

МОСКОВСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ  
имени М. В. ЛОМОНОСОВА  
ГЕОЛОГИЧЕСКИЙ ФАКУЛЬТЕТ

*на правах рукописи*

**Алексеева Полина Артемовна**

**Выделение и прогноз свойств палеорусел по сейсмическим данным с использованием нейронной сети и методов спектрального анализа**

1.6.9 – Геофизика

**ДИССЕРТАЦИЯ**

на соискание учёной степени  
кандидата технических наук

Научный руководитель:  
доктор физико-математических наук, профессор  
Ампилов Юрий Петрович

Москва – 2022

## СОДЕРЖАНИЕ

<b>ПЕРЕЧЕНЬ СОКРАЩЕНИЙ, УСЛОВНЫХ ОБОЗНАЧЕНИЙ И СИМВОЛОВ .....</b>	<b>3</b>
<b>ВВЕДЕНИЕ .....</b>	<b>4</b>
<b>ГЛАВА 1. ВЫДЕЛЕНИЕ ПАЛЕОРУСЕЛ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ.....</b>	<b>11</b>
1.1. ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ ЗАДАЧИ ВЫДЕЛЕНИЯ РУСЕЛ .....	18
1.2. ПОСТРОЕНИЕ ПЕРСИСТЕНТНЫХ ДИАГРАММ.....	27
1.3. ОБУЧЕНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ .....	29
<b>ГЛАВА 2. СПЕКТРАЛЬНАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА ТРАССЫ ОТРАЖЁННЫХ ВОЛН ОТ СЛОЯ С ПОСТОЯННЫМИ СВОЙСТВАМИ... 34</b>	
2.1. СПЕКТРАЛЬНАЯ ДЕКОМПОЗИЦИЯ. ПОСТРОЕНИЕ КУБА RGB-СМЕШИВАНИЯ ЧАСТОТ.....	38
2.2. ФАЗОВАЯ ДЕКОМПОЗИЦИЯ.....	49
2.3. МАТЕМАТИЧЕСКОЕ ОПИСАНИЕ КОЭФФИЦИЕНТА ОТРАЖЕНИЯ ОТ ОДНОРОДНОГО МАЛОМОЩНОГО СЛОЯ .....	56
2.4. ФАКТОРЫ, ИСКАЖАЮЩИЕ АМПЛИТУДНО-ЧАСТОТНЫЕ ЗАВИСИМОСТИ .....	72
2.5. ВЫВОДЫ .....	83
<b>ГЛАВА 3. ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ ВЫДЕЛЕНИЯ И АНАЛИЗА СВОЙСТВ РУСЕЛ НА РЕАЛЬНЫХ СЕЙСМИЧЕСКИХ ДАННЫХ ЗАПАДНО-СИБИРСКОГО НЕФТЕГАЗОНОСНОГО БАССЕЙНА .....</b>	<b>85</b>
3.1. ПРИМЕР ИСПОЛЬЗОВАНИЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ВЫДЕЛЕНИЯ РУСЕЛ НА ОДНОМ ИЗ МЕСТОРОЖДЕНИЙ ЗАПАДНО-СИБИРСКОГО НГБ .....	86
3.2. АНАЛИЗ АТТРИБУТОВ K, G, L НА ПРИМЕРЕ РЕАЛЬНЫХ СЕЙСМИЧЕСКИХ ДАННЫХ .	89
<b>ЗАКЛЮЧЕНИЕ .....</b>	<b>98</b>
<b>СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ .....</b>	<b>100</b>

## **ПЕРЕЧЕНЬ СОКРАЩЕНИЙ, УСЛОВНЫХ ОБОЗНАЧЕНИЙ И СИМВОЛОВ**

ТРИЗ	Трудноизвлекаемые запасы
ГИС	Геофизические исследования скважин
ПО	Программное обеспечение
НГБ	Нефтегазоносный бассейн
ОПФ	Оконное преобразование Фурье
ОГ	Отражающий горизонт

## ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время значимая часть запасов углеводородов относится к трудноизвлекаемым (ТрИЗ). Одним из критериев, по которому запасы относят к ТрИЗам, является сложное геологическое строение, которое затрудняет разработку залежей. В Западно – Сибирском нефтегазоносном бассейне (НГБ) ярким примером отложений, к которым приурочены трудноизвлекаемые запасы, являются отложения тюменской свиты. Они контролируют значимую часть текущих извлекаемых запасов углеводородов в НГБ, но до сих пор слабо вовлечены в разработку. Коллектора в этих отложениях обладают сложным распространением, которое контролируется фациальным фактором. В данной работе преобладающая часть коллекторов приурочена к русловым отложениям, поэтому данные объекты рассмотрены как целевые.

Для картирования фациальных зон в межскважинном пространстве используются данные сейсморазведки. Сложность построения русловых тел по сейсмическим данным связана с двумя основными факторами: первый из них заключается в выделении отложений, а второй – в прогнозе свойств.

Неоднозначность в выделении палеорусел связана с тем, что амплитуда отражения схожа с амплитудой от других фациальных зон. Поэтому применение стандартных подходов, основанных на методах классификации амплитуды волнового поля, оказывается не столь эффективным. Единственным признаком, по которому интерпретатор выделяет русловую фацию, является геометрические особенности аномалии. Геометрия палеорусел схожа с современными речными системами. В связи с этим выделение русел выполняется интерпретатором в ручном режиме. Однако в результате ручного картирования объектов возникает множество неточностей, связанных с определением границ объекта, невозможностью выделения объектов в объёме и с субъективным взглядом интерпретатора.

Сложность в прогнозе свойств заключается в маломощности отложений. При малой мощности пласта на коэффициент отражения оказывает влияние как

соотношение упругих свойств выше и ниже лежащих отложений, так и мощность самого пласта. При анализе свойств маломощных пластов широкое распространение получили методы спектрального и фазового разложения трассы. В случае применения этих методов для одной сейсмической трассы выполняется расчёт частотных и фазовых сейсмограмм (сейсмограммы, характеризующие амплитуду трассы на разных частотах и фазе). Однако методологий, нацеленных на анализ такого массива данных и получение ограниченного числа атрибутов, способствующих количественной оценке, нет. В преобладающем большинстве случаев для иллюстрации изменения амплитудно-частотной составляющей используется амплитуда отдельной частоты или строится куб RGB-смешивания частот. А в случае фазового разложения выполняется анализ преимущественно фазовых компонент 90, -90 или 180 градусов для всей площади.

В связи с этим диссертация посвящена рассмотрению возможных подходов к выделению русел и прогнозу их свойств на основе сейсмических данных 3D.

#### **Актуальность темы исследования**

Коллекторы, содержащие углеводород и приуроченные к русловым отложениям, составляют значимую часть разрабатываемых и перспективных интервалов геологического разреза, а основным методом для их выделения и прогноза свойств в межскважинном пространстве является сейсморазведка. Однако в настоящее время нет программного обеспечения, выделяющего палеоруслу в автоматическом режиме, а методы спектральной или фазовой декомпозиции применяются преимущественно для качественных оценок. Поэтому развитие методов автоматического выделения русел с использованием нейронной сети и разработка атрибутов для перехода к количественной оценке свойств на основе спектрального анализа является актуальной задачей для повышения качества интерпретации данных сейсморазведки 3D.

#### **Степень разработанности**

В анализ трассы отражённой волны от однослойной и многослойной модели среды с использованием спектральных особенностей записи для целей сейсмической интерпретации внесли существенный вклад Partyka G., Castagna J.,

Puryear C.I., Widess M., Yilmaz O., Бреховских Л. М. и многие другие. В настоящее время применение амплитудно-частотной характеристики отражения активно разрабатывается такими учёными как Wang Sh., Marfurt K, Li X., Zhao Z., Foster D., Maurer H.

Применение нейронных сетей для целей геологической интерпретации непрерывно растёт. В настоящий момент существуют нейронные сети, которые используются как для прогноза свойств [Приезжев, 2020], так и для выделения геологических объектов. Для автоматического выделения геологических объектов используются свёрточные нейронные сети. У истоков развития свёрточных нейронных сетей находятся такие учёные как LeCun Y., Krizhevsky A., Zeiler M., Simonyan K., He K., Ronneberger O., Fischer P., Brox T. Этот вид нейронных сетей нашли широкое применение во многих областях науки: медицине, транспорте, киноиндустрии. В геофизике они используются преимущественно для выделения разрывных нарушений.

На данный момент интерес представляет разработка методов автоматизации выделения геологических объектов, в частности русел, что способствует уменьшению влияния субъективной ручной корреляции интерпретатора и сохранению временных затрат на производстве. Другим перспективным направлением остаётся развитие технологий для улучшения точности прогноза свойств маломощных пластов с применением спектрального анализа.

**Цель работы** заключается в разработке методов для выделения и прогноза свойств маломощных палеорусел на основе сейсмических данных 3D.

Для решения поставленной цели были рассмотрены следующие **задачи**:

- Обзор современных методов для сегментации изображения;
- Выбор наиболее оптимального подхода для выделения палеорусел и его адаптация к применению на сейсмических данных;
- Рассмотрение существующих атрибутов волнового поля, нацеленных на определение свойств маломощных пластов;
- Обзор упрощенной формулы коэффициента отражения от маломощного однородного пласта с учётом сейсмического импульса;

- Разработка методологии для количественного анализа свойств маломощных пластов на основе проанализированных зависимостей амплитуды трассы от частоты;

- Апробация технологий на реальных сейсмических данных 3D.

**Объектом исследования** являются маломощные по вертикале однородные пласты мощностью от 5 до 12 метров при диапазоне частот сейсмических данных 3D от 20 Гц до 55 Гц. Латеральная ширина целевых объектов изменяется от 200 до 2500 метров, глубина залегания от 2800 до 3100 метров.

### **Научная новизна**

1. Впервые использована свёрточная нейронная сеть для выделения множества русловых объектов на сейсмических данных с использованием схем спутниковых снимков, основываясь только на геометрических особенностях объектов.

2. Разработаны дополнительные атрибуты волнового поля для анализа свойств маломощных пластов на основе спектрального анализа сейсмической трассы отражённых волн.

3. Созданные методологии были впервые применены на реальных сейсмических данных 3D Западно-Сибирского нефтегазоносного бассейна.

### **Теоретическая и практическая значимость**

Рассмотренные в данной работе технологии нацелены на изучение палеорусел. Во многих регионах исследования русла являются перспективной фацией для бурения, следовательно, их детальное изучение способствует увеличению достоверности наличия целевых объектов при разработке.

Методологические подходы, описанные в рамках данной работы, позволяют выделять русловые объекты в автоматическом режиме, что сокращает время работы над производственными проектами.

Предложенные атрибуты дополняют существующие, используемые при стандартной интерпретации сейсмических данных, и, следовательно, повышают качество прогноза упругих и петрофизических свойств в межскважинном пространстве.

## **Методология и методы исследования**

В рамках данной работы использовались следующие материалы:

- 3D наземные сейсмические данные с двух лицензионных участков;
- Материалы геофизических исследований скважин (ГИС) по двум месторождениям Западно-Сибирского НГБ.

Для решения поставленных задач использовалось специализированное геофизическое программное обеспечение (ПО) для интерпретации и моделирования сейсмических данных Decision Space (Landmark), HampsonRussell (CGG), Tesserat. Для моделирования синтетических данных и написания разработанного автором программного продукта использовалась среда программирования Matlab и Python.

## **Защищаемые положения**

1. Выделение палеорусел на горизонтальных-седиментационных срезах сейсмического куба возможно за счёт применения сверточных нейронных сетей, при обучении которых используется комбинация различных схем спутниковых снимков с изменённой амплитудой изображения.

2. Коэффициенты при параболической аппроксимации зависимости квадрата максимальной амплитуды от квадрата циклической частоты могут служить дополнительными атрибутами для перехода к количественному анализу свойств маломощных русел.

3. Применение свёрточных нейронных сетей и коэффициентов при параболической аппроксимации максимальной амплитуды увеличивает скорость и достоверность интерпретации сейсмических данных на территории со значительным количеством русловых объектов, характеризующихся различными амплитудно-частотными характеристиками.

## **Степень достоверности и достаточность апробации**

Достоверность результатов исследования показана на модельных и реальных сейсмических данных 3D. Полученные материалы согласуются с существующими литературными источниками и применяются в решении производственных задач по геологической интерпретации сейсмических данных. Основные положения



диссертационной работы были представлены автором на всероссийских и международных конференциях:

- В 2018 году на 20-й научно-практической конференции «Геомодель-2018», Геленджик, Россия;

- В 2020 и 2022 годах на международной геолого-геофизической конференции и выставке «Современные технологии изучения и освоения недр Евразии - ГеоЕвразия», Москва, Россия;

- В 2020 году на ежегодной международной конференции и выставке «European Association of Geoscientists & Engineers (EAGE) Conference and Exhibition», Амстердам, Голландия;

- В 2021 году на международной научной конференции студентов, аспирантов и молодых учёных «Ломоносов 2021», Москва, Россия;

В дополнение к вышеописанным научным публикациям, автор выступал на трёх конференциях, проводимых внутри компании «ЛУКОЙЛ-Инжиниринг» и в РГУНГ им. Губкина:

- В 2019 и 2020 годах в ежегодной конференции «Синтез современных геотехнологий - ключ к объективному познанию недр», Москва, Россия;

- В 2021 и 2022 году в ежегодном конкурсе на лучшую научно-техническую разработку ООО «ЛУКОЙЛ-Инжиниринг».

### **Публикации**

По теме диссертации опубликовано 10 работ. Из них 5 публикаций представлены в реферируемых научных журналах, включённых в международные базы цитирования Web of Science (WoS), Scopus, RSCI (РИНЦ), список изданий, рекомендованных для защиты в диссертационном совете МГУ по специальности, и 5 работ являются тезисами, опубликованными в сборниках трудов всероссийских и международных конференциях, индексируемых в Scopus, WoS, RSCI.

### **Личный вклад автора**

В работах, опубликованных в соавторстве, основополагающий вклад принадлежит соискателю. Автором разработаны подходы и их обоснованность для выделения и прогноза свойств палеорусел на основе свёрточных нейронных сетей

и спектрального анализа сейсмических данных. Также автором было выполнено применение описанных методов на реальных сейсмических данных 3D Западно-Сибирского НГБ.

При подготовке публикаций автор принимал непосредственное участие в создании методологий, описываемых в статьях, в оформлении иллюстраций и написании текста.

### **Благодарности**

Автор хочет выразить благодарность научному руководителю Юрию Петровичу Ампилову за чуткое руководство моей научной деятельности, за то, что вселял уверенность все эти годы подготовки работы. Также автор благодарен Игорю Николаевичу Керусову, который всегда был готов разъяснить возникающие вопросы по теме исследования, указать на недостающие элементы в работе, найти положительные тезисы там, где их изначально не было.

Глубокую благодарность автор выражает Гриневскому Антону Сергеевичу за заразительный пример при решении трудных задач, которые приводили к интересным результатам, часть из которых легла в основу написания статей к данной работе и самой диссертации.

Автор признателен коллективу коллег из Управления сейсмических исследований ООО «ЛУКОЙЛ-Инжиниринг», которые бесконечно мотивировали написать диссертационную работу, поддерживали и не давали сдаваться.

Также автор выражает благодарность сотрудникам кафедры сейсмометрии и геоакустики Московского государственного университета им. М.В. Ломоносова, в особенности Шалаевой Наталии Владимировне, которая давала ценные рекомендации по теме диссертации.

Автор благодарен своим друзьям, родителям и мужу за огромнейшую поддержку.

## ГЛАВА 1. ВЫДЕЛЕНИЕ ПАЛЕОРУСЕЛ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ<sup>1</sup>

Сложность в выделении русел на сейсмических данных заключается в том, что амплитуда отражения от них схожа с амплитудой отражения от других фациальных зон. На рисунке 1 показан слайс вдоль куба RGB-смешивания частот, такой способ визуализации палеорусел является наиболее распространённым [Brown, 2011], и он более подробно будет описан в главе 2. Этот атрибут относительно наглядно иллюстрирует изучаемые в данной работе объекты. Но даже при такой визуализации видно, что нет чёткого разделения по амплитуде русловых объектов от других фаций.

Если считать, что любой слайс атрибута волнового поля – это картинка, то к ней можно применить технологии, которые используются для сегментации изображений в других областях науки и понять, какая методика наилучшим образом решает поставленную задачу по выделению русел. В настоящее время разработаны системы компьютерного зрения, которые могут обнаруживать и распознавать человеческие лица, извлекать изображения из больших баз данных в соответствии с содержанием, идентифицировать крупные объекты или части городов по множеству фотографий [LeCun, 1998; Krizhevsky, 2009; Krizhevsky, 2012; Bruke, 1997].

Среди методов компьютерного зрения наиболее широкое распространение получили: сегментация на основе порогового значения, выделение границ объектов, также для задач сегментации используются алгоритмы кластеризации, наиболее популярные из которых метод К-средних, сегментация по «водоразделам» [McQueen, 1967] и сегментация, построенная на основе обучения

---

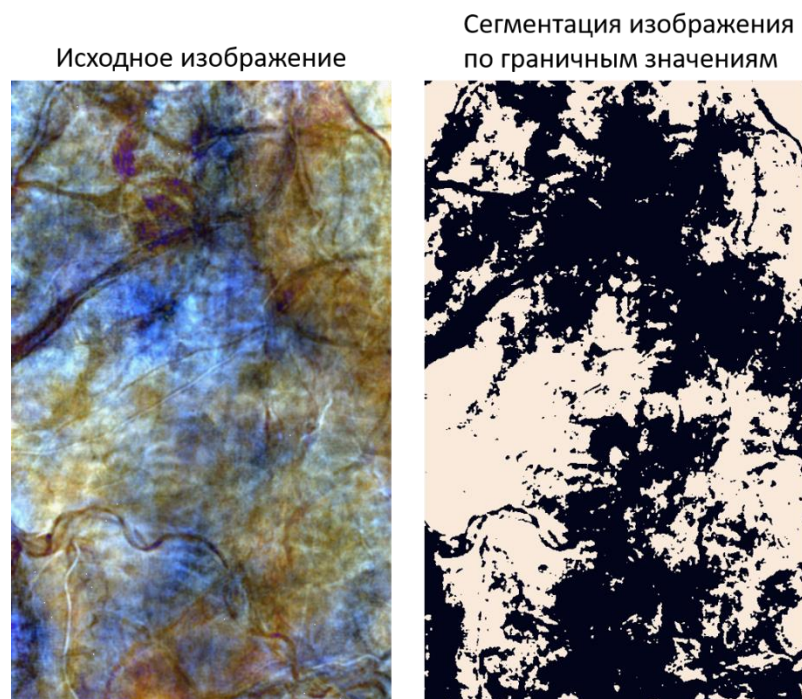
<sup>1</sup> При подготовке данного раздела диссертации использованы следующие публикации, выполненные автором лично или в соавторстве, в которых, согласно Положению о присуждении ученых степеней в МГУ, отражены основные результаты, положения и выводы исследования:

1. **Алексеева П.А.**, Калугин А.А., Кирьянова Т.Н. Выделение палеорусел в отложениях тюменской свиты с использованием нейронной сети по данным сейсморазведки 3D // Геофизика. 2022. №3. С. 9-15. RSCI. (0.4 п.л., авторский вклад – 60%). Импакт-фактор РИНЦ, 2019: 0,377.

нейронной сети. Нейронные сети для решения интерпретационных задач сейсморазведки также начинают получать широкое распространение, в особенности, для выделения разрывных нарушений, корреляции отражающих горизонтов, а также для прогноза свойств [Kobrunov, 2016]. В данной работе будет рассмотрено, какие из методов возможно применять для выделения русел. Для применения вышеописанных технологий использовались библиотеки, написанные для программирования на языке python.

### *Сегментация на основе порогового окна*

Сегментация изображения на основе порогового значения является наиболее простой и наиболее распространённой в ПО для интерпретации сейсмических данных. В этом методе устанавливается пороговое значение и всё, что выше (или ниже) порогового значения принимается за целевой объект, а оставшаяся часть, как фон [Zhang, 2001; Cheriet, 1998]. Этот метод преобразует изображение из градаций серого в двоичное изображение. Данный метод возможно применять, если фон и объект различаются по значению интенсивности [Jain, 1995]. Чтобы идентифицировать несколько объектов, необходимо задать несколько пороговых значений [Karur, 1985]. Множественные пороговые значения можно найти с помощью статистического рекурсивного алгоритма. Один такой алгоритм предложен в [Cheriet, 1998], который использует среднее значение и дисперсию для сегментации изображения на многоуровневые. Множественные пороговые значения полезно использовать при работе с цветными изображениями или изображениями со сложным фоном, где алгоритм с одним порогом не может работать. Наиболее распространённым является метод Отсу [Otsu, 1975]. Результат применения этого алгоритма к сейсмическому слайсу вдоль куба RGB-смешивания частот [Zhou, 2019] показан на рисунке 1. Как видно по иллюстрации, такой подход не обеспечивает разделение русловых объектов от остальных фациальных зон.



