U-волн образует базис в пространстве дискретных сигналов конечной длины, что позволяет аппроксимировать произвольные дискретные сигналы конечной длины.
3. Разработан метод декомпозиции акустических сигналов на N- и U-волны, позволяющий представить сигнал в виде суперпозиции компонент, соответствующих отражениям от слоистых неоднородностей атмосферы, и обеспечивающий оценку ключевых параметров волн — их амплитуд, времен задержек и ширины.
4. Создан метод построения формы спектра сигналов на основе метода главных компонент. Метод позволяет автоматически выделять характерные черты вейвлет-спектров для различных классов источников и использовать их для классификации новых сигналов.
5. Разработана и обучена «свёрточная» нейронная сеть для классификации инфразвуковых сигналов. Сеть продемонстрировала высокую точность распознавания на реальных данных и устойчивость к шуму при обучении на синтетических примерах.
6. Создано программное обеспечение, реализующее разработанные методы обработки и анализа инфразвуковых сигналов, получены свидетельства о

регистрации программ для ЭВМ в Федеральной службе по интеллектуальной собственности РФ.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Адушкин В.В., Рыбнов Ю.С., Спивак А.А. Инфразвук в атмосфере. — М.: ТОРУС ПРЕСС, 2020. — 332 с.
2. Асминг В.Э., Федоров А.В., Виноградов Ю.А., Чебров Д.В., Баранов С.В., Федоров И.С. Быстрый детектор инфразвуковых событий и его применение // Геофизические исследования. — 2021. — Т. 22, № 1. — С. 54–67.
3. Астафьева Н.М. Вейвлет-анализ: основы теории и применения // Успехи физических наук. — 1996. — Т. 166, № 11. — С. 1145-1170.
4. Блаттер К.В. Вейвлет-анализ. Основы теории. — М.: Техносфера, 2004. — 273 с.
5. Блохинцев Д.И. Акустика неоднородной движущейся среды. — М.: Наука, 1981. — 208 с.
6. Бреховских Л.М., Годин О.А. Акустика слоистых сред. — М.: Наука, 1989. — 416 с.
7. Буш Г.А., Мартвель Ф.Э., Мордухович М.И., Отрезов А.И. О влиянии стратификации атмосферы на распространение низкочастотного звука // Известия АН СССР. Физика атмосферы и океана. — 1985. Т. 21, №4. — С. 423–426.
8. Виноградова М.Б., Руденко, О.В., Сухоруков А.П. Теория волн. — М.: Наука, Физматлит, 1979. — 384 с.
9. Госсард Э.Э., Хук У.Х. Волны в атмосфере. — М.: Мир, 1978. — 532 с.
10. Даник Ю.Г., Бугаев Н.В., Поздняков П.В. Распознавание беспилотных летательных аппаратов по характеру акустического излучения // Вестник Гродненского государственного университета имени Янки Купалы. Серия 2. Математика. Физика. Информатика, вычислительная техника и управление. — 2017. — Т. 7, № 1. — С. 97–106.
11. Дремин И.М., Иванов О.В., Нечитайло В.А. Вейвлеты и их использование // Успехи физических наук. — 2001. — Т. 171, № 5. — С. 467–500.

12. Дуккерт П. Распространение волн взрывов в атмосфере. – М.: ГТТИ, 1934. – 235 с.
13. Дьяконов В.П. Вейвлеты. От теории к практике. – М.: СОЛОНПресс, 2004. – 440 с.
14. Закиров М.Н. [и др.]. Методы распознавания образов и нейросети для классификации источников акустических сигналов // Акустический журнал. – 2024. – Т. 70, № S1.
15. Закиров М.Н., Куличков С.Н., Чуличков А.И. [и др.]. Метод декомпозиции в задаче акустического зондирования анизотропной структуры атмосферы // Доклады Российской академии наук. Науки о Земле. – 2023. – Т. 511, №1. – С. 98–104.
16. Закиров М.Н., Куличков С.Н., Чуличков А.И., Цыбульская Н.Д. Распознавание сигналов от импульсных источников на основе формы вейвлет-спектров, построенной методом главных компонент // Доклады Российской академии наук. Науки о Земле. – 2024. – Т. 517, №2. – С. 114–118.
17. Закиров М.Н. Метод декомпозиции в задаче акустического зондирования анизотропной структуры атмосферы. // Ученые записки физического факультета Московского университета. – 2023. – № 4. – С. 2340705.
18. Ильин В.А., Позняк Э.Г. Линейная алгебра: учеб. для вузов. – 4-е изд. – М.: Наука. Физматлит, 1999. – 296 с.
19. Куличков С.Н. О коэффициенте отражения акустических волн от верхней стратосферы // Известия АН СССР. Физика атмосферы и океана. – 1989. – Т. 25, № 7. – С. 688–694.
20. Куличков С.Н. Об акустическом зондировании неоднородных структур в средней атмосфере // Известия АН. Физика атмосферы и океана. – 1998. – Т. 34, № 1. – С. 5–11.