*Рисунок 1 Сопоставление слайса вдоль куба RGB-смешивания частот с результатом сегментации по граничным значениям*

### ***Сегментация отдельных областей***

В этом методе выделяемые области увеличиваются рекурсивно путём включения соседних пикселей, которые похожи и связаны с начальным пикселем. Используются меры подобия, такие как различия в амплитуде для областей со схожими амплитудами, и анализируется связность, чтобы предотвратить соединение разных частей изображения. Данный вид сегментации может быть выполнен двумя способами:

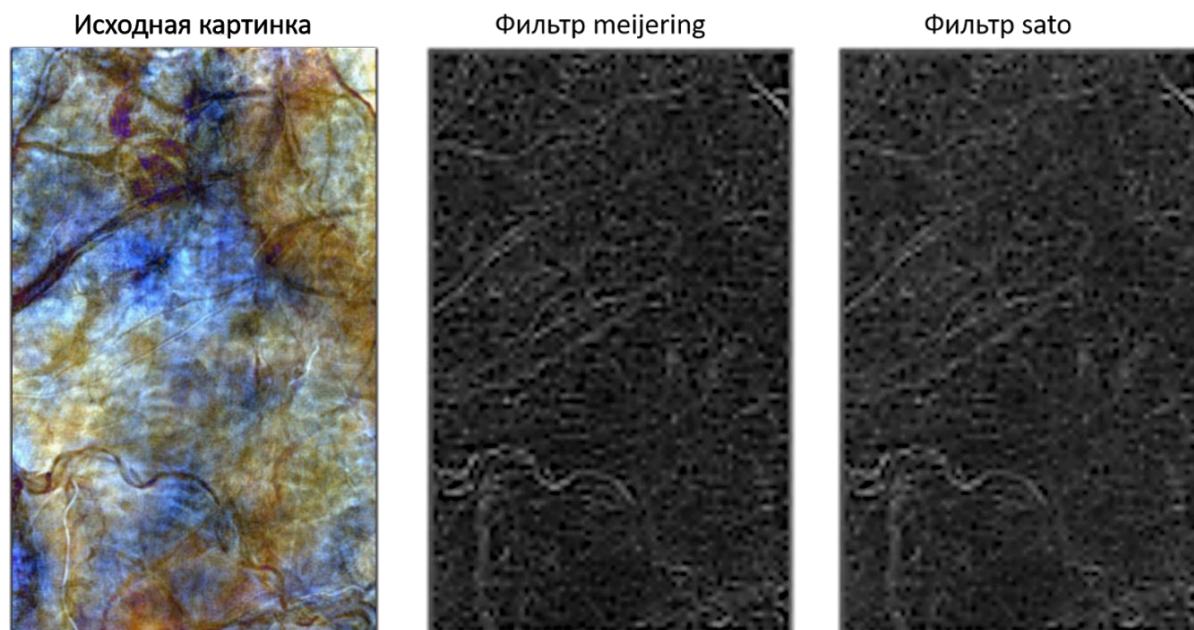
1. В первом методе исходная точка выбирается случайным образом, затем соседние пиксели проверяются по некоторому критерию, чтобы определить, добавляются ли эти соседние пиксели к исходным точкам или нет [Jain, 1995]. Он является итеративным, поэтому необходимо задавать условие остановки. Как правило, итерационный процесс выполняется до тех пор, пока исходная точка не перестанет меняться в двух последовательных итерациях. В стандартных пакетах для сегментации карт используется четырёхсвязная окрестность, а для анализа объёма применяется 16-связная.

2. Во втором подходе в методе изначально предполагается, что всё изображение представляет собой единый кластер, а затем кластер разделяется на группы меньшего размера, затем, при необходимости, группы делятся дополнительно на классы меньшего размера [Vala, 2013; Saini, 2014]. Деление на кластеры прекращается, когда классы удовлетворяют предварительно заданному условию. Условия могут быть совершенно разные, например, если абсолютное значение разности максимальной и минимальной интенсивностей пикселей в классе меньше или равно пороговому значению.

Применение этого метода также не будет эффективно, так как области внутри русла обладают изменяющейся амплитудой, которая, в дополнение, в некоторых зонах может быть схожа с амплитудой отражения от вмещающих пород.

### ***Метод для выделения границ объектов***

Также для сегментации объектов существует способ по определению (усилению) границ [Gonzalez, 2004], так как объект может быть получен, если получены его границы. Существует два стандартных подхода к выделению границ объекта: вычислить первую производную массива изображения или вторую производную [Jain, 1995]. Также существует многообразие других фильтров, которые могут выделять границы объектов [Meijering, 2014; Sato, 1998; Frangi, 1998; Ng, 2014]. На рисунке 2 показан результат действия двух фильтров, как видно на этих иллюстрациях границы многих русел выделились, но выделилось также много помех.



*Рисунок 2 Сопоставление седиментационного слайса вдоль куба RGB-смешивания частот с результатом фильтрации для выделения границ объектов*

### ***Метод К-средних***

Алгоритмы кластеризации могут работать с изображениями в оттенках серого, цветными изображениями или мультиспектральными изображениями, что делает их легко адаптируемыми к задачам сейсморазведки. В этой работе будут рассмотрены наиболее известные алгоритмы кластеризации, такие как метод К-средних и сегментация методом водораздела. Алгоритмы кластеризации могут классифицировать любые объекты, которые могут быть представлены в виде каких-либо свойств (например, амплитуд).

Кластеризация К-средних [MacQueen, 1976] является самым простым и наиболее часто используемым алгоритмом кластеризации. Учитывая изображение из  $N$  пикселей, цель состоит в том, чтобы разделить изображение на  $K$  кластеров, где значение  $K$  должно быть задано интерпретатором.

Алгоритм К-средних состоит из следующих шагов:

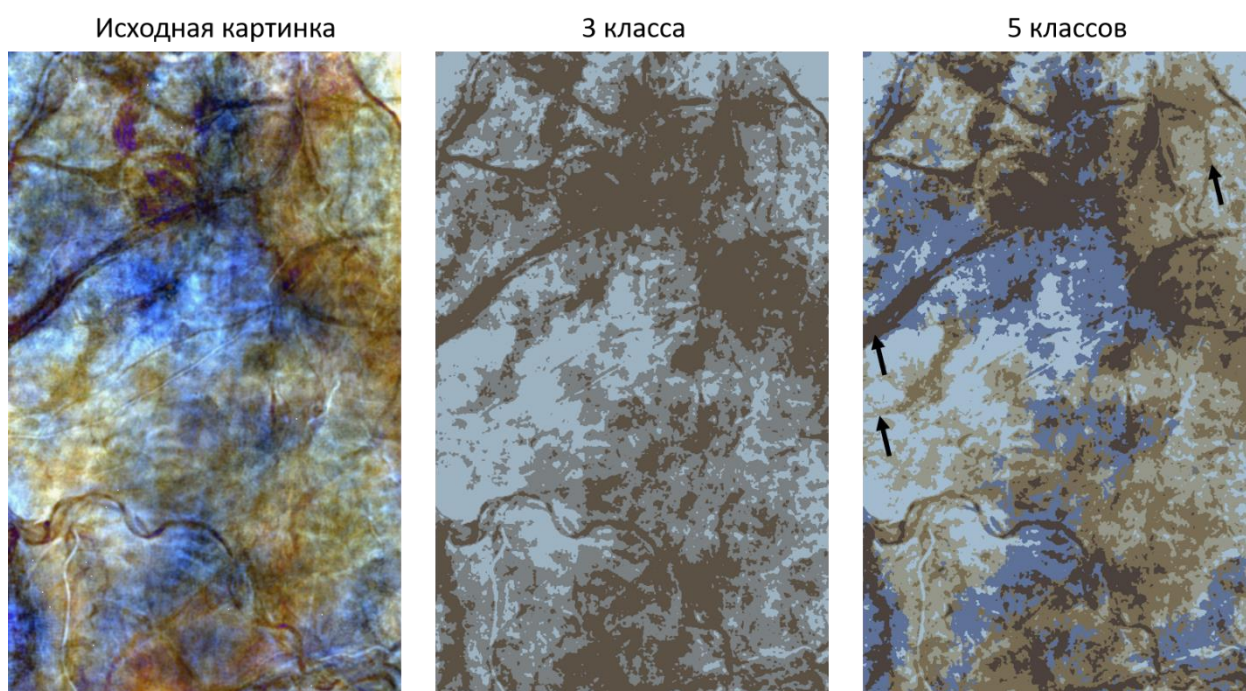
1. Выбор среднего значения каждого из  $K$  кластеров. В классическом алгоритме К-средних значение каждого элемента вектора свойств выбирается случайным образом из множества всех возможных значений этого элемента. Но также существуют реализации, в которых каждый класс может быть задан заранее.

2. Присвоение пикселей картинке к кластерам на основе расстояний между свойствами одного пикселя и среднего значения кластера. По результату, каждый пиксель связан с кластером.

3. Следующий шаг заключается в пересчёте параметров. Средние значения кластеров теперь пересчитываются на основе значений свойств всех пикселей в каждом кластере.

Этапы 2 и 3 выше повторяются до сходимости, которая происходит, когда пиксели не перемещаются из одного кластера в другой.

На рисунке 3 показано применение метода *k*-средних к изображению, как видно, что аномалии, связанные только с русловыми объектами, не выделяются в отдельный класс.



*Рисунок 3 Применение метода *k*-средних*

### ***Алгоритм сегментации методом водораздела***

Этимология названия алгоритма связана с тем, что водораздел – условная топографическая линия на земной поверхности, ограничивающая водосборные бассейны водоемов [Gonzalez, 2004]. Такой же эффект происходит при применении этого метода к изображению. Если изображение в оттенках серого рассматривать как топологическую поверхность, то к одному классу будет относиться зона,

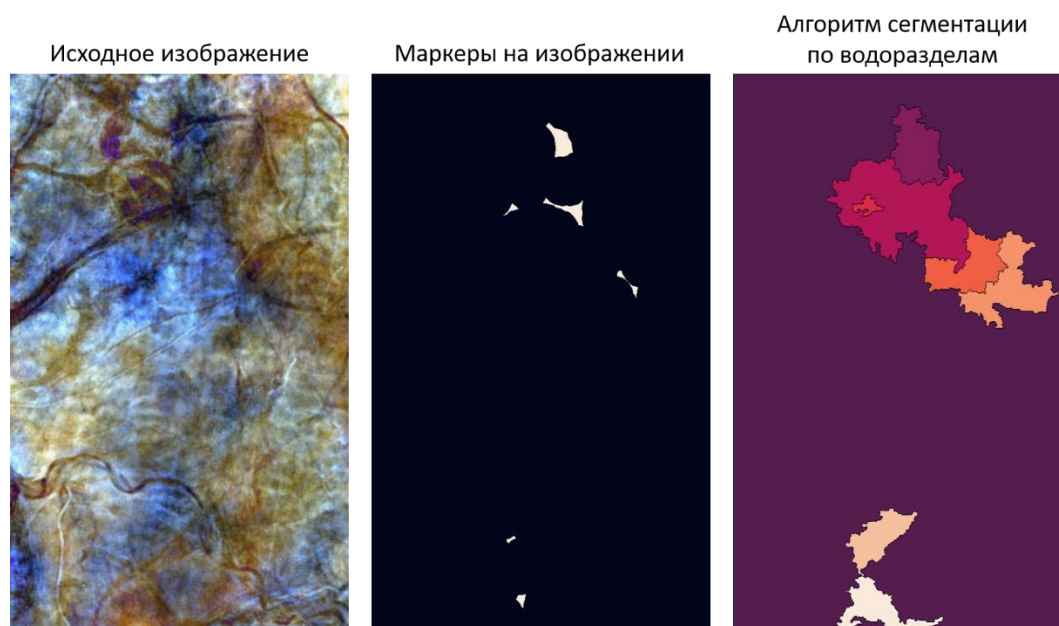


которая ограничена областями повышенных амплитуд. Для расчёта локальных максимумов амплитуд на изображении рассчитывается градиент.

Основные этапы алгоритма следующие:

1. Преобразование цветного изображения в оттенки серого;
2. Расчёт градиента изображения;
3. Выделение объектов класса в автоматическом или ручном режиме.

На рисунке 4 также показано применение этого метода, в котором выделение опорных точек выполнялось в автоматическом режиме. Анализируя изображение с выбором опорных областей, от которых выполняется расчёт, можно сказать, что некоторые точки попадают в русловые аномалии, но эти аномалии не выделяются, как единая русловая система или её часть.



*Рисунок 4 Применение алгоритма сегментации по водоразделам к сейсмическому слайсу вдоль куба смешивания частот*

Среди всех этих алгоритмов многие реализованы в программных обеспечениях, предназначенных для интерпретации сейсмических данных. Их можно применять, как к сейсмическому объёму 3D, так и к слайсам кубов атрибутов. Но как было проиллюстрировано, основная задача, которую необходимо решить (выделить русла на сейсмических данных), с использованием этих методов не решается, то есть необходимо сильно корректировать модель, изменять

конфигурацию русел, встраивать новые объекты. Кроме того, подбор параметров для классификации является достаточно критичным условием, и необходимо проводить тщательный анализ прежде чем получить финальный, наиболее иллюстративный материал.

Поэтому необходимо применить алгоритмы, которые не реагируют на амплитуду, а оценивают преимущественно особенности конфигурации. Так как основным фактором, по которому интерпретатор выделяет русла, - является геометрический. Наиболее распространённым методом выделения объектов, основываясь на геометрических особенностях, является нейронная сеть. Нейронная сеть используется, к примеру, для выделения и разделения людей, лиц, машин, автобусов, при этом цвет может не влиять на построение маски объекта. Поэтому подход на основе именно нейросетевой кластеризации будет рассмотрен более подробно в рамках этой работы.

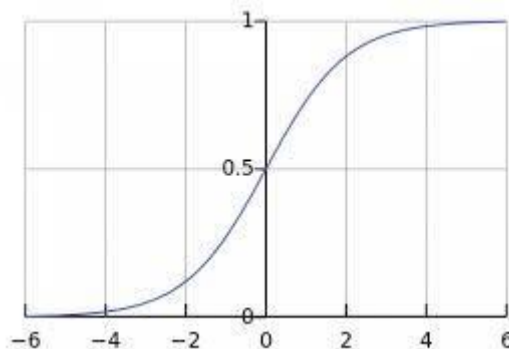
### **1.1. Использование нейронной сети для задачи выделения русел**

Для выполнения цели по выделению русел с использованием нейронных сетей необходимо понять: что такое нейронная сеть, какой тип нейронных сетей использовать, какой объём данных для обучения позволит достичь наилучшего результата и где найти данные для обучения.

Понятие искусственной нейронной сети было предложено ещё в 1943 году У. Маккалоком и У. Питтсом [Рутковская, 2007]. В частности, ими была предложена модель искусственного нейрона. Базовыми элементами нейронной сети являются искусственные нейроны, которые взаимодействуют между собой. У нейрона есть входы и выходы, каждый вход умножается на некоторые веса, которые в дальнейшем суммируются, проходят через нелинейную функцию, и на выходе получается результат. Все эти шаги соответствуют действию одного нейрона. В этой работе в качестве нелинейной функции использовались различные комбинации свёрточных слоёв, а в качестве функции активации выступала сигмоида (рисунок 5) (формула 1), которая позволяет на выходе получить вероятность наличия искомого объекта. Функция сигмоида является гладкой

монотонно возрастающей нелинейной функцией. Её можно включать в нейронные сети с множеством слоёв.

$$\sigma(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (1)$$



*Рисунок 5 Функция сигмоида*

Обучение нейронных сетей происходит следующим образом: данные, пройдя через нейрон, изменяются, эти изменения сравниваются с желаемым результатом, и рассчитывается ошибка. Затем сопоставляется ошибка от каждого нейрона и анализируется, какой нейрон внёс самый сильный вклад в невязку, после чего корректируется вес на этом нейроне.

Этот процесс можно выполнить для всей сети и для каждого нейрона определить, как необходимо изменить его веса.

Нейроны описывают слои нейронной сети. Существует слой, на который подаётся входной сигнал, и слой, откуда выходит результат, между ними есть дополнительные слои, формирование которых и влияет на результат. Формирование этих слоёв и выстраивает архитектуру нейронных сетей, которую надо выбирать в зависимости от поставленных задач.

Каждый слайс сейсмического куба для нейронной сети – это рисунок, который характеризует изменение амплитуды волнового поля (или другого атрибута). Поэтому задача заключается в выделении объектов на этой картинке, то есть в сегментации изображения. Современной и наиболее распространённой архитектурой нейронной сети, решающей задачу сегментации, является свёрточная нейронная сеть [Simonyan, 2014; Springenberg, 2014; Zeiler, 2014]. Особую

популярность получили сверточные нейронные сети, архитектура которых была предложена Яном Лекуном [Brank J., 2002] и нацелена на эффективное распознавание изображений. Свое название архитектура сети получила из-за наличия операции свёртки, суть которой в том, что каждый фрагмент изображения умножается на матрицу (ядро) свёртки поэлементно, а результат суммируется и записывается в аналогичную позицию выходного изображения. Современные сверточные нейронные сети обычно представляет собой чередование сверточных слоев, субдискретизирующих слоев и полносвязных слоев на выходе. Первые два вида слоев могут чередоваться в произвольном порядке [Brank J., 2002].

Таким образом, архитектура свёрточной нейронной сети представлена несколькими основными блоками, каждый из которых состоит из определённых слоёв:

- Сверточные слои;
- Слои субдискретизации;
- Полносвязные слои.

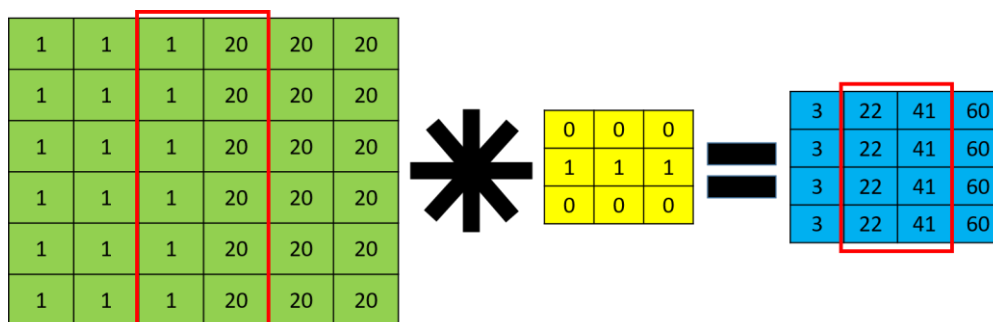
**Свёрточный слой** преобразует массив, который подавался на вход, на основе оператора свёртки. Оператор свёртки выражается следующей формулой:

$$(f * g)(y) = \int f(x)g(y - x)dx \quad (2)$$

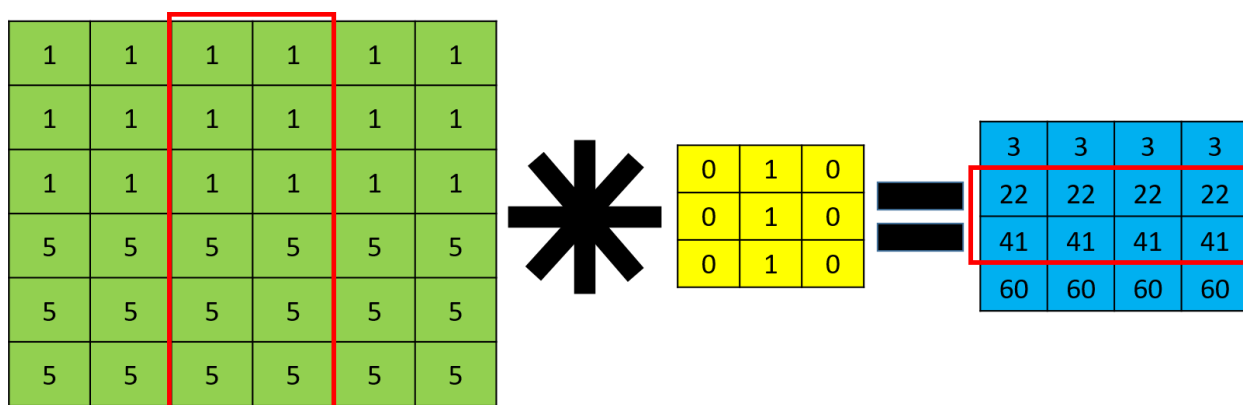
В нейронной сети при расчёте результата свёртки в отличие от стандартного оператора, обычно используется не вычитание, а суммирование. Наиболее наглядно свёрточный слой можно рассмотреть на примере фильтрации для выделения горизонтальных или вертикальных событий на рисунке. Рисунок, в понимании работы с ним в программе, - это двумерная матрица ( $N \times N$ ), если рисунок черно-белый, и трёхмерная матрица ( $N \times N \times 3$ ), если рисунок цветной, каждая ячейка характеризует амплитуду цвета. Поэтому рассмотрим фильтрацию вертикальных и горизонтальных событий на примере двух матриц. Пусть в первой матрице есть резкий переход значений (рисунок б) по горизонтали, матрица, с которой производится свёртка, есть набор чисел 0 и 1, выстроенных в определённом порядке, представленном на рисунке. По результату свёртки,

центральная часть матрицы отличается от остальных. При больших размерах исходной матрицы, чисел 3 и 60 было бы больше, и в центре матрицы осталась бы только вертикальная «полоска» со значениями 22 и 41.

При анализе горизонтальных событий, матрица свёртки транспонируется (рисунок 7). Таким образом, если корректировать значения в ячейках матрицы свёртки, результат может подчёркивать определённые события. Так же работает и нейронная сеть, она подбирает такие веса (значения в ячейках матрицы), чтобы результат был близок к желаемому. Но в нейронной сети обычно не один свёрточный слой, а их несколько, и каждый слой преобразует картинку определённым образом.



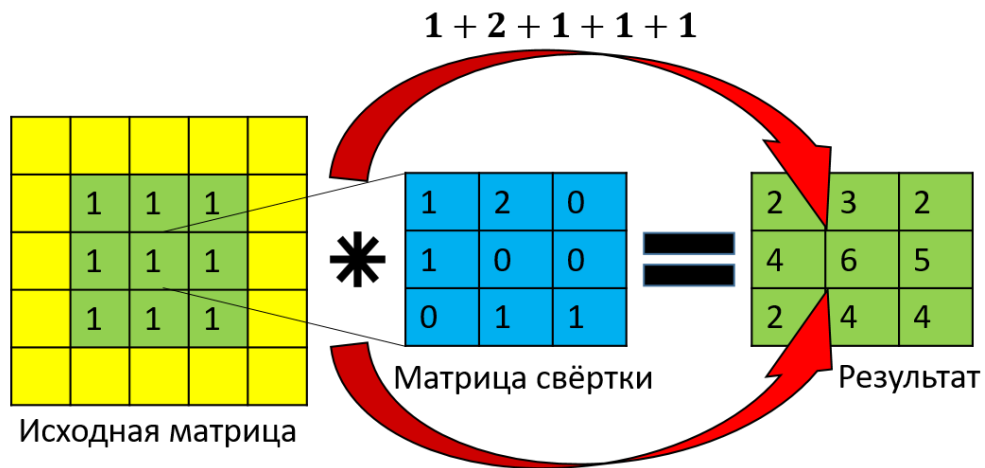
*Рисунок 6 Результат применения свёрточной матрицы для выделения вертикальных событий*



*Рисунок 7 Результат применения свёрточной матрицы для выделения горизонтальных событий*

Таким образом, после преобразования каждая ячейка полученного массива (рисунка) является суммой произведений элементов ячейки исходного массива с

элементами сверточной матрицы. На практике для корректировки размерности результирующей матрицы увеличивают размерность исходной матрицы, добавочные слои заполняются нулями. Размер добавочных слоёв зависит от сверточной матрицы.



*Рисунок 8 Результат применения свёрточной матрицы к матрице с увеличенным числом пустых значений*

Кроме того, операция свёртки может изменять число каналов, под каналами подразумевается число слоёв, которые характеризуют изображение. Например, если картинка цветная, то у неё 3 канала (R-интенсивность красного цвета, - G-интенсивность зелёного цвета, B-интенсивность синего цвета). В случае применения свёртки к цветной картинке, размерность свёрточной матрицы тоже трехмерная, но результатом является двумерная матрица. Такое свойство часто используют для иллюстрации различных особенностей исходной матрицы. Как было сказано, свертка с матрицей – это результат фильтрации, то есть если сворачивать исходную картинку с несколькими свёрточными матрицами (пусть их количество  $N$ ), то можно получить число матриц равное  $N$ , которые иллюстрируют различные особенности изображения, при этом не важно начальное количество свойств рисунка, которое подаётся на вход. Таким образом, из одной картинки по результату свёртки с несколькими матрицами  $N$  рассчитываются новые матрицы  $N$ , характеризующие различные свойства. Поэтому в свёрточной нейронной сети используется несколько свёрточных слоёв.

**Слой субдискретизации** изменяют размер изображения, при этом на полученном изображении остаются основные особенности. То есть если размер матрицы (рисунка) уменьшается в 2 раза, то в результате действия слоя субдискретизации из 4 ячеек (размер 2x2) остаётся одна с максимальным элементом. Это позволяет нейросети быть более устойчивой.

**Полносвязный слой** – слой в котором каждый нейрон соединен со всеми нейронами на предыдущем уровне, причем каждая связь имеет свой весовой коэффициент.

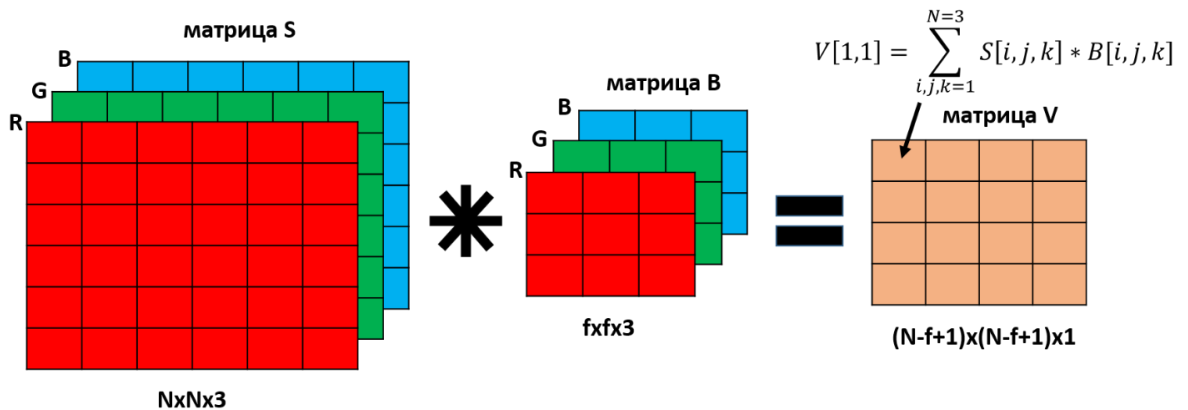


Рисунок 9 Применение свёрточной матрицы к RGB-картинке

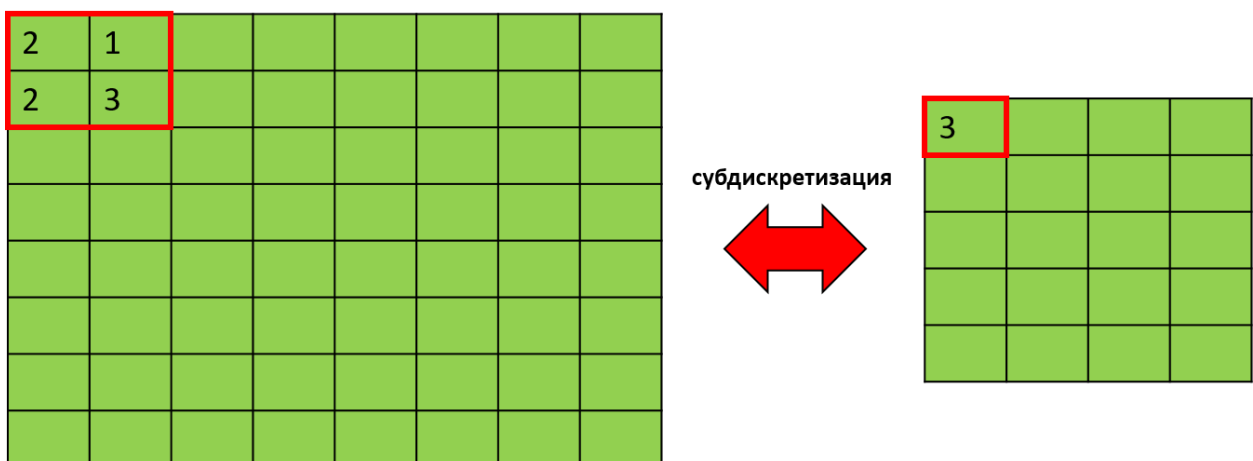
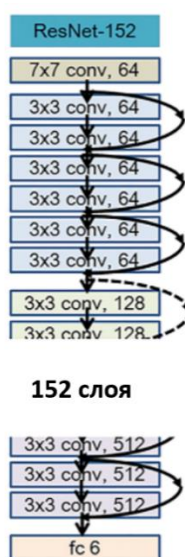


Рисунок 10 Пример действия слоя субдискретизации

Для улучшения обучения нейронной сети зачастую используют слой предобученных нейронных сетей, которые решают схожие с целевыми задачи. В

данном случае стоит задача сегментации изображения, поэтому в качестве дополнительного свёрточного слоя использовались слои предобученной сети ResNet152 [He, 2016], эта сеть состоит из 152 слоёв, архитектура которой представлена на рисунке 11. Её особенность заключается в том, что после каждой операции свёртки веса можно экспортировать из модели. Обучение нейронной сети ResNet выполнялось на данных COCO dataset.



*Рисунок 11 Архитектура нейронной сети ResNet152*

После загрузки модели ResNet слои с одинаковыми размерами из модели ResNet объединялись со слоями из модели U-Net [Ronneberger, 2015; Çiçek, 2016], как показано на рисунке 12. В рамках данной работы использовалось 5 этапов субдискретизации. Таким образом схема нейронной сети, которая использовалась для решения поставленной задачи, представлена на рисунке 12.



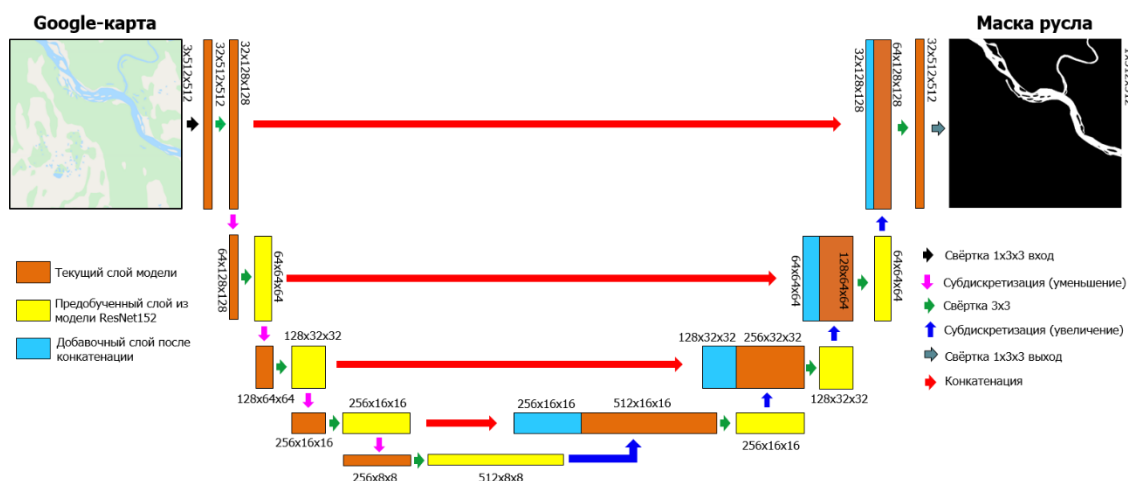


Рисунок 12 Схема нейронной сети U-Net

Следующий этап заключается в получении базы данных для обучения нейронной сети. В данном случае стоит задача определения только одного вида объектов – русел. Поэтому данных должно быть достаточно, чтобы выделить один класс. Необходимо более 1000 изображений для сегментации одного класса, в рамках данной работы для сегментации русел использовалось 5000 различных изображений.

Целевые объекты для изучения – это русла. Палеорусла на горизонтальных слайсах сейсмического куба выглядят подобно современным руслам (рисунок 13), только их количество значительно больше, так как на сейсмических данных иллюстрируются одновременно разновременные русла. Так как обычно все русла на сейсмических данных выделяются вручную, то результаты интерпретации нельзя использовать для обучения нейронной сети по двум основным причинам:

- выделяются субъективно и неоднозначно;
- нет достаточно большого объема данных, так как ограничено число месторождений и интервалов с руслами.



*Рисунок 13 Сопоставление русел на сейсмическом слайсе с руслом на фрагменте Google-карты*

Таким образом, единственная возможность получить большое разнообразие русловых объектов – это использование космоснимков, которые в рамках данной задачи и были использованы. На выходе необходимо получить маску объекта, то есть выделенное русло и фон.

Одна из основных сложностей в использовании данных для обучения заключается в получении масок объекта, в которых выделяются русла. Это как раз и причина, почему невозможно использовать сейсмические данные. Для решения данной проблемы использовался подход, применяемый для анализа топологических особенностей объектов, а именно, анализ персистентных диаграмм. Вначале в рамках данной задачи по Google-снимкам по амплитуде отделены все водные объекты (голубого цвета). Затем для каждого из этих объектов строится персистентная диаграмма, то есть выполняется топологический анализ данных (рисунок 14) [Bendich, 2016; Bubenik, 2014; Edelsbrunner, 2022; Fasy, 2014].

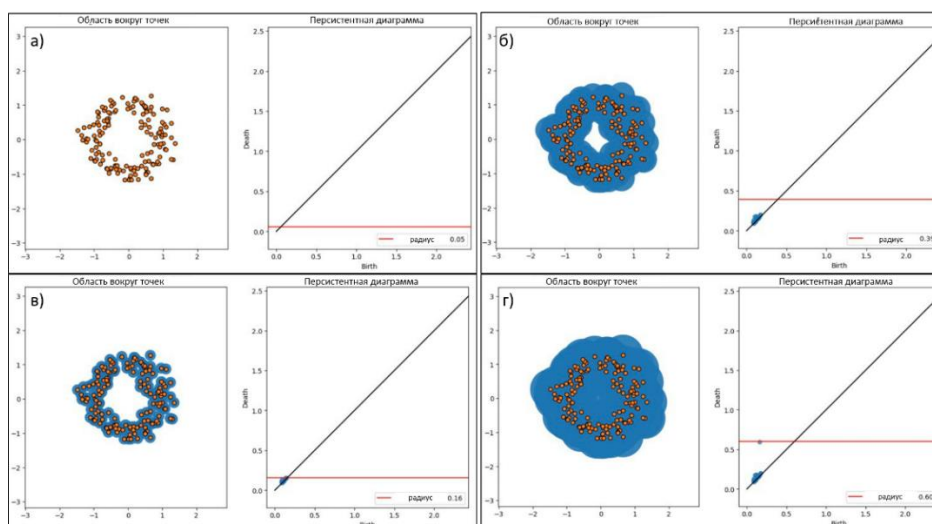


Рисунок 14 Схема построения персистентной диаграммы

## 1.2. Построение персистентных диаграмм

Предположим, что есть облако точек  $X$ , и каждая точка этого облака есть шар, у которого с течением времени расширяется радиус. Начальное время нулевое, в этот момент времени шар представляет из себя точку. В некоторый момент времени  $t_b$  радиус одного шара перекрывает другой и в структуре появляется связь и затем в некоторый момент  $t_d > t_b$  она исчезает или остаётся неизменной. Количество новых пар, время их появления и прекращения существования характеризуется числами Бетти. Для двумерного пространства существует два числа Бетти:  $N_0$  и  $N_1$ .  $N_0$  описывает количество связных компонент, а  $N_1$  – количество пустот внутри связей, образуемых при создании новых пар.

Если объекты сплошные (без наличия пустот) с равномерной сеткой распределения значений, то они обладают общей персистентной диаграммой (рисунок 15) или схожей к ней, где значения показывают шаг сетки. Если у объектов сложные топологические особенности как, например, у русел, то на персистентной диаграмме появляется множество новых точек, которые характеризуют появление новых связей (рисунок 16) как в количестве простых связей, так и образование дырок. Поэтому по количеству данных связей и выполнена отсечка для отделения русел от других объектов.

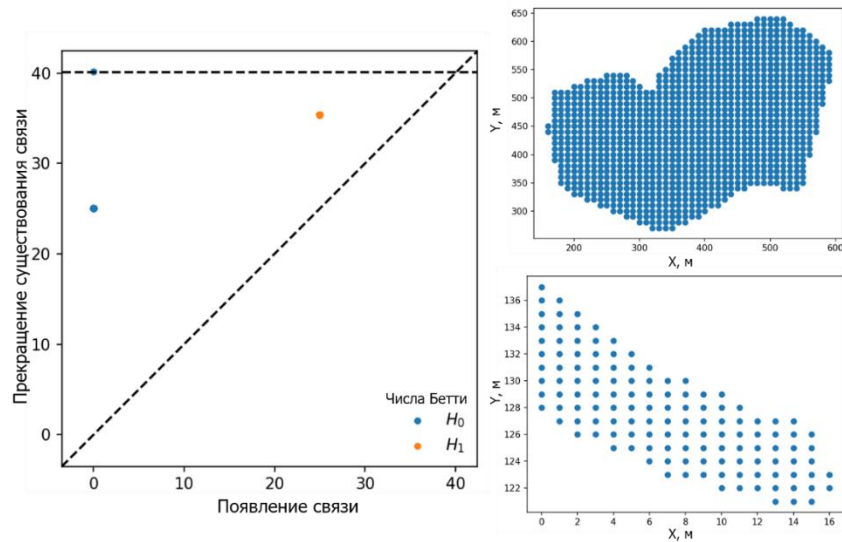


Рисунок 15 Персистентная диаграмма для простых объектов

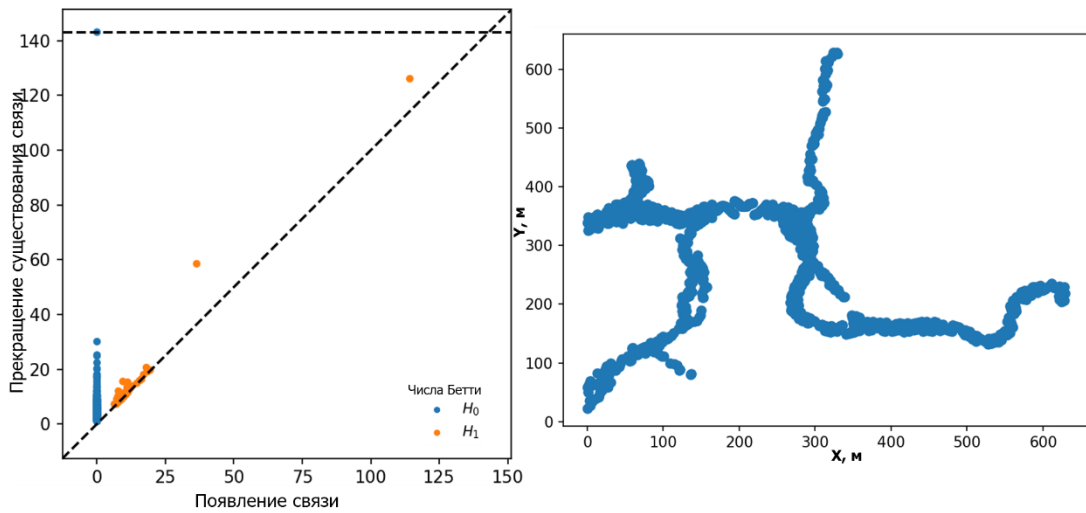
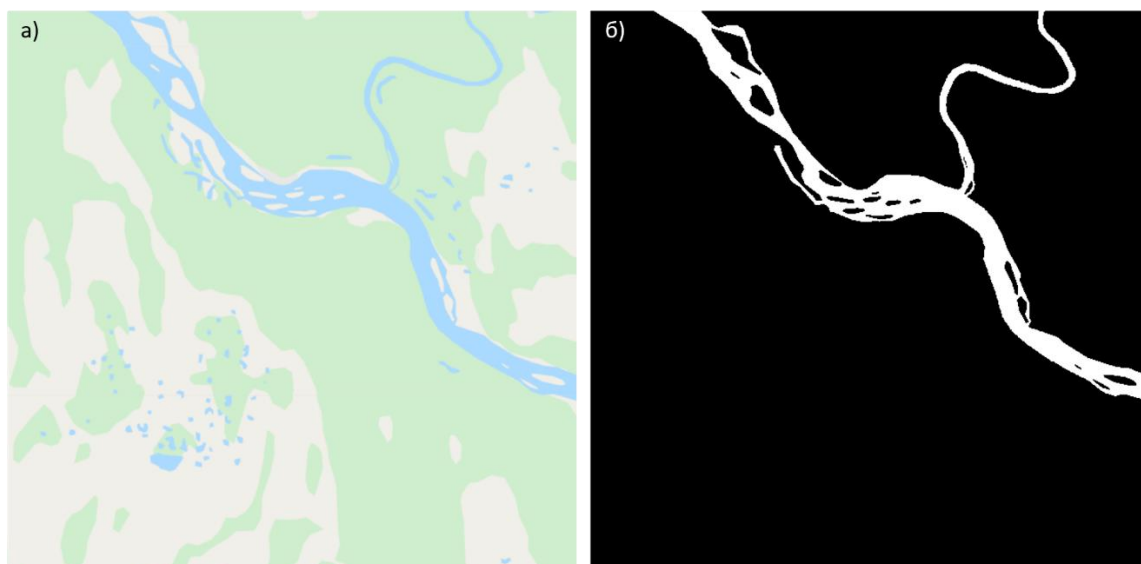


Рисунок 16 Персистентная диаграмма для объектов со сложной топологией

По результатам выполненной работы получены массивы картинок и масок к ним с выделенными руслами (Рисунок 17). Эти данные и были использованы для обучения нейронной сети.