21. Куличков С.Н., Чуличков А.И., Демин Д.С. Морфологический анализ инфразвуковых сигналов в акустике. – М.: Новый Акрополь, 2010. – 132 с.
22. Косяков С.И., Куличков С.Н., Закиров М.Н. О развитии неустойчивости Кельвина-Гельмгольца во фронтовой области интенсивной нелинейной акустической волны в атмосфере // Ученые записки физического факультета Московского университета. – 2025. – С. 2550901.
23. Косяков С.И., Куличков С.Н., Закиров М.Н. Метод «Крупных частиц» при математическом моделировании неустойчивости Кельвина-Гельмгольца в воздухе // Ученые записки физического факультета Московского университета. – 2025. – № 5. – С. 2550902.
24. Косяков С.И., Митасов Ю.А., Куличков С.Н., Закиров М.Н., Буш Г.А. Распространение импульсных акустических волн в приземном слое атмосферы. Часть 1. Влияние физико-химических характеристик атмосферы на трансформацию акустических импульсов // Известия Российской академии наук. Физика атмосферы и океана. – 2025. – Т. 61, № 5. – С. 683–698.
25. Косяков С.И., Митасов Ю.А., Куличков С.Н., Закиров М.Н., Буш Г.А. Распространение импульсных акустических волн в приземном слое атмосферы. Часть 2. Влияние подстилающей поверхности на форму и параметры акустических импульсов. // Известия Российской академии наук. Физика атмосферы и океана. – 2025. – Т. 61, № 6. – С. 770–785.
26. Перепелкин В.Г., Куличков С.Н., Чунчузов И.П. Изучение оптимальных условий регистрации сигнала при исследовании пограничного слоя атмосферы акустическим методом частичных отражений // Известия РАН. Физика атмосферы и океана. – 2013. – Т. 49, № 2. – С. 180–195.
27. Пытьев Ю.П. Методы математического моделирования измерительно-вычислительных систем. – М.: Физматлит, 2004. – 400 с.
28. Пытьев Ю.П. Проекционный анализ изображений // Кибернетика. – 1975. – Т. 224, № 3. – С. 128–136.

29. Пытьев Ю.П., Чуличков А.И. Методы морфологического анализа изображений. – М.: Физматлит, 2010. – 336 с.
30. Руденко О.В., Солуян С.И. Теоретические основы нелинейной акустики. – М.: Наука, 1975. – 287 с.
31. Чуличков А.И., Демин Д.С., Копит Т.А., Цыбульская Н.Д. Анализ формы изображений, заданных с погрешностью // Интеллектуальные системы. – 2013. – Т. 17, № 1–4. – С. 117–121.
32. Чуличков А.И., Цыбульская Н.Д., Куличков С.Н. Исследование возможности классификации инфразвуковых сигналов методами проверки статистических гипотез // Вестник Московского университета. Сер. 3: Физика. Астрономия. – 2012. – № 2. – С. 20–22.
33. Чуличков А.И., Цыбульская Н.Д., Шахбазов С.Ю. Классификация сигналов по форме, модель которой определена эмпирически // Вестник Московского университета. Сер. 3: Физика. Астрономия. – 2010. – № 5. – С. 9–13.
34. Чунчузов И.П., Куличков С.Н., Попов О.Е. и др. Характеристики тонкой вертикальной структуры поля скорости ветра в стратосфере и нижней термосфере, полученные по инфразвуковым сигналам в области акустической тени // Известия РАН. Физика атмосферы и океана. – 2015. – Т. 51, № 1. – С. 69–87.
35. Чунчузов И.П., Куличков С.Н., Фирстов П.П. Об отражениях акустической N-волны от слоистых неоднородностей атмосферы // Известия РАН. Физика атмосферы и океана. – 2013. – Т. 49, № 3. – С. 285.
36. Чунчузов И.П., Куличков С.Н. Распространение инфразвуковых волн в анизотропной флуктуирующей атмосфере. М.: ГЕОС, 2020. – 260 с.
37. Фирстов, П.П., Попов, О.Е., Лобачева, М.А., Будилов, Д.И., Акбашев, Р.Р. Волновые возмущения в атмосфере, сопровождавшие извержение вулкана Райкоке (Курильские острова) 21–22 июня 2019 г. // Геосистемы переходных зон. – 2020. – Т. 4, № 1. – С. 71–81.