*Рисунок 17 Пример картинки из Google-карты и соответствующая ей маска русла*

### 1.3. Обучение нейронной сети

Следующий этап заключался в изменении Google-снимка так, чтобы он стал схож с сейсмическими данными. Основные отличия современных спутниковых снимков от сейсмических данных заключаются в следующем:

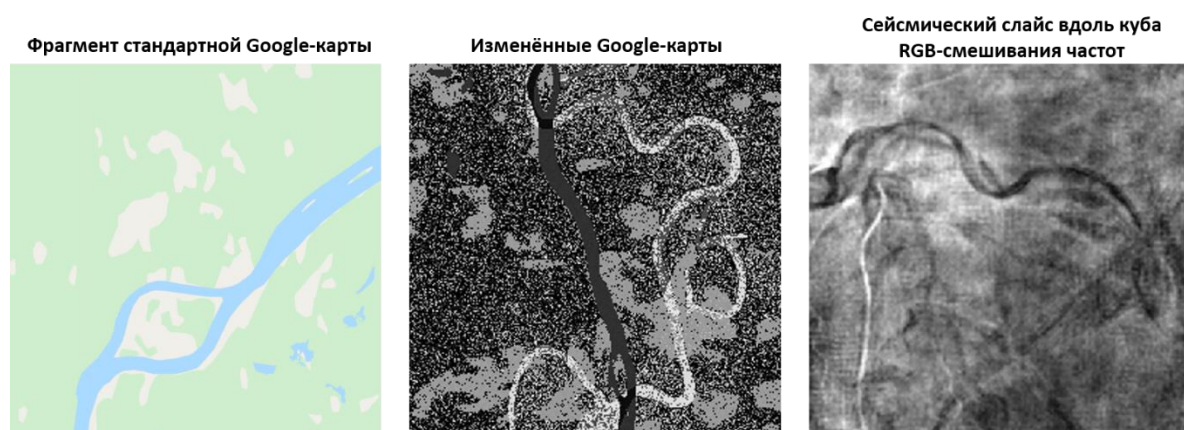
- 1) Множество разновременных русел, которые выделяются одновременно;
- 2) Латеральное изменение амплитуды русла;
- 3) Присутствует шум, искажающий восприятие объекта.

Согласно вышеописанным пунктам, необходимо изменить амплитуду русел, добавить шум и совместить несколько различных картинок.

Для изменения амплитуды и добавления шума на картинке на языке python есть встроенная библиотека «albumentations». Данная библиотека обычно используется для увеличения набора данных для обучения. В рамках работы она также применялась для увеличения обучающей выборки: исходные снимки разбивались на картинки меньшей размерности, затем переворачивались на 90, 180 или 270 градусов. Таким образом удалось увеличить число картинок с 200 до 800. Затем к картинкам был добавлен шум и выполнено изменение цвета случайным образом. Следующий этап заключался в суммировании нескольких картинок,

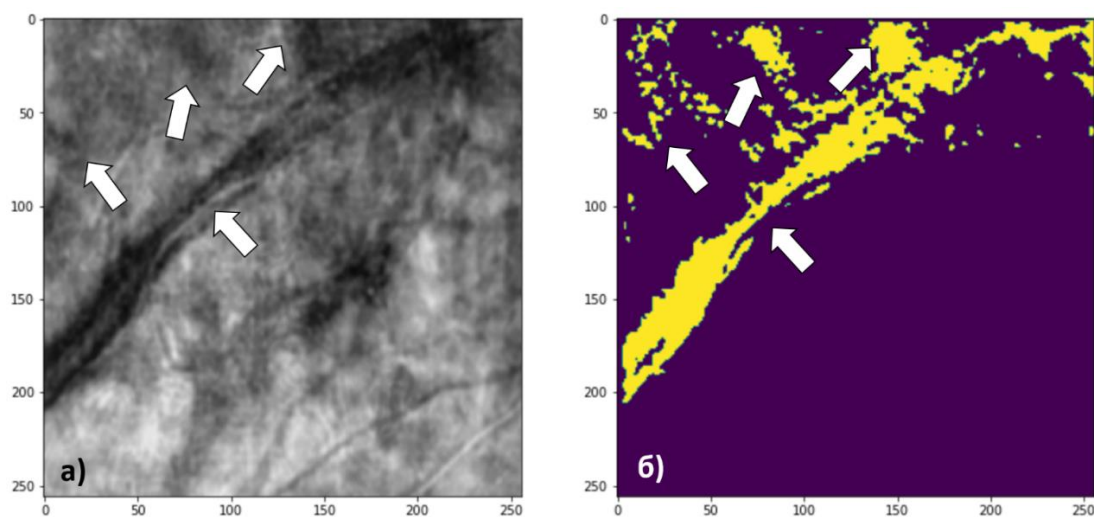
выбранных случайным образом и преобразовании их в черно-белый оттенок. Преобразование в черно-белый оттенок сделано для того, чтобы уйти от сильного влияния амплитуды, так как на сейсмических данных амплитуда атрибута может обладать всевозможными оттенками, которые тяжело повторить в обучающей выборке, а привести любой атрибут в черно-белую шкалу всегда можно.

На рисунке 18 представлено сопоставление исходной картинке, изменённой по вышеописанной технологии и сейсмического слайса вдоль куба RGB-смешивания частот.

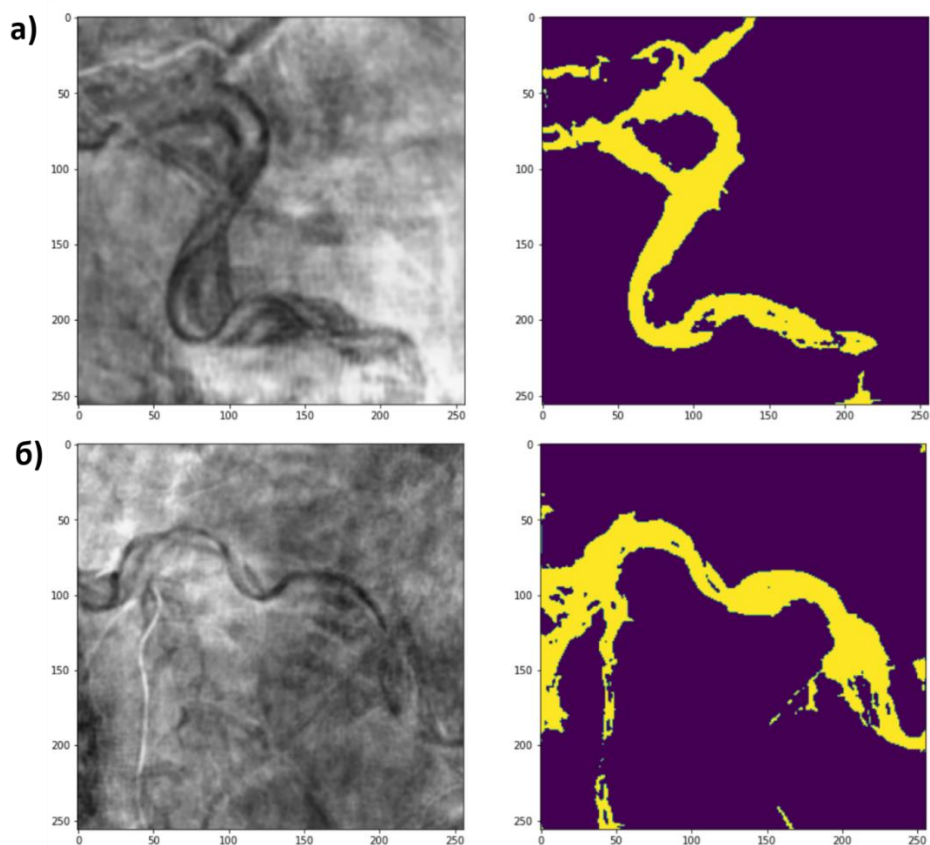


*Рисунок 18 Сопоставление исходной Google-карты с изменённой и со слайсом вдоль куба RGB-смешивания частот, представленным в серой шкале*

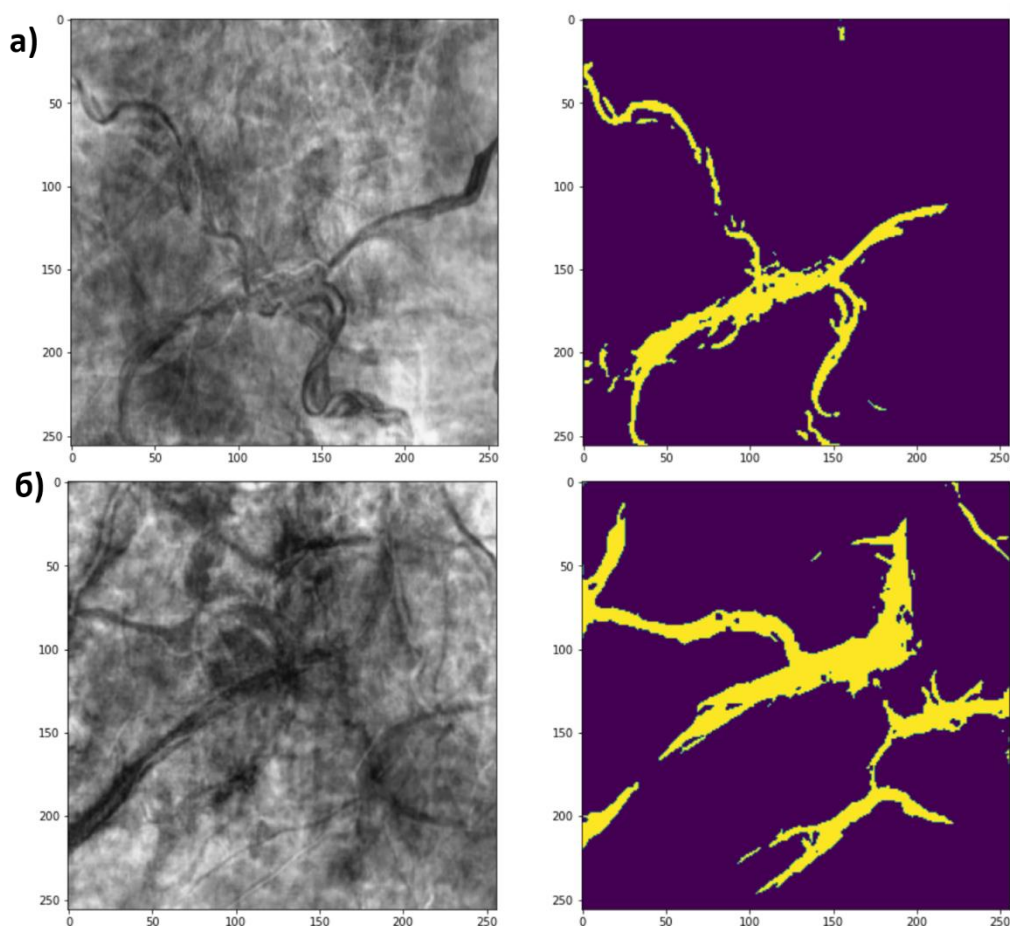
После обучения нейронной сети выполнена проверка на сейсмических данных на небольших фрагментах куба. Несмотря на присутствие некоторых неточностей, нейронная сеть обучилась достаточно хорошо, выделяются объекты, которые действительно являются русловыми [Алексеева, 2022]. Кроме того, они обладают различной амплитудой и формой, но выделяются нейронной сетью как единые русловые объекты, что не может выполнить сегментация по амплитуде (Рисунок 19-21).



*Рисунок 19 Первый пример исходной картинки, полученной по сейсмическим данным и выделенное русло по нейронным сетям*



*Рисунок 20 Второй пример исходной картинки, полученной по сейсмическим данным и выделенное русло по нейронным сетям*



*Рисунок 21 Третий пример исходной картинки, полученной по сейсмическим данным и выделенное русло по нейронным сетям*

#### **1.4. Выводы**

По результату работы, выполненной в первой главе, показано, что алгоритмы сегментации, основанные на выделении объектов по амплитуде, не разделяют русла от остальных фациальных зон. Основным критерием, по которому выделяется русло, является геометрический фактор, который человеческому глазу напоминает конфигурацию современного русла. Поэтому для решения задачи сегментации использовалась свёрточная нейронная сеть. В качестве выбранной архитектуры нейронной сети использовалась архитектура U-Net и состояла она из пяти этапов субдискретизации, в качестве дополнительных свёрточных слоёв использовались слои из предобученной на Coco базе данных сети Res-Net.

В качестве обучающей выборки использовались Google-схемы. Для визуальной схожести Google-схем с сейсмическими горизонтальными слайсами было выполнено изменение амплитуды изображения, суммировалось несколько



космоснимков и добавлялся шум. Для получения масок русла использовались персистентные диаграммы, на которых показано, что объект типа «русло» обладает большим количеством связей, чем остальные водные объекты на космоснимке.

Для анализа построенной и обученной нейронной сети было выполнено её тестирование на слайсах сейсмического куба. Результаты показали, что русловые системы выделяются достаточно однозначно, а объекты, не относящиеся к целевым, практически не выделялись.

## ГЛАВА 2. СПЕКТРАЛЬНАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА ТРАССЫ ОТРАЖЁННЫХ ВОЛН ОТ СЛОЯ С ПОСТОЯННЫМИ СВОЙСТВАМИ<sup>2</sup>

В предыдущей главе было описано, как можно наиболее эффективно в автоматическом режиме выделить палеоруслу. В данной главе рассмотрены существующие и предложенные автором атрибуты, нацеленные на анализ объектов с малой мощностью.

Совместный анализ отражения от кровли и подошвы слоя ведёт к изменению амплитудно-частотной характеристики (АЧХ) трассы [Partyka, 1999; Нао, 2018; Roden, 2017], и, при мощности слоя меньше длины волны, к изменению мгновенной фазы [Castagna, 2016]. Изменение АЧХ трассы коэффициентов отражения от слоя по сравнению с АЧХ трассы от полупространства связано с двумя основными факторами:

- 1) Появление дополнительной гармоники в частотном спектре;
- 2) Интерференция сигнала при малой мощности слоя.

Появление дополнительной гармоники вызвано наличием в трассе отражения одновременно от кровли и от подошвы слоя, и наглядно представлено в формуле спектра импульсной характеристики трассы:

$$R(w) = A_1 + A_2 e^{-2i \frac{h}{V_2} w} \quad (3)$$

---

<sup>2</sup> При подготовке данного раздела диссертации использованы следующие публикации, выполненные автором лично или в соавторстве, в которых, согласно Положению о присуждении ученых степеней в МГУ, отражены основные результаты, положения и выводы исследования:

1. **Алексеева П.А.**, Гринеvский А.С., Керусов И.Н., Ампилов Ю.П. Сопоставительный анализ различных спектральных методов при решении интерпретационных задач сейсморазведки // Геофизика. 2021. № 2. С. 64-71. RSCI. (0.47 п.л., авторский вклад – 70%). Импаkт-фактор РИНЦ, 2019: 0,377.
2. **Р.А. Alekseeva**, I.N. Kerusov Prediction of elastic properties of thin homogeneous layers based on seismic data // Russian Geology and Geophysics. 2022. 63. P.1177-1188. Scopus. (0.8 п.л., авторский вклад – 85%). Импаkт-фактор SJR, 2021: 0,55.
3. Куприянова Е.К., Сайфутдинов Р.Ш., Моисеев С.В., Керусов И.Н., **Алексеева П.А.**, Воробьева Л.Ф. Новый методический подход к оценке характеристик палеоруслuвых тел по результатам атрибутного анализа в различных геологических условиях // Геология и минерально-сырьевые ресурсы Сибири. 2020. № 3. С. 23-29. Scopus. (0.4 п.л., авторский вклад – 5%). Импаkт-фактор SJR, 2020: 0,227.
4. **Alekseeva P.**, Kerusov I., Grinevskiy A. The Application Scope of Spectral Methods in Seismic Interpretation // EAGE Annual Online 82nd conference and exhibition. 2020. P. 1-5 (0.25 п.л., авторский вклад – 70%)
5. **Алексеева П.А.** Частотно-зависимый коэффициент отражения // XXVIII Международная научная конференция студентов, аспирантов и молодых учёных «Ломоносов 2021». 2021. С. 1-2 (0.14 п.л.)

Или

$$R(w) = A_1 e^{i \frac{h}{V_2} w} + A_2 e^{-i \frac{h}{V_2} w}, \quad (4)$$

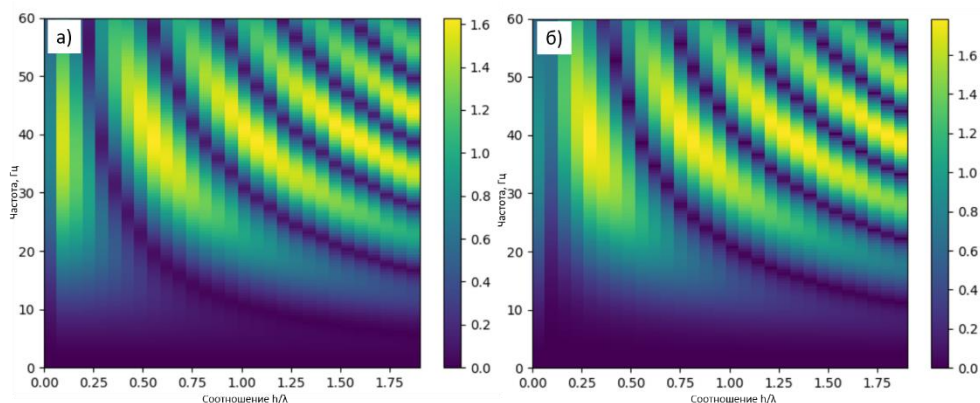
где  $A_1$  и  $A_2$  коэффициенты отражения от кровли и подошвы соответственно.

По формуле Эйлера уравнение 2 можно привести к следующему виду:

$$\begin{aligned} R(w) = & A_1 \left( \cos \left( \frac{h}{V_2} w \right) + i \sin \left( \frac{h}{V_2} w \right) \right) \\ & + A_2 \left( \cos \left( \frac{h}{V_2} w \right) - i \sin \left( \frac{h}{V_2} w \right) \right) \end{aligned} \quad (5)$$

$$R(w) = (A_1 + A_2) \cos \left( \frac{h}{V_2} w \right) + i(A_1 - A_2) \sin \left( \frac{h}{V_2} w \right) \quad (6)$$

Выражение (6) показывает, что в случае контрастного слоя ( $A_1=A_2$ ) АЧХ импульсной характеристики выражается через косинус и является фильтром низких частот, в случае переходного слоя ( $A_1=-A_2$ ) АЧХ импульсной характеристики выражается через синус и является фильтром высоких частот. На рисунке 22 представлены АЧХ импульсных характеристик в случае переходного слоя и контрастного для различных соотношений мощности слоя и длины волны. По данным рисункам видно, что при постоянной длине волны АЧХ существенно искажается при изменении мощности слоя, подобные результаты приведены в работах [Partyka, 1999; Козлов, 2006].



*Рисунок 22 Амплитудно-частотные спектры трассы, полученной для контрастного (а) и переходного (б) слоя с использованием импульса Рикера (40Гц)*

Несмотря на изменение АЧХ трассы, при мощности слоя больше длины волны существует возможность оценки отдельного отражения от кровли или подошвы слоя подобно оценкам, предусмотренным для границы от двух полупространств, в отличие от мощности меньше длины волны.

В случае мощности слоя меньше длины волны происходит интерференция сигнала и необходимо учитывать одновременно изменения волнового поля, вызванные уменьшением мощности и изменением свойств [Куприянова, 2020]. Как показано на рисунке 23 при мощности слоя меньше длины волны происходит интерференция лепестков импульса в результате чего изменяется мгновенная частота, амплитуда и фаза отражения.

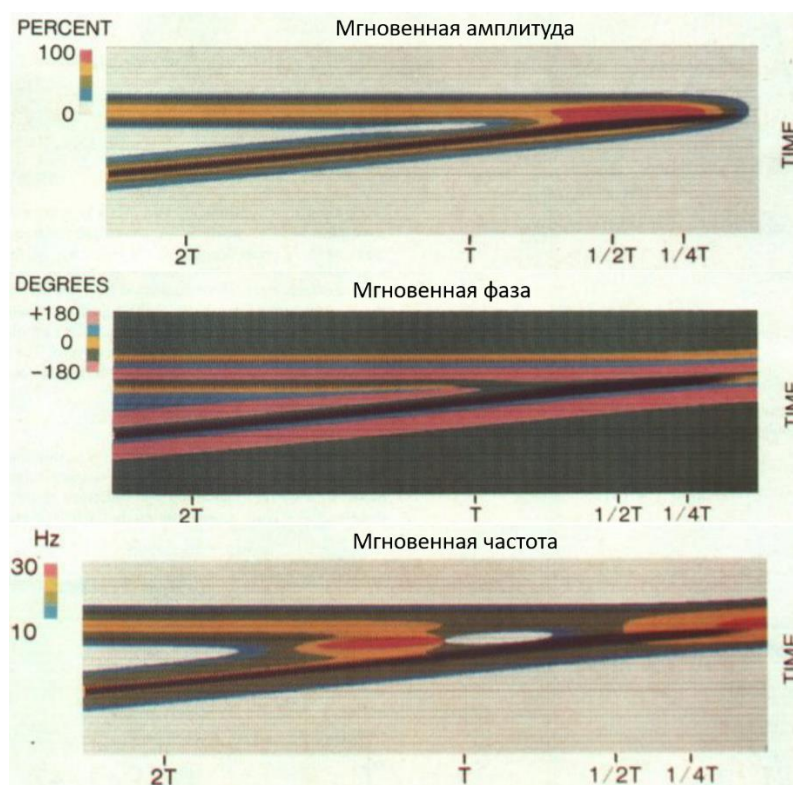


Рисунок 23 Изменение амплитуды и мгновенной фазы отражения от слоя с изменяющейся мощностью [Robertson, 1984]

Эффекты изменения фазово- и амплитудно-частотной характеристики сигнала, вызванные отражением от маломощного слоя, также влекут искажение АВА зависимостей (для пластов с одинаковыми свойствами, но разной мощности) [Hamlyn, 2014 Wapenaar, 1939], так как на коэффициент отражения одновременно влияет, как изменение мощности слоя, так и изменение свойств (коэффициентов отражения от кровли и от подошвы) (формула 6).

Поэтому при интерпретации сейсмических данных необходимо учитывать и пользоваться особенностями отражения от маломощных пластов, а именно изменение спектральных характеристик трассы. Существует два наиболее распространённых подхода:

- Анализ куба RGB-смешивания частот или амплитуд отдельных частот, полученных по результатам спектральной декомпозиции;
- Анализ отдельных фазовых составляющих трасс, рассчитанных по фазовой декомпозиции.

## 2.1. Спектральная декомпозиция. Построение куба RGB-смешивания частот

Существует большое разнообразие частотно-временных трансформаций [George, 2009]. В рамках данной работы будет рассмотрено три наиболее распространённых преобразования - оконное преобразование Фурье, вейвлет-преобразование и преобразование, основанное на методе согласованного преследования [Алексеева, Гриневский, 2021].

**Оконное преобразование Фурье** заключается в локализации Фурье преобразования на определенном временном отрезке, с использованием оконных функций, которые сдвигаются с течением времени (рисунок 24). Общая формула для оконного Фурье преобразования следующая [Levshin, 1972]:

$$U(\tau, w) = \int u(t)W(t - \tau)e^{-j2\pi wt} dt, \quad (5)$$

где  $u(t)$  – сейсмическая трасса во временной области,  $\tau$  – центр расположения оконной функции  $W(t - \tau)$ ,  $w$  – частота,  $U(\tau, w)$  – функция в частотно-временной области

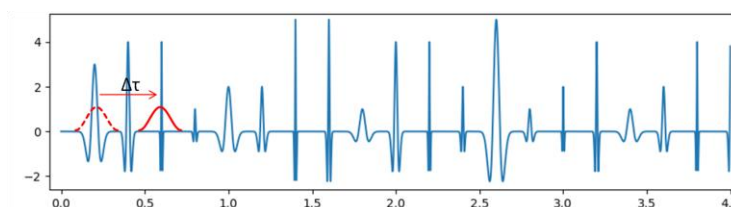
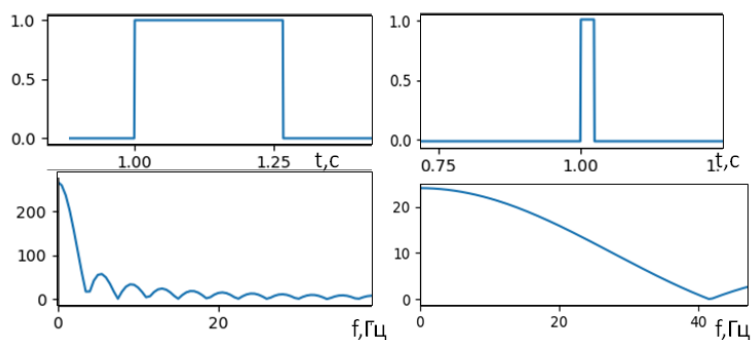


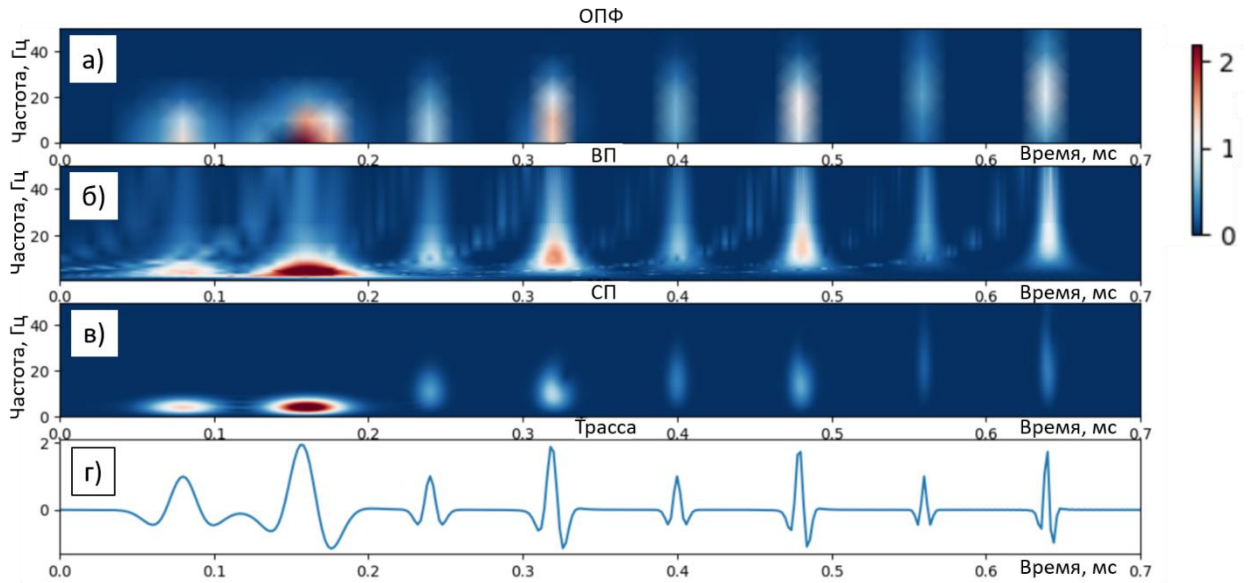
Рисунок 24 Принцип действия оконного преобразования Фурье

Для корректного применения оконного Фурье преобразования необходимо правильно подобрать оконную функцию и длину окна во временной области. Как известно, при улучшении разрешающей способности в частотной области происходит ухудшение во временной и наоборот (рисунок 25). Так при ширине оконной функции  $b$ , частотная разрешающая пропорциональна  $2\pi/b$  [Kaiser, 1994].

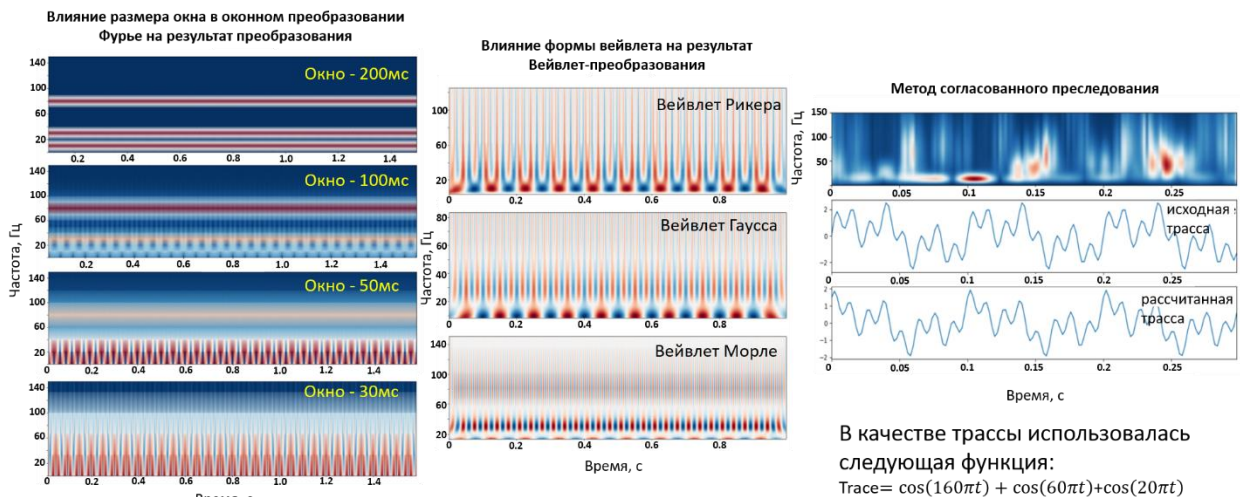


*Рисунок 25 Пример изменения размера окна в частотной области при изменении окна во временной*

Тестирование оконного преобразования Фурье выполнено на двух модельных трассах: одна из которых состоит из отдельных вейвлетов Рикера с разной частотой и фазой (рисунок 26г), а вторая трасса является линейной комбинацией косинусов из 10Гц, 30Гц и 80Гц (рисунок 27). На рисунке 26а показано, что вне зависимости от частоты вейвлета разрешающая способность оконного преобразования Фурье во временной области сохраняется. При тестировании размеров оконной функций на второй трассе (рисунок 27) видно, что при размерах окна меньше 30мс частоты 10 Гц, 30Гц и 80Гц практически не различаются, в связи с чем, для целей интерпретации использование малых размеров оконной функции не целесообразно.



*Рисунок 26 Применение оконного преобразования Фурье (а), вейвлет-преобразования (б), метода согласованного преследования (в) на моделированных данных (г)*



*Рисунок 27 Анализ влияния параметров частотно-временных преобразований на разрешающую способность*

**Вейвлет-преобразование** одномерного сигнала – это его представление в виде обобщенного ряда или интеграла Фурье в системе базисных функций [Воскобойников, 2010]. Возникновение метода произошло в конце 20-го века. Вейвлеты представляют собой короткие волны с нулевым интегральным значением и локализацией по оси независимой переменной (времени), способные к сдвигу по этой оси и масштабированию.



$$\phi(\tau, s, t) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} W\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \quad (8)$$

Данный метод основан на том, что вдоль трассы перемещается не постоянное во времени окно (как в ОФП), а изменяющийся по определенному закону вейвлет (рисунок 28). Формула для вейвлет-преобразования следующая [George, 2009]:

$$U(\tau, s) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \int u(t) W\left(\frac{t-\tau}{s}\right) dt, \quad (9)$$

при этом

$$\int W(t) dt = 0, \quad (10)$$

где  $W\left(\frac{t-\tau}{s}\right)$  – вейвлет, аргумент  $\tau$  отвечает за сдвиг во временной области, аргумент  $s$  называется масштабом.

Большим значениям масштаба соответствуют низкочастотные вейвлеты, а малым – высокочастотные [Liu, 2006].

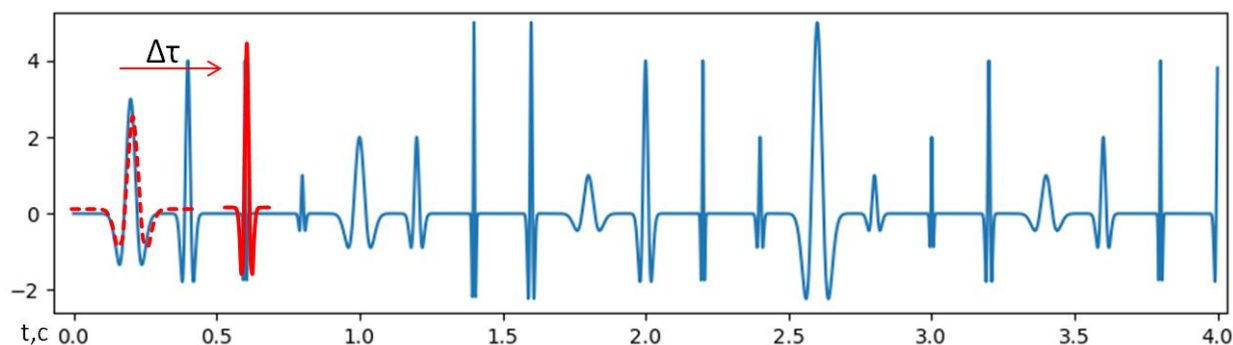


Рисунок 28 Принцип действия вейвлет-преобразования

Вейвлет-преобразование также было протестировано на модельных данных, идентичных при анализе оконного Фурье преобразования. На рисунке 27 показано влияние различных вейвлетов на результат преобразования, наилучшее частотно-временное разрешение показал комплексный вейвлет Морле, который также использовался при построении частотно-временного спектра на рисунке 26б. По сравнению с оконным преобразованием Фурье разрешение вейвлет-преобразования выше при малых размерах оконной функции, но при увеличении размеров оконной функции ОПФ показывает точнее локализацию сигнала по частоте (рисунок 26-27).

Поэтому целесообразно при выполнении интерпретационных задач анализировать как вейвлет-преобразование, так и оконное преобразование Фурье.

Спектральная декомпозиция, основанная на **методе согласованного преследования**, заключается в том, что каждую сейсмическую трассу можно представить в виде линейной комбинации вейвлетов:

$$U(t) = \sum_{j=0}^{N-1} a_j w(t - t_j, f_j, \varphi_j) + Noise, \quad (11)$$

где  $a_j$ ,  $t_j$ ,  $f_j$ ,  $\varphi_j$  являются соответственно амплитудой, центральным временем, частотой вейвлета, фазой  $j$ -го вейвлета [Liu, 2006].

Для эффективного подбора трассы используется комплексный атрибутный анализ и трасса  $u(t)$  представляется в виде комплексного числа, где действительная часть равна  $u(t)$ , а мнимая рассчитывается с помощью преобразования Гильберта  $u^H(t)$  и представляет собой функцию с амплитудой  $|u(t)|$  и фазой  $90^\circ$  [Feldman, 2011].

$$U(t) = u(t) + iu^H(t) \quad (12)$$

Вейвлет также представляют в комплексном виде:

$$W(t, f_j) = w(t, f_j) + iw^H(t, f_j) \quad (13)$$

Тогда аналогом уравнения (11) является:

$$U(t) = \sum_{j=0}^{N-1} A_j W(t - t_j, f_j) + Noise, \quad (14)$$

где  $A_j = a_j e^{i\varphi_j}$

Чем лучше вейвлет описывает сейсмический импульс в среде, тем точнее линейная комбинация вейвлетов описывает сейсмическую трассу. Поэтому в некоторых работах используется вейвлет, который был подобран при привязке данных акустического каротажа и данных наземной сейсморазведки.

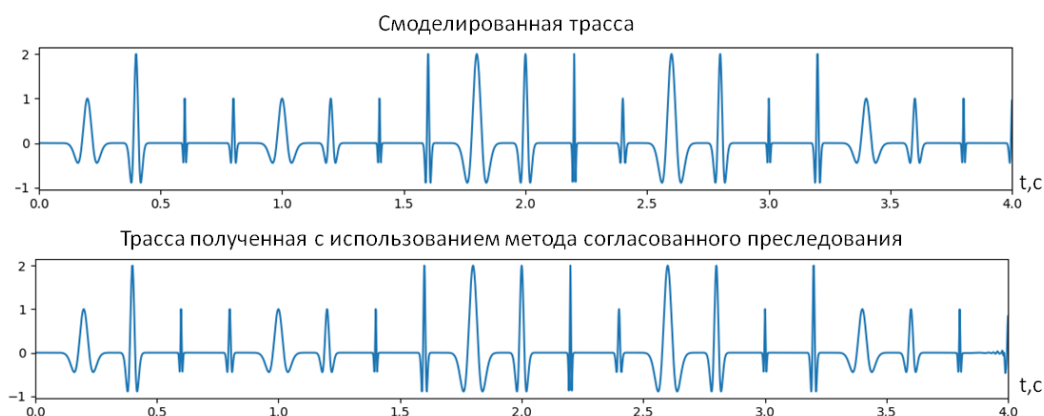
После подборки вейвлетов, необходимо найти такие коэффициенты  $A_j$  линейной комбинации, чтобы невязка  $R(t)$  между аналитической трассой и трассой, составленной из вейвлетов, была минимальна.

$$R(t) = \left\{ U(t) - \sum_1^j [A_j W(t - t_j, f_j)] \right\}^2 \quad (15)$$

коэффициенты  $A_j$  могут быть получены из выражения 16:

$$A = [W^H W + \varepsilon I]^{-1} W^H U, \quad (16)$$

где  $U$  – трасса из  $N$  дискретов,  $W$  – матрица, состоящая из набора вейвлетов, сдвинутых вдоль всего временного интервала,  $\varepsilon$  – параметр стабилизации,  $I$  – единичная матрица. Результаты подбора вейвлетов по методу согласованного преследования приведены на рисунке 29, по которым видно, что без присутствия шума, волн помех и с учётом того, что каждый импульс локализован отдельно, данный метод работает с высокой точностью предсказания.



*Рисунок 29 Сравнение модельной трассы с трассой, полученной методом согласованного преследования*

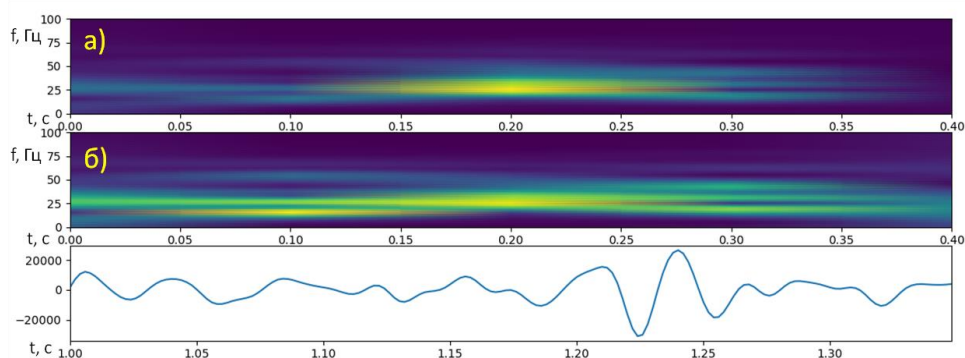
Метод согласованного преследования был также протестирован на смоделированных данных (рисунок 26-27). Для трассы на рисунке 26 г результат метода согласованного преследования даёт наилучшее разрешение в частотной и временной области по сравнению с результатами ОПФ и НВП. При применении данного метода к модельной трассе, состоящей из линейной комбинации косинусов (рисунок 27), результаты по определению верной частоты наихудшие, что связано с одной стороны с интерференцией сигнала, а с другой стороны с тем, что модельная трасса не является совокупностью выбранных нульфазовых сейсмических импульсов, локализованных по оси времён.

Данный метод является итерационным, и основным его преимуществом является тот факт, что разрешающая способность позволяет однозначно определенному времени подобрать определенную частоту. Но, как ясно из алгоритма данного метода, определение частоты на заданном времени может рассчитываться некорректно.

При выполнении спектральной декомпозиции необходимо применение спектральной балансировки. Она используется практически всегда, так как амплитудно-частотные характеристики трассы распределены неравномерно на всем временном интервале. Поэтому при визуализации преобразования в двумерном пространстве многие важные детали, характеризующиеся пониженной амплитудой, не видны, хотя в их спектре могут преобладать те же частоты (рисунок 30). В связи с этим целесообразно распределить амплитуду частот на всем временном интервале вдоль определенной частоты, так, чтобы максимальная амплитуда была равномерна, а изменения были гладкие (рисунок 30). Существует несколько способов спектральной балансировки. Тот, который будет применен автором, следующий [Liu, 2006]:

$$A_{\text{balanced}}(f, t) = A(f, t) / (\langle A(f, t) \rangle + \varepsilon \cdot A_{\text{max}}(f, t)), \quad (17)$$

где  $f$ - частота,  $t$ - время



*Рисунок 30 Применение спектральной балансировки на реальной сейсмической трассе: а) до спектральной балансировки, б) после спектральной балансировки*

Таким образом, применение методов спектральной декомпозиции способствует определению амплитуды отдельной частоты.

Широкое распространение изучения амплитуд различных частот связано с тем, что в зоне тюнинг мощности частота с максимальной амплитудой характеризует мощность слоя при постоянных свойствах пласта, а с другой стороны характеризует изменение соотношения упругих параметров в пластах при постоянной мощности. Данное явление можно проиллюстрировать на различных моделях клина. Смоделировано 2 модели с изменением мощностей, в первой модели изменяется мощность, но не изменяются свойства нижележащих пластов (рисунок 31), а во второй модели изменяется мощность и срезаются нижележащие отложения (рисунок 32), что влияет на соотношение коэффициентов отражения ниже- и вышележащих пачек.