38. Хргиан А.Х. Физика атмосферы. – Ленинград: Гидрометеорологическое издательство, 1969. – 644 с.
39. Яковлев А.Н. Введение в вейвлет-преобразования: Учебное пособие. – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2003. – 104 с.
40. Abdi H., Williams L. J. Principal component analysis // Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics. 2010. V. 2. No. 4. pp. 433-459.
41. Adushkin V.V., Rybnov Y.S., Spivak, A.A. et al. Relationship between the Parameters of Infrasound Waves and the Energy of the Source // Izvestiya, Physics of the Solid Earth. – 2019. – V. 55. – P. 897–906.
42. Alzubaidi L., Zhang J., Humaidi A.J. et al. Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions // Journal of Big Data. – 2021. – V. 8. – P. 53.
43. Asming V.E., Asming S.V., Fedorov A.V. et al. System for automatic recognition of types of sources of regional seismic events // Seismic Instruments. – 2022. – V. 58. – P. 509–520.
44. Asming V.E., Fedorov A.V., Fedorov I.S. et al. Algorithms for the detection, location, and discrimination of seismic and infrasound events // Izvestiya, Atmospheric and Oceanic Physics. – 2022. – V. 58. – P. 1398–1417.
45. Assink J.D., Averbuch G., Shani-Kadmiel S., Smets P., Evers L.G. A seismo-acoustic analysis of the 2017 North Korean nuclear test // Seismological Research Letters. – 2018. – V. 89, P. 2025–2033.
46. Assink J.D., Waxler R., Drob D. On the sensitivity of infrasonic traveltimes in the equatorial region to the atmospheric tides // Journal of Geophysical Research. – 2012. – V. 117, №1.
47. Assink J., Smets P., Marcillo O., Weemstra C., Lalande J.-M., Waxler R., Evers L. Advances in infrasonic remote sensing methods. In: Le Pichon A., Blanc E.,

- Hauchecorne A. (eds.) Infrasound monitoring for atmospheric studies. 2nd ed. – Dordrecht: Springer, 2019. – P. 605–632.
48. Bass H.E., Bolen L.N., Raspet R., McBride W., Noble J. Acoustic propagation through a turbulent atmosphere: Experimental characterization. // The Journal of the Acoustical Society of America. – 1991. – V. 90, № 6. – P. 3307–3313.
49. Belega E.D., Zakirov M.N., Chulichkov A.I., Trubnikov D.N., Novakovskaya Yu.V. Effective-mode analysis of the dynamics of weakly bound molecular systems by an example of hydrogen-bonded water // Physical Review A. – 2023. – V. 107, № 3. – P. 032812.
50. Belega E.D., Zakirov M.N., Vasilyev K.A., Chulichkov A.I., Novakovskaya Yu.V. Dynamic coupling of intra- and intermolecular effective modes in H-bonded water clusters in the long-wavelength infrared range // Physical Review A. – 2024. – V. 110, № 6. – P. 062815.
51. Bertin M., Millet C., Bouche D. A low-order reduced model for the long range propagation of infrasounds in the atmosphere // The Journal of the Acoustical Society of America. – 2014. – V. 136, № 1. – P. 37–52.
52. Bowman D.C., Krishnamoorthy S. Infrasound from a buried chemical explosion recorded on a balloon in the lower stratosphere // Geophysical Research Letters. – 2021. – V. 48, № 21. – e2021GL094861.
53. Bowman D.C., Lees J.M. A comparison of the ocean microbarom recorded on the ground and in the stratosphere // Journal of Geophysical Research: Atmospheres. – 2017. – V. 122. – P. 9773–9782.
54. Bradley S. Atmospheric acoustic remote sensing. – Boca Raton: CRC Press, 2008. – 265 c.
55. Brown D., Katz C., Le Bras R. et al. Infrasonic Signal Detection and Source Location at the Prototype International Data Centre // Pure and Applied Geophysics. – 2002. – V. 159. – P. 1081–1125.