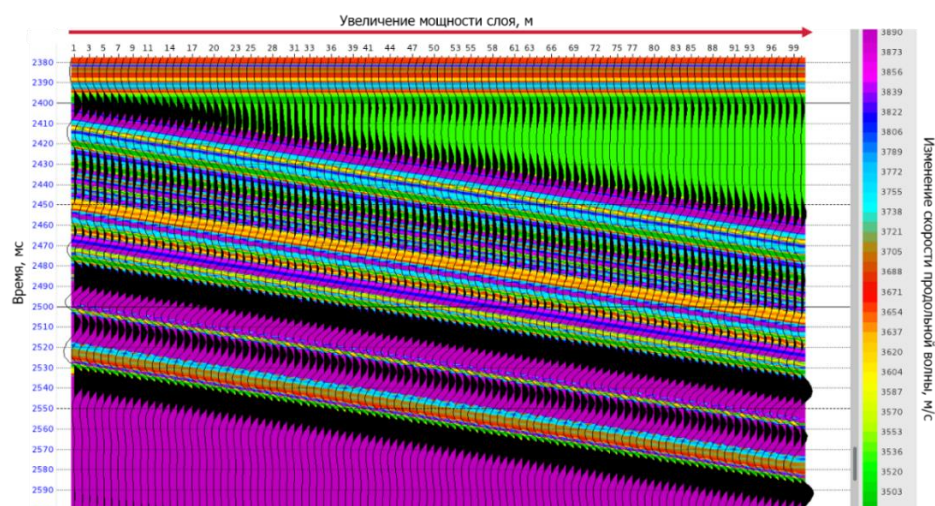


Рисунок 31 Глубинно-скоростная модель с нанесёнными трассами для модели 1

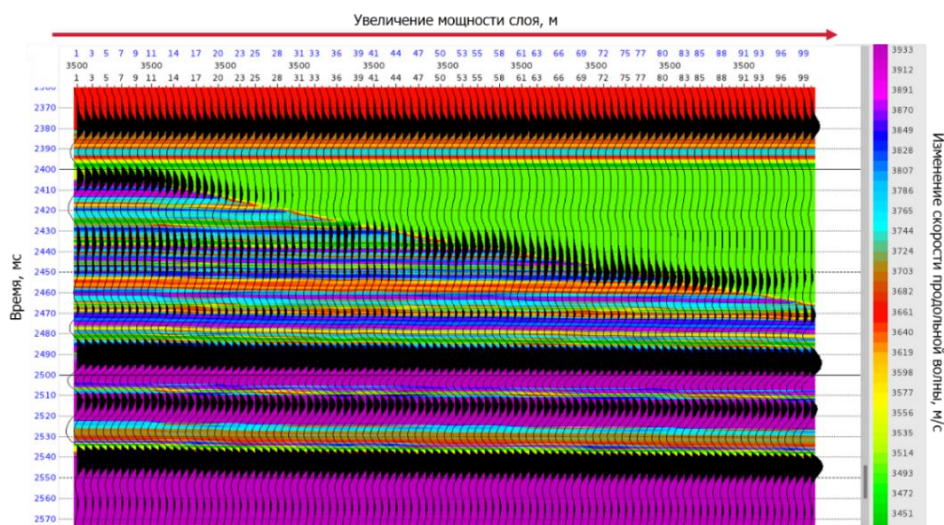
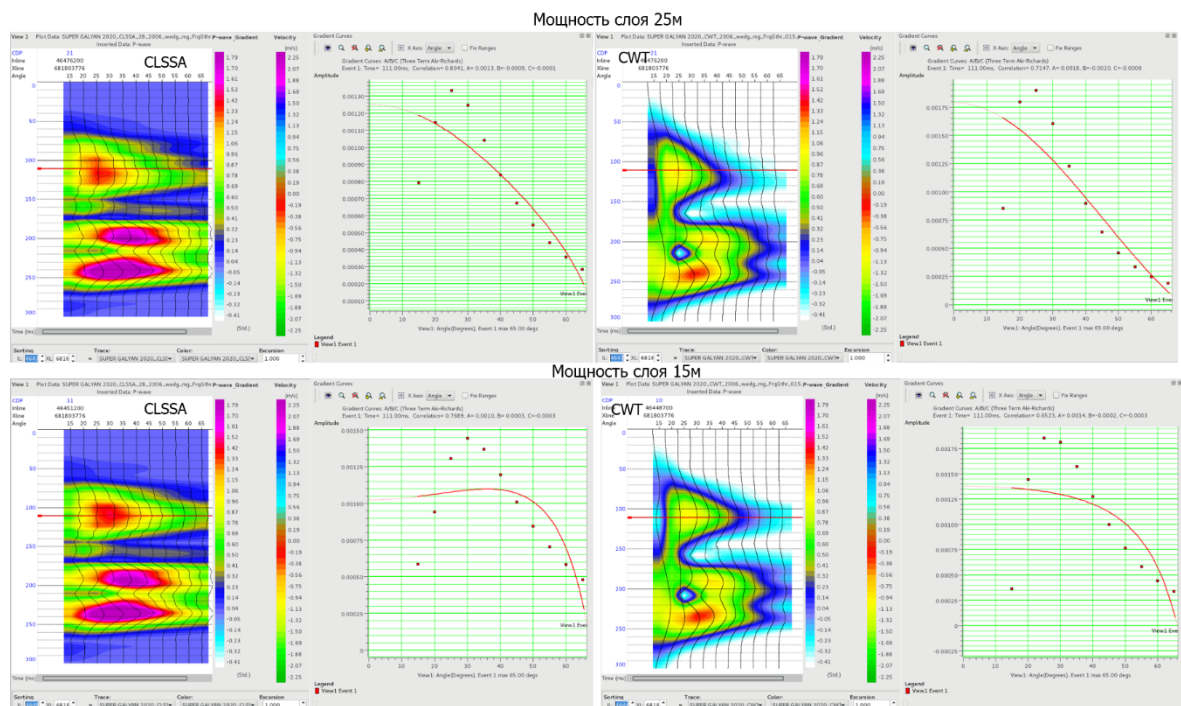


Рисунок 32 Глубинно-скоростная модель с нанесёнными трассами для модели 2

На рисунке 31 показана первая модель клина с увеличением мощности коллектора от 1м до 100м, с мощности 35м начинается интерференция, которая затрудняет анализ отдельно каждого отражения, для моделирования использовался сейсмический импульс с информативной частотой от 20 до 50 Гц. Для анализа изменения амплитуд частот в зависимости от мощности слоя использовались методы спектральной декомпозиции (согласованного преследования и непрерывного вейвлет преобразования), которые показывают, что при уменьшении мощности происходит смещение максимальной амплитуды частот в сторону увеличения значения (рисунок 33).



*Рисунок 33 Изменение амплитуды от кровли пласта в зависимости от частоты для мощности 35м и 10м для модели 1*

На рисунке 32 показана вторая модель, для которой также проанализировано как изменяется амплитуда от частоты для различных мощностей (рисунок 34). На результатах показано, что амплитуда также значительно изменяется при изменении свойств.

Кроме того, на рисунке 35 показаны 3 модели среды с одинаковыми мощностями, но разными сейсмическими откликами: 1-я модель является контрастным слоем, 2-я и 3-я – градиентные. Анализ амплитуды различных частот,

рассчитанных с применением метода спектральной декомпозиции, основанного на оконном преобразовании Фурье, показывает, что чем меньше мощность у пласта, тем на более высокой частоте она выделяется (рисунок 36), при этом на 1-й модели эффект изменения мощности на частотных кубах происходит гораздо значительнее, чем на других моделях. В связи с этим можно отметить, что на изменение амплитуд одновременно влияет изменение мощности, свойств и геометрия пласта.

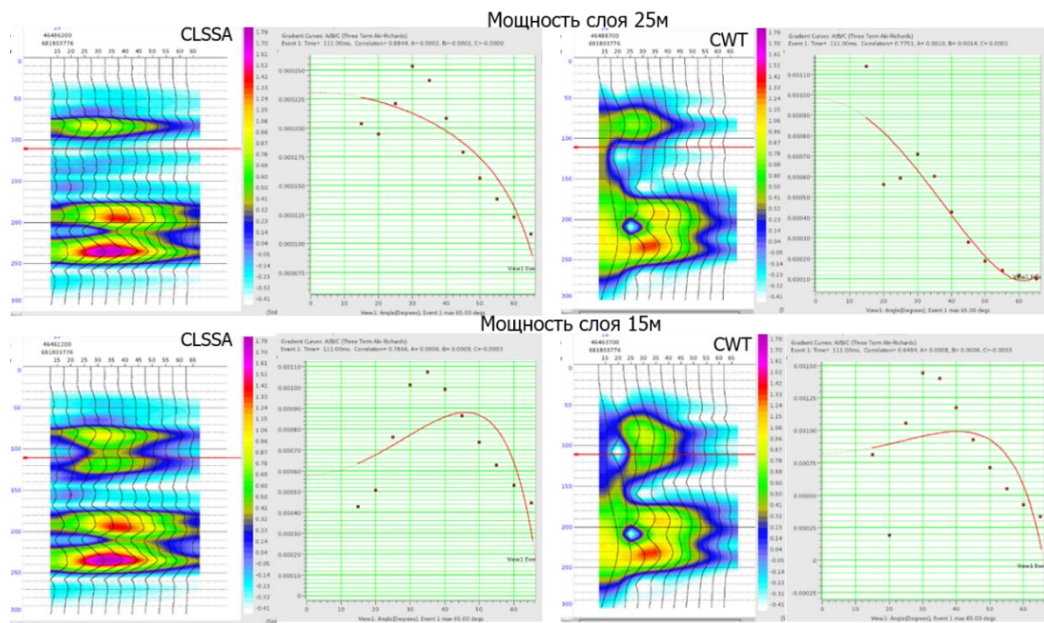


Рисунок 34 Изменение амплитуды от кровли пласта в зависимости от частоты для мощности 35м и 10м для модели 2

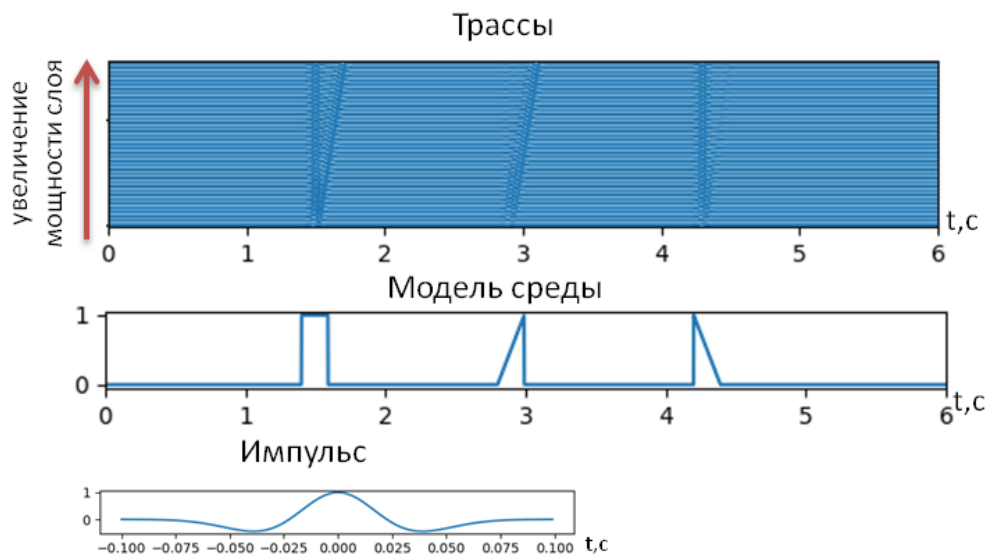
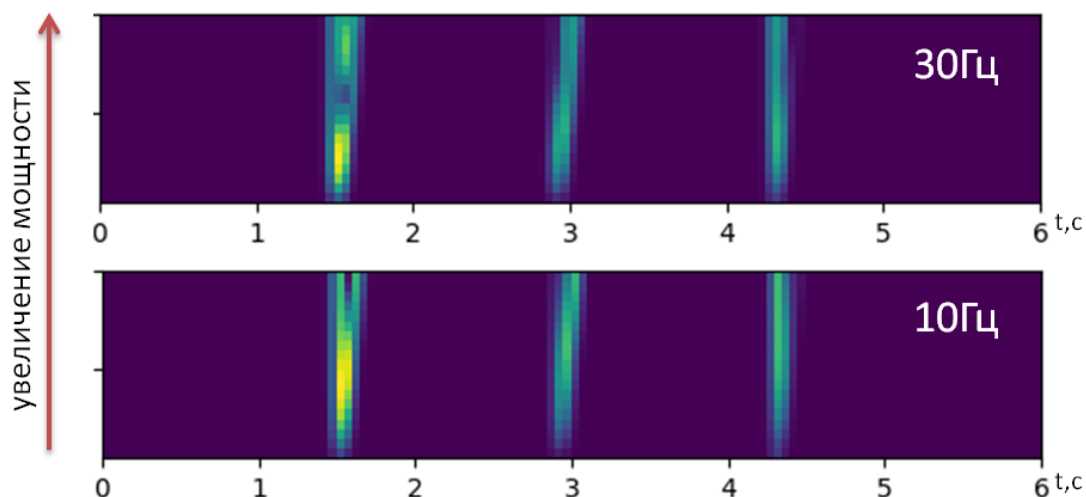


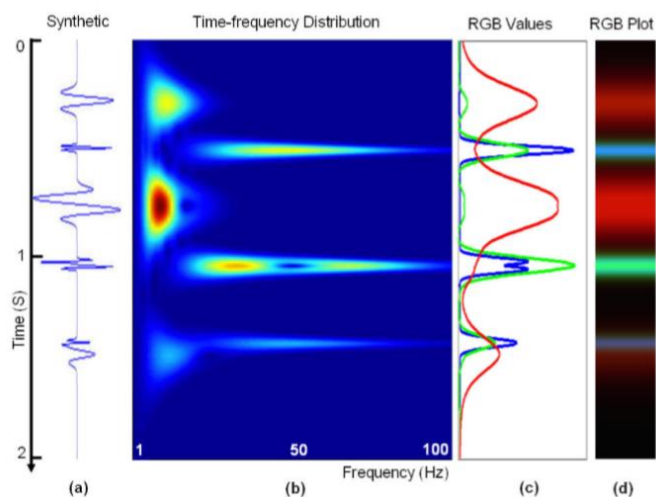
Рисунок 35 Модель клина.



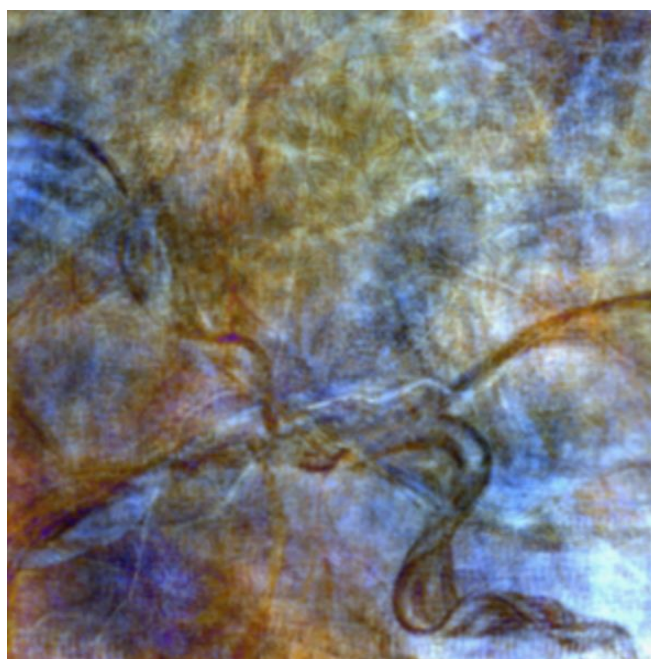
*Рисунок 36 Влияние мощности слоя на амплитуду его частотной характеристики*

Следовательно, преимущество спектрального разложения заключается в том, что, используя амплитудно-частотный спектр, можно судить об изменении свойств, мощности и геометрии пласта. В связи с этим для иллюстрации эффекта одновременно от нескольких частот обычно выполняется построение куба RGB-смешивания частот. Для построения куба, среди всех полученных кубов частот выделяются три, которые наиболее информативны и характеризуют разные, но наиболее значимые свойства геологических объектов. Каждой из трёх выбранных частот присваивается красный, зеленый или синий цвет, затем в зависимости от амплитудного спектра к каждой частоте добавляется такой параметр как тень, чем менее амплитудная частота, тем больше тень (рисунок 37), и наоборот. Пример использования RGB смешивания проиллюстрирован на рисунке 38. Для построения этого изображения использовались кубы на частотах 10, 30, 40 Гц.





*Рисунок 37 Иллюстрация применения RGB смешивания на модельных данных [Partyka, 1999]*



*Рисунок 38 Иллюстрация применения RGB смешивания на реальных данных*

Недостаток заключается в том, что использование методики смешивания частот подчёркивает все аномалии в волновом поле, не конкретизируя их природу.

## **2.2. Фазовая декомпозиция**

В основе данного метода также используется спектральная декомпозиция, но рассчитывается уже не амплитудно-частотный спектр, а фазовые развертки трасс. При расчёте фазовых составляющих трасс могут использоваться такие же подходы, что и для спектральной декомпозиции. В фазовой декомпозиции рассчитывается

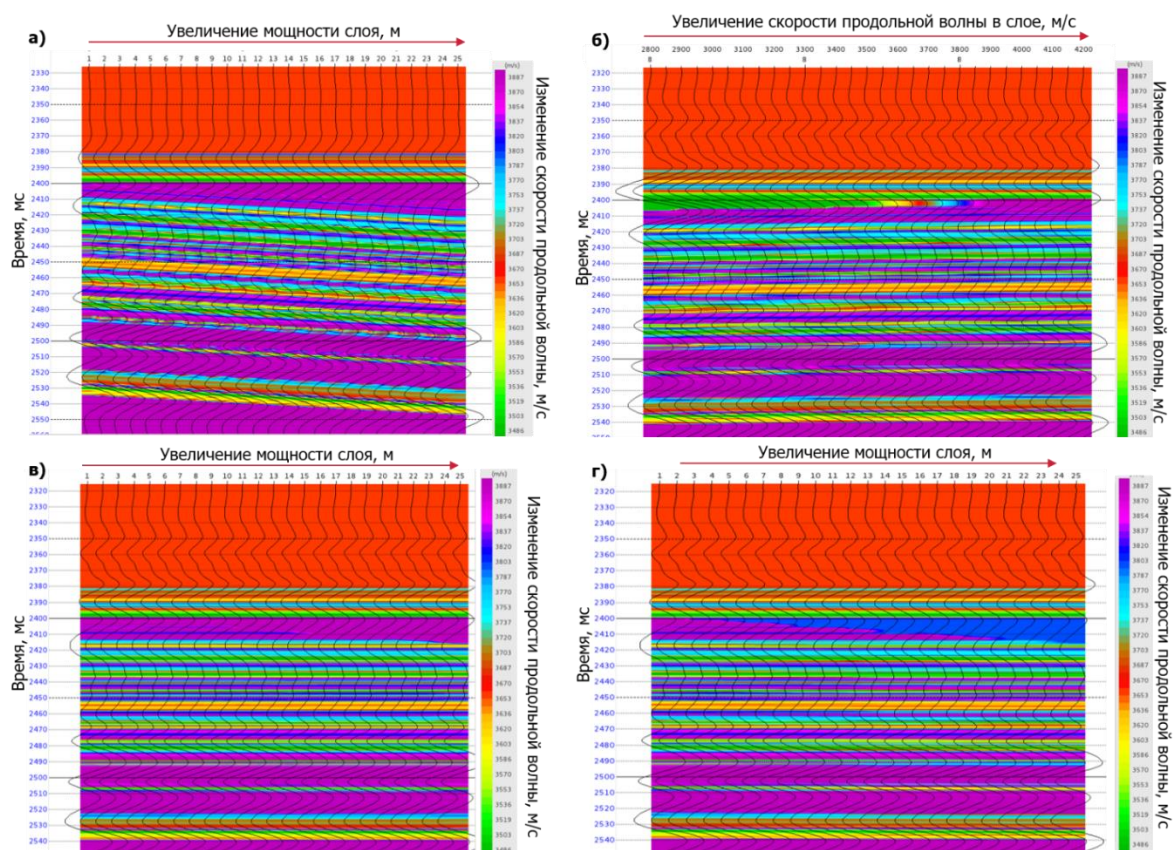
фазово-частотная характеристика в выбранном интервале и анализируется суммарный эффект частот на отдельно взятой фазе.

Как было описано выше, в зоне тюнинг мощности сейсмическая трасса чувствительна как к изменению мощности, так и к изменению свойств. Однако изменение амплитуды трасс отдельных фазовых составляющих характеризует преимущественно изменение свойств пласта.

При интерпретации данных с использованием фазовой декомпозиции вначале анализируют поворот фазы сейсмического импульса и приводят куб к нульфазовому. На практике этот метод может применяться к данным любой полярности, но необходимо учитывать поворот фазы при интерпретации.

В качестве примера для использования данного метода, будет рассмотрено 4 модели сред, построенные по реальным данным с использованием сейсмического импульса, в представленных моделях изменяются параметры одного слоя (рисунок 39):

- 1) Мощность слоя (1 модель)
- 2) Скорость продольной волны в слое, мощность остаётся постоянной и равна 8м (2 модель)
- 3) Мощность слоя, при этом происходит срезание нижележащих отложений (скорость продольной волны постоянная 3900 м/с) (3 модель)
- 4) Мощность слоя, при этом происходит срезание нижележащих отложений (скорость продольной волны постоянная 3800 м/с) (4 модель)



*Рисунок 39 Модели сред, использованные для анализа метода фазовой декомпозиции: а) 1 модель, б) 2 модель, в) 3 модель, г) 4 модель*

К описанным выше моделям была применена фазовая декомпозиция и рассмотрены трассы на фазовых составляющих  $-90^\circ$ ,  $0^\circ$ ,  $90^\circ$  и  $180^\circ$ . Согласно приведённым результатам на рисунках (40-44) при изменении только мощности (модель 1) в зоне тюнинг эффекта изменение амплитуды трассы определённых фазовых составляющих происходит относительно незначительно, то есть распределение амплитуд между фазами практически сохраняется.