56. Brown D.J., Whitaker R., Kennett B.L.N., Tarlowski C. Automatic infrasonic signal detection using the Hough transform // *Journal of Geophysical Research*. – 2008. – V. 113, № D17. – D17105.
57. Burg J.P. Three-dimensional filtering with an array of seismometers // *Geophysics*. – 1964. – V. 29, № 5. – P.693–713.
58. Büssow R. An algorithm for the continuous Morlet wavelet transform // *Mechanical Systems and Signal Processing*. – 2007. – V. 21, № 8. – P. 2970–2979.
59. Cansi Y., Le Pichon A. Infrasound event detection using the Progressive Multi-Channel Correlation algorithm. In Havelock D., Kuwano S., Vorländer M. (eds.) *Handbook of Signal Processing in Acoustics* – New York: Springer, 2008. – P. 1425–1435.
60. Chrzanowski P., Greene G., Lemmon K.T., Young J.M. Traveling pressure waves associated with geomagnetic activity // *Journal of Geophysical Research*. – 1961. – V. 66. – P. 3727–3733.
61. Chulichkov A.I., Tsybulskaya N.D., Tsvetaev S.K. et al. Classification of acoustic signals of discharge processes in insulation based on the shape of their wavelet spectra // *Moscow University Physics Bulletin*. – 2009. – V. 64. – P. 218–220.
62. Chulichkov A.I., Tsybulskaya N.D., Zakirov M.N. et al. Detecting Infrasonic Signals from Impulsive Sources on the Basis of Their Wavelet Spectrum Forms // *Pure and Applied Geophysics*. – 2022. – V. 179. – P. 4609–4625.
63. Deser C., Alexander M.A., Xie Sh.-P., Phillips A.S. Sea surface temperature variability: patterns and mechanisms // *Annual Review of Marine Science*. – 2010. – V. 2. – P. 115–143.
64. Dickinson P.J., Doak P.E. Measurements of the normal acoustic impedance of ground surfaces. *Journal of Sound and Vibration* // *Journal of Sound and Vibration*. – 1970. – V. 13, № 3. – P. 309–322.

65. Dong L., Li X., Xie, G. Nonlinear Methodologies for Identifying Seismic Event and Nuclear Explosion Using Random Forest, Support Vector Machine, and Naive Bayes Classification // Abstract and Applied Analysis. – 2014. – V. 2014, № 1. – P. 459137.
66. Embleton T.F.W. Tutorial on sound propagation outdoors // Journal of the Acoustical Society of America. – 1996. – V. 100, № 1. – P. 31–48.
67. Evers L.G., Haak H.W. Listening to sounds from an exploding meteor and oceanic waves // Geophysical Research Letters. – 2001. – V. 28, № 1. – P. 41–44.
68. Fawcett T. An introduction to ROC analysis // Pattern Recognition Letters. – 2006. – V. 27, No. 8. – P. 861–874.
69. Ferguson B.G., Criswick L.G., Lo K.W. Locating far-field impulsive sound sources in air by triangulation // The Journal of the Acoustical Society of America. – 2002. – V. 111, № 1, Pt. 1. – P. 104–116.
70. Fritts D.C., Alexander M.J. Gravity wave dynamics and effects in the middle atmosphere // Reviews of Geophysics. – 2003. – V. 41, № 1.
71. Gardner J, Rogers P.H. Propagation of sonic booms in the thermosphere // The Journal of the Acoustical Society of America. – 1978. – V. 64, № S1.
72. Green, D. N., Bowers, D. Estimating the detection capability of the International Monitoring System infrasound network // Journal of Geophysical Research. – 2010. – V. 115, № D18.
73. Hupe P., Ceranna L., Le Pichon A., Matoza R.S., Mialle P. International Monitoring System infrasound data products for atmospheric studies and civilian applications // Earth System Science Data. – 2022. – V. 14. – P. 4201–4230.
74. Jassim F.A., Altaany F.H. Image interpolation using Kriging technique for spatial data // Canadian Journal on Image Processing and Computer Vision. – 2013. – V. 4, № 2. – P. 16–21.