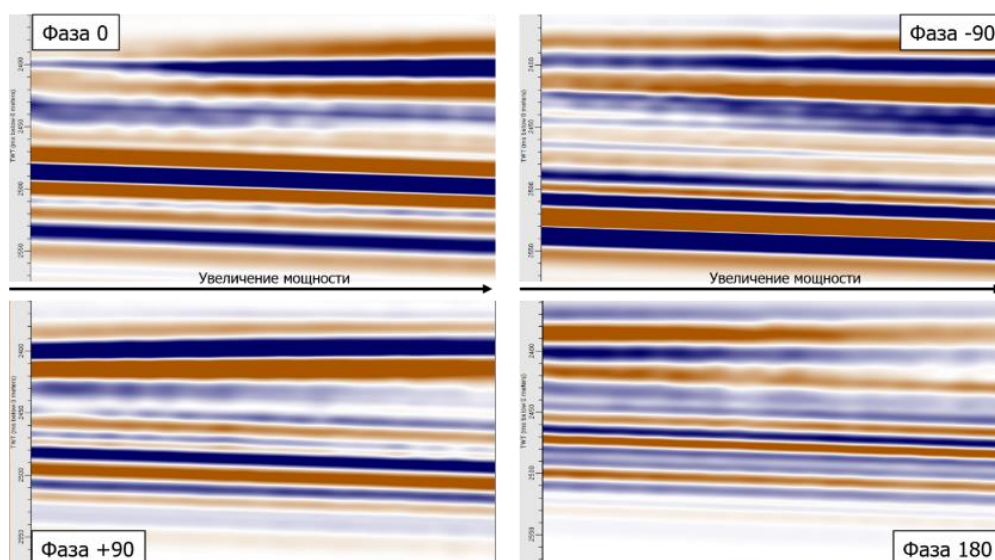


Рисунок 40 Трассы фазовых составляющих  $0^\circ$ ,  $+90^\circ$ ,  $-90^\circ$ ,  $180^\circ$  для модели 1

При изменении только акустического импеданса (модель 2) в пласте происходит сильное изменение фазовых составляющих  $-90^\circ$ ,  $90^\circ$  и достаточно наглядно изменяется амплитуда фазовой составляющей  $180^\circ$ . В случае пониженного значения импеданса относительно выше и ниже лежащих пород, повышенное значение амплитуды возникает на фазовой составляющей  $-90^\circ$ . При увеличенном акустическом импедансе в нижнем слое и пониженным в верхнем увеличение амплитуды наблюдается на фазовой составляющей  $90^\circ$ . И при переходе в зону на модели 2, когда акустический импеданс в слое больше, чем в выше- и ниже лежащей пачке, наибольшая амплитуда выделяется на фазовой составляющей  $180^\circ$  (рисунок 41).

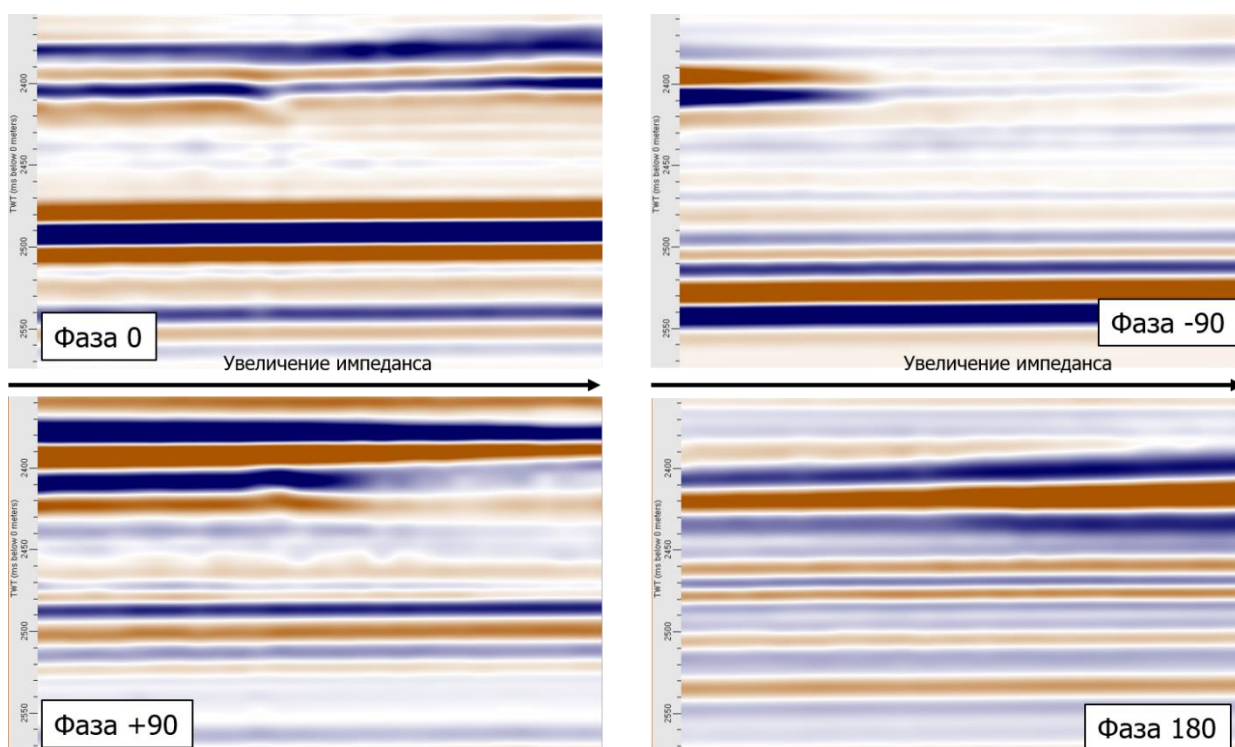


Рисунок 41 Трассы фазовых составляющих  $0^\circ$ ,  $+90^\circ$ ,  $-90^\circ$ ,  $180^\circ$  для модели 2

Основная особенность модели 3, в которой скорость продольной волны в слое составляет 3900 м/с, что незначительно выше, чем скорость в нижележащей пачке, заключается в том, что происходит локальное изменение свойств в местах срезания слоем нижележащих пород, которое проявляется на фазовой составляющей  $90^\circ$ . И стоит отметить, что несмотря на изменение мощности, амплитуда трасс фазовых составляющих остаётся практически постоянной (рисунок 42).

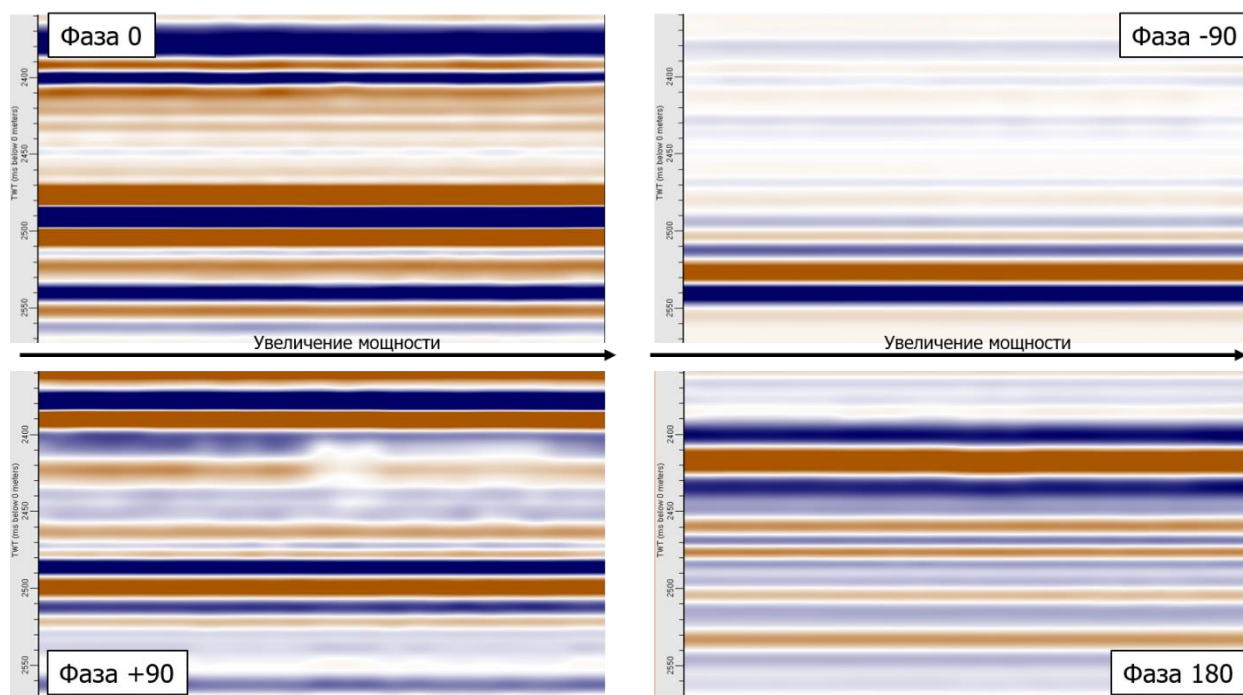
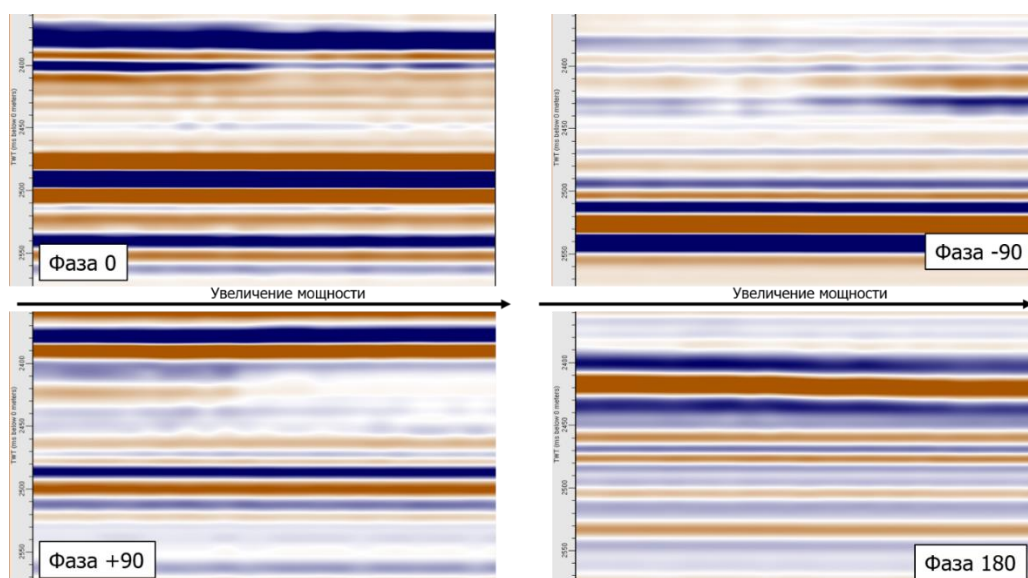


Рисунок 42 Трассы фазовых составляющих  $0^\circ$ ,  $+90^\circ$ ,  $-90^\circ$ ,  $180^\circ$  для модели 3

В качестве ещё одной дополнительной модели, которая иллюстрирует тот эффект, что на изменение фазовой составляющей в значительной степени влияет именно изменение свойств, показана модель 4. Которая идентична модели 3 за исключением того, что скорость в пласте составляет 3800 м/с. Такая скорость позволяет создать следующий эффект: вначале пласт срезает пласты с повышенным значением скорости (происходит относительное увеличение импеданса, как в кровле, так и подошве слоя), а затем в правой части разреза в кровле увеличивается скорость, а в подошве понижается. Согласно иллюстрации 43, фазовая составляющая 90 преобладает в случае постепенного увеличения акустического импеданса в нижележащем слое, а на компоненте -90 преобладание амплитуды наблюдается при уменьшенном значении импеданса в нижележащем слое. На 0 и 180 распределение амплитуды практически сохраняется.



*Рисунок 43 Трассы фазовых составляющих  $0^\circ$ ,  $+90^\circ$ ,  $-90^\circ$ ,  $180^\circ$  для модели 4*

Кроме того, в работе [Castagna, 2016] также показано применение фазовой декомпозиции на модельных и реальных данных. Данные примеры показывают, что применение фазовой декомпозиции способствует выделению зон с изменением свойств пласта при его малой мощности.

Кроме того, фазовое разложение можно рассматривать отдельно для частично угловых сумм (ближние, средние и дальние углы). Как было описано в работе [Abreu, 2019], для песчаников III и IV классов результатом будет повышение яркости угловых сумм на фазе  $-90^\circ$ , особенно для дальних углов. Для песчаников класса I происходит ослабление амплитуды угловых сумм на фазе  $90^\circ$ , особенно на ближних углах. Для песчаников класса II может наблюдаться различное поведение амплитуды, включая, как ослабление амплитуды на фазе  $90^\circ$  при ближних углах, так и повышение на фазе  $-90^\circ$  на дальних углах.

Данные подходы напрямую возможно применять для качественной оценки свойств: изменение коэффициентов отражения и типов слоёв (переходный и контрастный). Но стоит отметить, что вышеописанные характеристики тяжело анализировать, так как результатом применения фазовой декомпозиции является набор фазовых сейсмограмм, а теоретических зависимостей, которые бы показывали, как применяемые в данном подходе фазовые составляющие связаны со свойствами и мощностью, нет. По этой же причине на данный момент нет

возможности использовать амплитуды трасс отдельных фазовых составляющих для количественной оценки.

При рассмотрении вышеописанных методов возникает необходимость использования дополнительных подходов для анализа отражения в зоне тюнинг-эффекта, которые не только на качественном уровне позволяют выполнить интерпретацию маломощных слоёв, но и способствуют их количественной оценке. Вначале также будет рассмотрено математическое описание коэффициента отражения от маломощного слоя, затем иллюстрация метода на модельных данных.

### 2.3. Математическое описание коэффициента отражения от однородного маломощного слоя

Коэффициенты отражения в модели 1 могут быть представлены в виде линейной комбинации пар чётных и нечётных коэффициентов отражения [Chung, 1994; Puryear, 2008]. Согласно работе [Chung, 1994], максимальная амплитуда отражения от маломощного слоя для контрастной среды при нормальном падении может быть выражена следующим образом (в качестве сигнала использован вейвлет Рикера):

$$A_{max} = \left\{ (2r_4)^2 \left[ \left( 1 - 1.831 \left( \frac{\pi h}{\lambda} \right)^2 \right) \right]^2 + 0.76^2 (2r_3)^2 \left( \frac{\pi h}{\lambda} \right)^2 \right\}^{\frac{1}{2}}, \quad (18)$$

где  $h$ -мощность слоя,  $\lambda$ - длина волны, а коэффициенты  $r_3$  и  $r_4$  характеризуют пары чётных и нечётных коэффициентов отражения и выражаются через  $r_1$  (коэффициент отражения от кровли) и  $r_2$  (коэффициент отражения от подошвы) следующим образом:

$$r_3 = \frac{r_2 - r_1}{2} \quad (19)$$

$$r_4 = \frac{r_2 + r_1}{2} \quad (20)$$

Видоизменяя формулу (18), выражение для максимальной амплитуды приводится к следующему виду:

$$A_{max}^2 = K + Gw^2 + Lw^4, \quad (21)$$

где



$$K = (2r_4)^2 \quad (22)$$

$$G = t_h^2(0.92(2r_4)^2 + 0.15(2r_3)^2) \quad (23)$$

$$L = 0.21(2r_4)^2 t_h^4 \quad (24)$$

Таким образом, квадрат максимальной амплитуды коэффициента отражения параболически зависит от квадрата частоты для акустического случая. Кроме того, коэффициент  $K$  зависит только от свойств среды и не зависит от временной мощности в отличие от коэффициентов  $G$  и  $L$ . Выражение (21) выведено для нормального падения [Алексеева, 2021]. Для анализа области применимости формулы (21) необходимо рассмотреть, как изменяется данное выражение для упругого случая.

Вначале рассмотрим влияние отражения обменной волны на суммарный коэффициент отражения от слоя. В данном случае в качестве эталонной трассы использовалась трасса, построенная на основе матричного пропагатора, подробно описанного в [Бреховских, 1957] для жидких полупространств, ограничивающих систему твёрдых слоёв. В данной работе будет рассмотрена система слоёв, ограниченная консолидированными упругими полупространствами, и, следовательно, в качестве граничных условий принята непрерывность смещений и напряжений.

Построение матричного пропагатора заключается в том, что во всех слоях, кроме первого и последнего, распространяются две пары волн – продольные и поперечные, вверх и вниз, в последнем слое только нисходящие продольные и поперечные волны, в первом слое сделано допущение, что падает только продольная волна, а отражается и продольная, и поперечная. Таким образом, потенциалы продольных и поперечных волн в слое выражаются следующим образом:

$$\phi = \phi' e^{i\alpha z} + \phi'' e^{-i\alpha z} \quad (25)$$

$$\varphi = \varphi' e^{i\beta z} + \varphi'' e^{-i\beta z} \quad (26)$$

Компоненты смещения и напряжения выражаются через продольные и поперечные потенциалы для изотропной среды следующим образом:

$$u_x = \frac{\partial \phi}{\partial x} - \frac{\partial \varphi}{\partial z} \quad (27)$$

$$u_z = \frac{\partial \phi}{\partial z} + \frac{\partial \varphi}{\partial x} \quad (28)$$

$$\sigma_z = \lambda \left( \frac{\partial U_x}{\partial x} + \frac{\partial U_z}{\partial z} \right) + 2\mu \left( \frac{\partial U_z}{\partial z} \right) \quad (29)$$

$$\sigma_x = \mu \left( \frac{\partial U_x}{\partial z} + \frac{\partial U_z}{\partial x} \right) \quad (30)$$

Если поместить начало системы координат на нижнюю границу слоя  $n$  ( $z=0$ ), тогда компоненты смещения и напряжения на верхней границе слоя  $n$  равны:

$$u_x^{(n)} = i\xi \cos(P) (\phi' + \phi'') - \xi \sin(P) (\phi' - \phi'') - i\beta \cos(Q) (\varphi' - \varphi'') + \beta \sin(Q) (\varphi' + \varphi'') \quad (31)$$

$$u_z^{(n)} = -\alpha \sin(P) (\phi' + \phi'') + i\alpha \cos(P) (\phi' - \phi'') - \xi \sin(Q) (\varphi' - \varphi'') + i\xi \cos(Q) (\varphi' + \varphi'') \quad (32)$$

$$\sigma_z^{(n)} = -(\lambda k^2 + 2\mu\alpha^2) \cos(P) (\phi' + \phi'') - i(\lambda k^2 + 2\mu\alpha^2) \sin(P) (\phi' - \phi'') - 2\mu\xi\beta \cos(Q) (\varphi' - \varphi'') - 2i\mu\xi\beta \sin(Q) (\varphi' + \varphi'') \quad (33)$$

$$\sigma_x^{(n)} = -2i\alpha\xi\mu \sin(P) (\phi' + \phi'') - 2\alpha\mu\xi \cos(P) (\phi' - \phi'') + i\mu(\beta^2 - \xi^2) \sin(Q) (\varphi' - \varphi'') + \mu(\beta^2 - \xi^2) \cos(Q) (\varphi' + \varphi'') \quad (34)$$

Данную систему из 4-х уравнений можно переписать в матричном виде:

$$\begin{bmatrix} u_x^{(n)} \\ u_z^{(n)} \\ \sigma_z^{(n)} \\ \sigma_x^{(n)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} i\xi \cos(P) & -\xi \sin(P) & -i\beta \cos(Q) & \beta \sin(Q) \\ -\alpha \sin(P) & i\alpha \cos(P) & -\xi \sin(Q) & i\xi \cos(Q) \\ -(\lambda k^2 + 2\mu\alpha^2) \cos(P) & -i(\lambda k^2 + 2\mu\alpha^2) \sin(P) & -2\mu\xi\beta \cos(Q) & -2i\mu\xi\beta \sin(Q) \\ -2i\alpha\xi\mu \sin(P) & -2\alpha\mu\xi \cos(P) & i\mu(\beta^2 - \xi^2) \sin(Q) & \mu(\beta^2 - \xi^2) \cos(Q) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi' + \phi'' \\ \phi' - \phi'' \\ \varphi' - \varphi'' \\ \varphi' + \varphi'' \end{bmatrix} \quad (35)$$

Система уравнений (35) для кривли слоя  $n$  ( $h=0$ ):

$$\begin{bmatrix} u_x^{(n)} \\ u_z^{(n)} \\ \sigma_z^{(n)} \\ \sigma_x^{(n)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} i\xi & 0 & -i\beta & 0 \\ 0 & i\alpha & 0 & i\xi \\ -(\lambda k^2 + 2\mu\alpha^2) & 0 & -2\mu\xi\beta & 0 \\ 0 & -2\alpha\mu\xi & 0 & \mu(\beta^2 - \xi^2) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi' + \phi'' \\ \phi' - \phi'' \\ \varphi' - \varphi'' \\ \varphi' + \varphi'' \end{bmatrix}, \quad (36)$$

где  $\beta_i$  – скорость поперечной волны в  $i$ -м слое,  $\alpha_i$  – скорость продольной волны в  $i$ -м слое,  $\rho_i$  – плотность в  $i$ -м слое,  $\Upsilon_i$  – угол падения (преломления) поперечной волны в  $i$ -м слое,  $\theta_i$  – угол падения (преломления) продольной волны в

$i$ -м слое,  $\mu$  и  $\lambda$  – параметры Ламе в  $i$ -м слое,  $h$  – мощность слоя,  $k$  – волновое число для 2-го слоя, параметры  $\xi$ ,  $\alpha$  и  $\beta$  рассчитываются по следующим формулам:

$$\xi = k \sin(\theta_2) \quad (37)$$

$$\alpha = k \cos(\gamma_2) \quad (38)$$

$$\beta = k \cos(\theta_2) \quad (39)$$

Переменные  $P$  и  $Q$  выражаются следующим образом:

$$P = h\alpha \quad (40)$$

$$Q = h\beta \quad (41)$$

С учётом непрерывности компонент смещений и напряжений и полученных уравнений (35) и (36) можно записать следующее условие для компонент смещения и напряжения для каждого слоя:

$$\begin{bmatrix} u_x^{(n)} \\ u_z^{(n)} \\ \sigma_z^{(n)} \\ \sigma_x^{(n)} \end{bmatrix} = A \begin{bmatrix} u_x^{(n-1)} \\ u_z^{(n-1)} \\ \sigma_z^{(n-1)} \\ \sigma_x^{(n-1)} \end{bmatrix}, \quad (42)$$