75. Kshevetskii S., Kulichkov S., Chunchuzov I. et al. Nonlinear Burgers Type Equation for Acoustic Waves in the Ray Approximation in a Moving Atmosphere (Theory, Experiment) // Pure and Applied Geophysics. – 2024. – V. 181. – P. 1945–1961.
76. Kulichkov S.N., Chunchuzov I.P., Bush G.A. et al. Physical modeling of long-range infrasonic propagation in the atmosphere // Izvestiya, Atmospheric and Oceanic Physics. – 2008. – V. 44. – P. 175–186.
77. Kulichkov S.N., Chunchuzov I.P., Bush G.A. et al. Space and time variations in the fine structure of the upper atmosphere according to acoustic sounding data // Izvestiya, Atmospheric and Oceanic Physics. – 2016. – V. 52. – P. 176–187.
78. Kurdyayeva Y., Kshevetskii S., Borschevkina O. et al. Propagation to the upper atmosphere of acoustic-gravity waves from atmospheric fronts in the Moscow region // Annales Geophysicae. – 2019. – V. 37, № 3. – P. 447–454.
79. Lalande J.-M., Waxler R. The interaction between infrasonic waves and gravity wave perturbations: Application to observations using UTTR rocket motor fuel elimination events // Journal of Geophysical Research: Atmospheres. – 2016. – V. 121, № 10. – P. 5585–5600.
80. Landès M., Ceranna L., Le Pichon A., Matoza R.S. Localization of microbarom sources using the IMS infrasound network // Journal of Geophysical Research. – 2012. – V. 117.
81. Le Pichon A., Assink J.D., Heinrich P., Blanc E., Charlton-Perez A., Lee C.F. et al. Comparison of co-located independent ground-based middle atmospheric wind and temperature measurements with numerical weather prediction models // Journal of Geophysical Research: Atmospheres. – 2015. – V. 120, № 16. – P. 8318–8331.
82. Le Pichon A., Cansi Y. PMCC for Infrasound Data Processing // InfraMatics. – 2003. – V. 2. – P. 1-9.

83. Legenkaia M., Bourdieu L., Monasson R. Uncertainties in signal recovery from heterogeneous and convoluted time series with principal component analysis // *Physical Review E*. – 2024. – V. 111, № 4-1. – P. 044314.
84. Leng X. et al. Debris Flow Infrasound Recognition Method Based on Improved LeNet-5 Network // *Sustainability*. 2022. Vol. 14. No. 23. p. 15925.
85. Li C. Global shockwaves of the Hunga Tonga-Hunga Ha'apai volcano eruption measured at ground stations // *iScience*. – 2022. – V. 25, № 11. – P. 105356.
86. Li H., Li X., Tan X. Infrasound event classification fusion model based on multiscale SE-CNN and BiLSTM // *Applied Geophysics*. – 2024. – V. 21. – P. 579–592.
87. Lilly J.M., Olhede S.C. Generalized Morse wavelets as a superfamily of analytic wavelets // *IEEE Transactions on Signal Processing*. – 2012. – V. 60, № 11. – P. 6036–6041.
88. Lilly J.M., Olhede S.C. Higher-order properties of analytic wavelets // *IEEE Transactions on Signal Processing*. – 2009. – V. 57, № 1. – P. 146–160.
89. Lu Q., Li M. VMD and CNN-Based Classification Model for Infrasound Signal // *Archives of Acoustics*. – 2023. – V. 48, № 3. – P. 403–412.
90. Maeda K., Watanabe T. Pulsating aurorae and infrasonic waves in the polar atmosphere // *Journal of the Atmospheric Sciences*. – 1964. – V. 21, № 1. – P. 15–29.
91. Marcillo O, Arrowsmith S., Charbit M., Carmichael J. Infrasound Signal Detection: Re-examining the Component Parts that Makeup Detection Algorithms In: Le Pichon A., Blanc E., Hauchecorne A. (eds.) *Infrasound monitoring for atmospheric studies*. 2nd ed. – Dordrecht: Springer, 2019. – P. 249–271.
92. Marchetti, E., Ripepe, M., Ulivieri, G., Kogelnig, A. Infrasound array criteria for automatic detection and front velocity estimation of snow avalanches: towards a real-time early-warning system // *Natural Hazards and Earth System Sciences*. – 2015. – V. 15. – P. 2545–2555.

93. Marchetti E., van Herwijnen A., Christen M., Silengo M.C., Barfucci, G. Seismo-acoustic energy partitioning of a powder snow avalanche // *Earth Surface Dynamics*. – 2020. – V. 8. – P. 399–411.
94. Marty J. The IMS infrasound network: current status and technological developments. In: Le Pichon A., Blanc E., Hauchecorne A. (eds.) *Infrasound monitoring for atmospheric studies*. 2nd ed. – Dordrecht: Springer, 2019. – P. 3-62.
95. Matoza R., Fee D., Green D., Mialle P. Volcano infrasound and the international monitoring system. In: Le Pichon A., Blanc E., Hauchecorne A. (eds.) *Infrasound monitoring for atmospheric studies*. 2nd ed. – Dordrecht: Springer, 2019. – P. 1023–1077.
96. Neuberg J., Luckett R., Ripepe R., Braun T. Highlights from a seismic broadband array on Stromboli // *Geophysical Research Letters*. – 1994. – V. 21, № 9. – P. 749–752.
97. Park J., Hayward C., Stump B. Assessment of infrasound signals recorded on seismic stations and infrasound arrays in the western United States using ground truth sources // *Geophysical Journal International*. – 2018. – V. 213. – P. 1608–1628.
98. Pasko V.P. Infrasonic waves generated by supersonic auroral arcs // *Geophysical Research Letters*. – 2012. – V. 39, № 19.
99. Pyt'ev Yu.P. Morphological Image Analysis // *Pattern Recognition and Image Analysis*. – 1993. – V. 3, № 1. – P. 19-28.
100. Podglajen A., Le Pichon A., Garcia R.F., G  rier S., Millet C., Bedka K. et al. Stratospheric balloon observations of infrasound waves from the January 15 2022 Hunga eruption, Tonga // *Geophysical Research Letters*. – 2022. – V. 49, № 19. – e2022GL100833.

101. Ridoux J., Lardjane N., Monasse L. et al. Extension of geometrical shock dynamics for blast wave propagation // *Shock Waves*. – 2020. – V. 30. – P. 563–583.
102. Rumelhart D., Hinton G., Williams R. Learning representations by back-propagating errors // *Nature*. – 1986. – V. 323. – P. 533–536.
103. Salt A.N., Hullar T.E. Responses of the ear to low frequency sounds, infrasound and wind turbines // *Hearing Research*. – 2010. – V. 268, № 1–2. – P. 12–21.
104. Schäfer B., Baumgarten G., Fiedler J. Small-scale structures in noctilucent clouds observed by lidar // *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*. – 2020. – V. 208. – P. 105384.
105. Silber E.A., Bowman D.C. Isolating the source region of infrasound travel time variability using acoustic sensors on high-altitude balloons // *Remote Sensing*. – 2023. – V. 15, № 14. – P. 3661.
106. Smart E., Flinn E.A. Fast Frequency-Wavenumber Analysis and Fisher Signal Detection in Real-Time Infrasonic Array Data Processing // *Geophysical Journal International*. – 1971. V. 26. – P. 279–284.
107. Stephenson, D. B. Use of the “Odds Ratio” for diagnosing forecast skill // *Weather and Forecasting*. – 2000. – V. 15, № 2. – P. 221–232.
108. Tarumi K., Yoshizawa K. Eruption sequence of the 2022 Hunga Tonga-Hunga Ha'apai explosion from back-projection of teleseismic P waves // *Earth and Planetary Science Letters*. – 2023. – V. 602. – P. 117966.
109. Toksöz M.N., Ben-Menahem A., Harkrider D.G. Determination of source parameters of explosions and earthquakes by amplitude equalization of seismic surface waves: 1. Underground nuclear explosions // *Journal of Geophysical Research*. – 1964. – V. 69, № 20. – P. 4355–4366.
110. Toksöz M.N., Harkrider D.G., Ben-Menahem A. Determination of source parameters by amplitude equalization of seismic surface waves: 2. Release of tectonic strain by underground nuclear explosions and mechanisms of earthquakes // *Journal of Geophysical Research*. – 1965. – V. 70, № 4. – P. 907–922.

111. Tsybul'skaya N.D., Kulichkov S.N., Chulichkov A.I. Studying possibilities for the classification of infrasonic signals from different sources // *Izvestiya, Atmospheric and Oceanic Physics*. – 2012. – V. 48. – P. 384–390.
112. Turk M.A., Pentland A. Eigenfaces for recognition // *Journal of Cognitive Neuroscience*. – 1991. – V. 3, № 1. – P. 71–86.
113. Vaezi Y., Van der Baan M. Comparison of the STA/LTA and power spectral density methods for microseismic event detection // *Geophysical Journal International*. – 2015. – V. 203, № 3. – P. 1896–1908.
114. Van Herwijnen A., Schweizer J. Monitoring avalanche activity using a seismic sensor // *Cold Regions Science and Technology*. 2011. V. 69. P. 165–176.
115. Vorobeva E., Assink J.D., Espy P.J., Renkwitz T., Chunchuzov I.P., Näsholm S.P. Probing gravity waves in the middle atmosphere using infrasound from explosions // *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*. – 2023. – V. 128. – e2023JD038725.
116. Whiteway J.A., Carswell A.I. Rayleigh Lidar Observations of Thermal Structure and Gravity Wave Activity in the High Arctic during a Stratospheric Warming // *Journal of the Atmospheric Sciences*. – 1994. – V. 51. – P. 3122–3136.
117. Willis M., Garces M., Hetzer C., Businger S. Infrasonic observations of open ocean swells in the Pacific: deciphering the song of the sea // *Geophysical Research Letters*. – 2004. – V. 31.

ПРИЛОЖЕНИЕ А



Рисунок А.1. Свидетельство о регистрации программы № 2023612037.

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2024669595

Программа определения азимута на источник, горизонтальной фазовой скорости и координат источника по известным координатам приемников, разностям времен распространения сигнала (задержек) на пары приемников для группы из нескольких приемников

Правообладатель: *Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Институт физики атмосферы им. А.М. Обухова Российской академии наук (RU)*

Авторы: *Попов Олег Евгеньевич (RU), Куличков Сергей Николаевич (RU), Лесик Никита Петрович (RU), Мишенин Александр Анатольевич (RU), Закиров Марат Нафисович (RU), Цыбульская Надежда Дмитриевна (RU), Чуличков Алексей Иванович (RU), Чунчузов Игорь Петрович (RU)*

Заявка № **2024668704**

Дата поступления **09 августа 2024 г.**

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ **20 августа 2024 г.**



Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

Ю.С. Зубов

Рисунок А.2. Свидетельство о регистрации программы № 2024669595.

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2024669755

Программа поиска похожих частотно-временных особенностей сигналов

Правообладатель: *Федеральное государственное бюджетное
учреждение науки Институт физики атмосферы им. А.М.
Обухова Российской академии наук (RU)*

Авторы: *Закиров Марат Нафисович (RU), Цыбульская Надежда
Дмитриевна (RU), Куличков Сергей Николаевич (RU),
Чуличков Алексей Иванович (RU), Лесик Никита Петрович
(RU), Попов Олег Евгеньевич (RU), Мишенин Александр
Анатольевич (RU), Чунчузов Игорь Петрович (RU)*

Заявка № 2024668949

Дата поступления 14 августа 2024 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 21 августа 2024 г.



Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

Ю.С. Зубов

Рисунок А.3. Свидетельство о регистрации программы № 2024669755.

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2024680262

**Программа для вычисления азимута источника сигнала
посредством методов морфологического анализа**

Правообладатель: **Федеральное государственное бюджетное
учреждение науки Институт физики атмосферы им. А.М.
Обухова Российской академии наук (RU)**

Авторы: **Цыбульская Надежда Дмитриевна (RU), Куличков
Сергей Николаевич (RU), Лесик Никита Петрович (RU),
Мишенин Александр Анатольевич (RU), Закиров Марат
Нафисович (RU), Попов Олег Евгеньевич (RU), Чуличков
Алексей Иванович (RU), Чунчузов Игорь Петрович (RU)**

Заявка № 2024668620

Дата поступления 09 августа 2024 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 27 августа 2024 г.



Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

Ю.С. Зубов

Рисунок А.4. Свидетельство о регистрации программы № 2024680262.

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2025682560

**Программа ваггау для расчета параметров лучей в
атмосфере и морской среде**

Правообладатель: **Федеральное государственное бюджетное
учреждение науки Институт физики атмосферы им.
А.М.Обухова Российской академии наук (RU)**

Авторы: **Попов Олег Евгеньевич (RU), Куличков Сергей
Николаевич (RU), Лесик Никита Петрович (RU), Закиров
Марат Нафисович (RU), Чунчuzов Игорь Петрович (RU)**

Заявка № **2025681659**

Дата поступления **14 июля 2025 г.**

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ **25 августа 2025 г.**



Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

Ю.С. Зубов

Рисунок А.5. Свидетельство о регистрации программы № 2025682560.