где

$$A = \begin{bmatrix} i\xi \cos(P) & -\xi \sin(P) & -i\beta \cos(Q) & \beta \sin(Q) \\ -\alpha \sin(P) & i\alpha \cos(P) & -\xi \sin(Q) & i\xi \cos(Q) \\ -(\lambda k^2 + 2\mu\alpha^2) \cos(P) & -i(\lambda k^2 + 2\mu\alpha^2) \sin(P) & -2\mu\xi\beta \cos(Q) & -2i\mu\xi\beta \sin(Q) \\ -2i\alpha\xi\mu \sin(P) & -2\alpha\mu\xi \cos(P) & i\mu(\beta^2 - \xi^2) \sin(Q) & \mu(\beta^2 - \xi^2) \cos(Q) \end{bmatrix} \quad (43)$$

$$* \begin{bmatrix} i\xi & 0 & -i\beta & 0 \\ 0 & i\alpha & 0 & i\xi \\ -(\lambda k^2 + 2\mu\alpha^2) & 0 & -2\mu\xi\beta & 0 \\ 0 & -2\alpha\mu\xi & 0 & \mu(\beta^2 - \xi^2) \end{bmatrix}^{-1}$$

Матрица  $A$  – матрица пропагатор, и для системы из  $N$  слоёв матрица  $A$  выражается как:

$$A = \prod_{i=2}^{N-1} A_i \quad (44)$$

Компоненты напряжения и смещения для системы слоёв связаны следующим соотношением:

$$\begin{bmatrix} u_x^{(N)} \\ u_z^{(N)} \\ \sigma_z^{(N)} \\ \sigma_x^{(N)} \end{bmatrix} = A \begin{bmatrix} u_x^{(1)} \\ u_z^{(1)} \\ \sigma_z^{(1)} \\ \sigma_x^{(1)} \end{bmatrix} \quad (45)$$

Таким образом, записав компоненты напряжения и смещения для верхнего и нижнего полупространств через свойства среды, из уравнения (45) можно получить коэффициент отражения продольной и поперечной волны:

$$\begin{bmatrix} M_{11} & M_{12} & M_{13} & M_{14} \\ M_{21} & M_{22} & M_{23} & M_{24} \\ M_{31} & M_{32} & M_{33} & M_{34} \\ M_{41} & M_{42} & M_{43} & M_{44} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Rp \\ Rs \\ Wp \\ Ws \end{bmatrix} = G, \quad (46)$$

где Rp и Rs - коэффициенты отражения продольной и поперечной волны от слоя, Ws и Wp - коэффициенты преломления продольной и поперечной волны от подошвы слоя, матрицы M и G рассчитываются по следующим формулам с использованием матрицы пропатора A:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} M_{11} \\ M_{21} \\ M_{31} \\ M_{41} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} i \frac{w}{b_1} \sin \Upsilon_1 \\ i \frac{w}{a_1} \cos \theta_1 \\ -w^2 \rho_1 \cos(2\Upsilon_1) \\ -w^2 \rho_1 \frac{b_1^2}{a_1^2} \sin(2\theta_1) \end{bmatrix}; \quad \begin{bmatrix} M_{12} \\ M_{22} \\ M_{32} \\ M_{42} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -i \frac{w}{b_1} \cos \Upsilon_1 \\ i \frac{w}{a_1} \sin \theta_1 \\ -w^2 \rho_1 \sin(2\Upsilon_1) \\ w^2 \rho_1 \cos(2\Upsilon_1) \end{bmatrix}; \\ \begin{bmatrix} M_{13} \\ M_{23} \\ M_{33} \\ M_{43} \end{bmatrix} &= A \begin{bmatrix} -i \frac{w}{b_3} \sin \Upsilon_3 \\ i \frac{w}{a_3} \cos \theta_3 \\ w^2 \rho_3 \cos(2\Upsilon_3) \\ -w^2 \rho_3 \frac{b_3^2}{a_3^2} \sin(2\theta_3) \end{bmatrix}; \quad \begin{bmatrix} M_{14} \\ M_{24} \\ M_{34} \\ M_{44} \end{bmatrix} = A \begin{bmatrix} -i \frac{w}{b_3} \cos \Upsilon_3 \\ -i \frac{w}{a_3} \sin \theta_3 \\ -w^2 \rho_3 \sin(2\Upsilon_3) \\ -w^2 \rho_3 \cos(2\Upsilon_3) \end{bmatrix}; \quad (47) \\ G &= \begin{bmatrix} -i \frac{w}{b_1} \sin \Upsilon_1 \\ i \frac{w}{a_1} \cos \theta_1 \\ w^2 \rho_1 \cos(2\Upsilon_1) \\ -w^2 \rho_1 \frac{b_1^2}{a_1^2} \sin(2\theta_1) \end{bmatrix} \end{aligned}$$

Таким образом, используя формулу (47) можно рассчитать коэффициент отражения по методу Крамера:

$$R_p = \frac{\det(V)}{\det(M)} \quad (48)$$

Где матрица  $V$  эквивалентна матрице  $M$ , но последний столбец состоит из элементов матрицы  $G$ .

Коэффициент отражения  $R_p$  зависит от частоты и характеризует амплитудно-частотный и фазовый спектр всех отражённых продольных волн от кровли слоя (или системы слоёв). В связи с этим для построения трассы коэффициентов отражения применяется оператор свёртки к обратному Фурье преобразованию функции  $R_p$  и сейсмическому импульсу, в данном случае использовался импульс Рикера.

На рисунке сопоставлены трассы, построенные методом матричного пропагатора и по уравнению Цоеппритца, в зависимости от мощности слоя для нормального падения и для угла падения  $35^\circ$ , зелёным цветом построена трасса по методу матричного пропагатора, красным пунктиром трасса отражений PP и PPPP, построенных по уравнению Цоеппритца (рисунок 44). При нормальном падении трассы идентичны, при падении под углом в зоне тюнинг эффекта максимум смещается, такое смещение вызвано влиянием отражения PPSP и PSPP, таким образом, влияние обменных волн может быть существенно, что также проиллюстрировано в работе [Luo, 2018]. Поэтому для корректного анализа изменения амплитуды для падения под углом в зоне тюнинг мощности необходим учёт 4 отражений, находящихся в интерференции: PP, PPPP, PSPP, PPSP. Отражение PSPP и PPSP регистрируется одновременно, поэтому итоговых отражений 3. Согласно работам [Chung, 1994; Widess, 1973] центральный лепесток импульса Рикера может быть аппроксимирован косинусом в случае интерференционного отражения от совокупности из двух пачек (три отражения) с мощностью менее  $1/8$  длины волны.

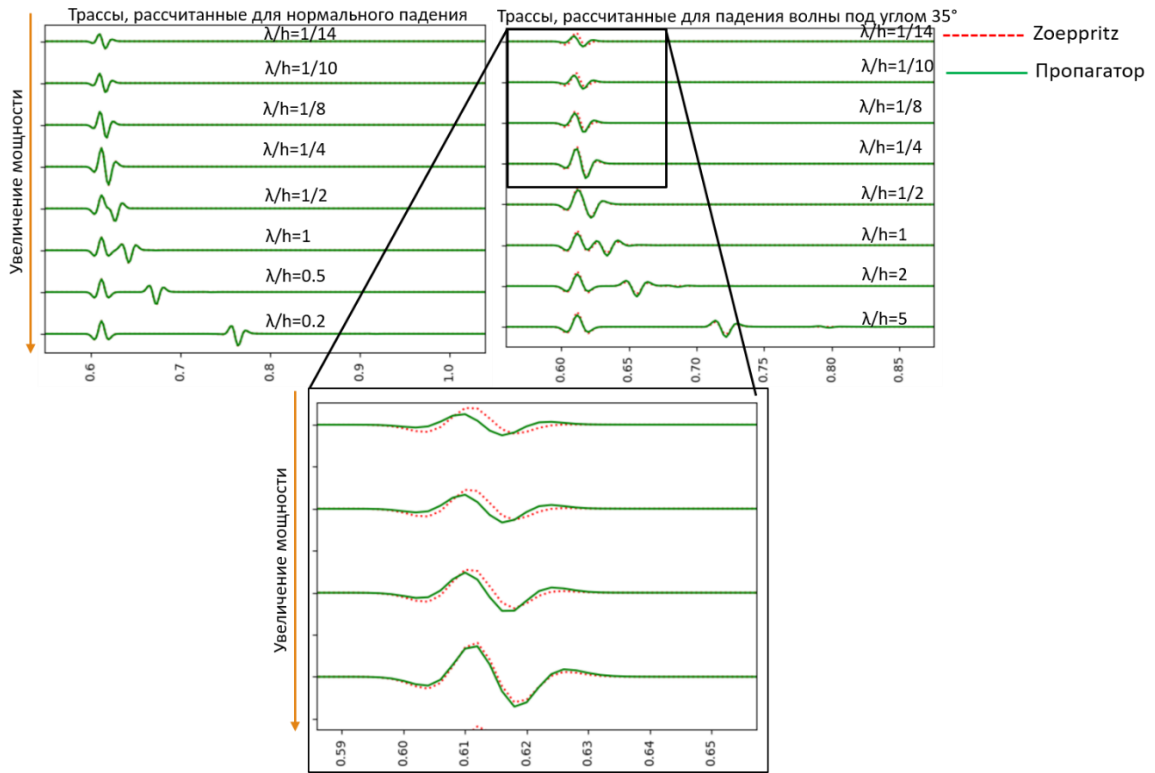


Рисунок 44 Сопоставление трасс коэффициентов отражения от слоя для нормального падения и для угла  $35^\circ$  по методу матричного пропагатора и Цеприцу

С учётом того, что центральный лепесток вейвлета Рикера, который приближен к статистическому сейсмическому вейвлету, может быть аппроксимирован косинусом, коэффициент отражения выражается следующим образом:

$$R(t) = r_1 \cos \left\{ \left( t - \frac{h}{V_{p2}} \right) \frac{2\pi}{T} \right\} + r_2 \cos \left\{ \left( t + \frac{h}{V_{p2}} \right) \frac{2\pi}{T} \right\} + 2r_3 \cos \left\{ \left( t + \frac{h}{V_{s2}} \right) \frac{2\pi}{T} \right\} \quad (49)$$

При условии малости мощности относительно длины волны верно следующее допущение:

$$\cos \left( \frac{wh}{V_{p2}} \right) = 1 - 2 \sin^2 \left( \frac{wh}{2V_{p2}} \right) \approx 1 - 2 \left( \frac{wh}{2V_{p2}} \right)^2 \quad (50)$$

При условии (49) и (50) трасса может быть представлена в виде:

$$R(t) = \cos(\omega t) \left\{ r_1 \left( 1 - 2 \left( \frac{h\pi}{V_{p2}T} \right)^2 \right) + r_2 \left( 1 - 2 \left( \frac{h\pi}{V_{p2}T} \right)^2 \right) + 2r_3 \left( 1 - 2 \left( \frac{h\pi}{V_{s2}T} \right)^2 \right) \right\} + \sin(\omega t) \left\{ r_1 \frac{2h\pi}{V_{p2}T} - r_2 \frac{2h\pi}{V_{p2}T} - 2r_3 \frac{2h\pi}{V_{s2}T} \right\} \quad (51)$$

Рассмотрим, чему равна максимальная амплитуда функции  $R(t)$ . Для упрощения представим функцию в следующем виде:

$$R(t) = M_1 \cos(\omega t) + M_2 \sin(\omega t) \quad (52)$$

$$\frac{\partial R(t)}{\partial t} = -\omega M_1 \sin(\omega t) + \omega M_2 \cos(\omega t) = 0 \quad (53)$$

$$\operatorname{tg}(\omega t) = \frac{M_2}{M_1} \quad (54)$$

Так как в рамках данной задачи интересует наименьшее абсолютное значение аргумента, то:

$$t_{max} = \frac{\operatorname{arctg}\left(\frac{M_2}{M_1}\right)}{\omega} \quad (55)$$

Подставляя (55) в (52), максимальное значение трассы равно:

$$R(t_{max}) = M_1 \frac{M_1}{\sqrt{M_1^2 + M_2^2}} + M_2 \frac{M_2}{\sqrt{M_1^2 + M_2^2}} = \sqrt{M_1^2 + M_2^2} \quad (56)$$

Согласно выражению (56), максимальная амплитуда трассы равна:

$$A_{max}^2 = K^2 - (LK + G)\omega^2 + \frac{1}{4}L\omega^4, \quad (57)$$

где

$$K = r_1 + r_2 + 2r_3 \quad (58)$$

$$G = t_{hp}^2 r_1 + r_2 t_{hp}^2 + 2r_3 t_{hs}^2 \quad (59)$$

$$L = t_{hp}^2 r_1 - r_2 t_{hp}^2 - 2r_3 t_{hs}^2, \quad (60)$$

где  $t_{hp}$  – время пробега продольной волны в слое,  $t_{hs}$  – время пробега поперечной волны в слое  $\lambda$  – длина волны,  $\omega$  – циклическая частота,  $h$  – мощность слоя,  $V_s$  – скорость поперечной волны,  $V_p$  – скорость продольной волны

Согласно выражениям (21) и (57) квадрат максимальной амплитуды отражения от маломощного слоя параболически зависит от квадрата циклической частоты, как для акустического случая, так и в случае учёта обменной волны [Alekseeva, 2022].

Кроме того, в реальной среде в зоне тюнинг эффекта в случае контрастных границ возникают кратные волны, амплитуда, которых может существенно исказить отражение [Yang, 2020].

В случае учёта влияния кратных 1-го и 2-го порядка, коэффициент отражения выглядит следующим образом:

$$R(t) = R_{el} + r_4 \cos \left\{ \left( t + \frac{3h}{V_{p2}} \right) \frac{2\pi}{T} \right\} + r_5 \cos \left\{ \left( t + \frac{5h}{V_{s2}} \right) \frac{2\pi}{T} \right\}, \quad (61)$$

где  $R_{el}$  – коэффициент отражения, рассчитанный по формуле 57.

Упрощая формулу (61) подобно выражениям выше, максимальная амплитуда данной трассы также может быть представлена в следующем виде:

$$A_{max}^2 = K^2 - Gw^2 + Lw^4, \quad (62)$$

где

$$K = r_1^2 + r_2^2 + 4r_3^2 + r_4^2 + r_5^2$$

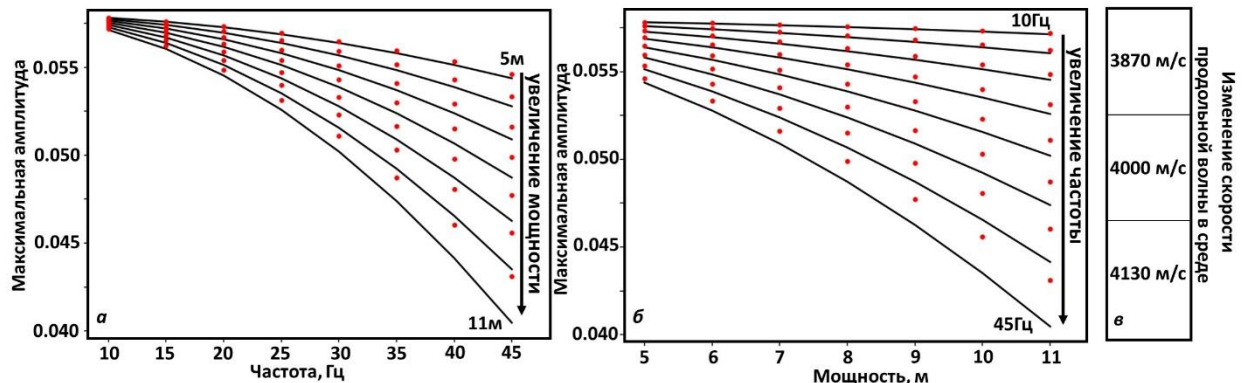
А функции  $G$  и  $L$  зависят одновременно от акустических жесткостей между границами сред и временной мощностью.

Кроме того, для верификации данного выражения максимальная амплитуда, рассчитанная по формуле (57) с учётом амплитуды вейвлета Рикера сопоставлялась с максимальной амплитудой трассы, построенной методом конечных разностей (рисунок 45) с использованием импульса Рикера, для различных толщин пласта в зоне тюнинг эффекта.

Для анализа полученных зависимостей на рисунках 45 показано изменение максимальной амплитуды трассы в зависимости от частоты и мощности слоя в случае нормального падения. Моделирование наблюденных данных выполнено с использованием полноволнового метода, в качестве источников использовались импульсы Рикера с различной частотой. Наилучшее сходство теоретических и наблюденных значений происходит в области низких частот. Несмотря на несогласованность теоретических и наблюденных абсолютных значений максимальной амплитуды трассы, зависимости, которые иллюстрирует аналитическое решение, отображают основные закономерности, полученные полноволновым методом. Основная особенность данных графиков заключается в



том, что амплитуда сильнее изменяется в зависимости от частоты, чем от мощности, как для первой, так и для второй модели. При этом, на высоких частотах диапазон изменения амплитуды шире, чем на низких.



*Рисунок 45 Сопоставление максимальных амплитуд трасс, построенных полноволновым методом с использованием импульсов Рикера различной частоты (красные точки), с аппроксимацией максимальной амплитуды (черные линии) по формуле 57 для модели переходного слоя*

Таким образом, проведённый анализ показывает, что возможно использовать атрибуты  $K$ ,  $G$  и  $L$  для анализа волнового поля, так как аппроксимация иллюстрирует основные особенности изменения максимальной амплитуды трассы в зависимости от мощности и частоты. Но, прежде чем перейти к использованию аппроксимаций на реальных данных, необходимо провести анализ на модельных данных.

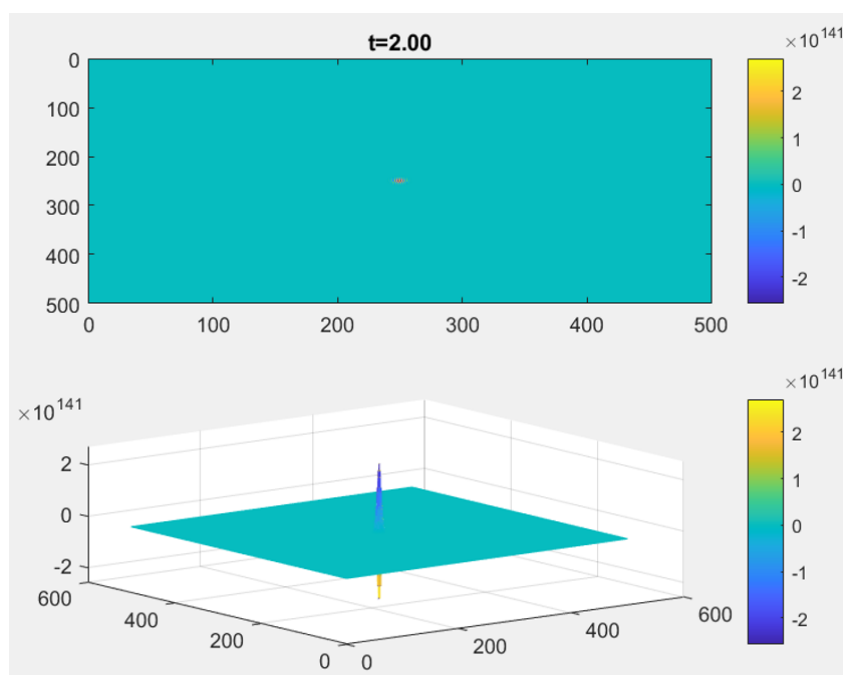
### ***Применение атрибутов $K$ , $G$ , $L$ на модельных данных***

Для моделирования трасс от маломощного слоя использовался метод конечно-разностного моделирования.

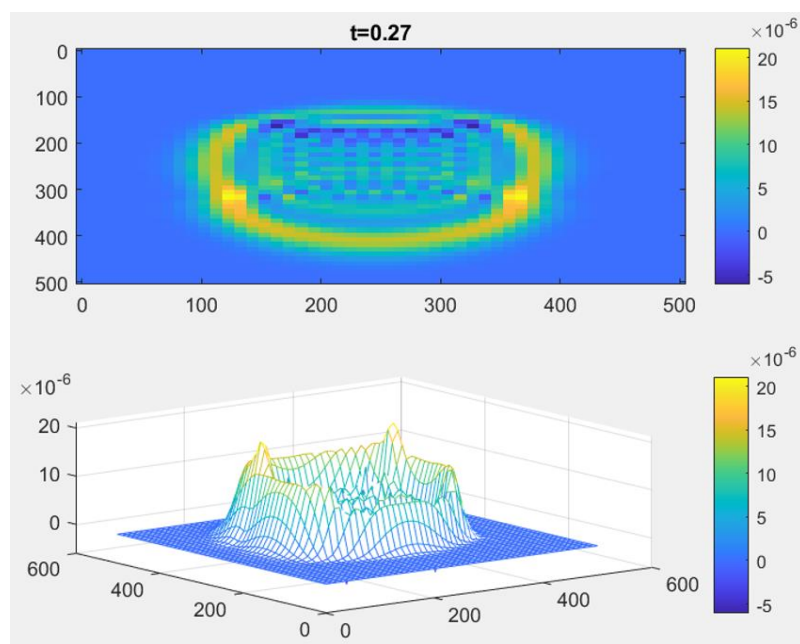
Одна из основных проблем, которая возникает в методе конечных разностей заключается в том, что для решения задач с маломощными размерами объекта необходимо использовать малый шаг по сетке. Но шаг по сетке связан с шагом по времени условием Куранта. При увеличении только шага сетки возникают осцилляции, связанные с несоблюдением условия Куранта, и в данном случае решение методом конечных разностей будет стремиться к бесконечности. На

рисунке 46 показан результат моделирования при несоблюдении условия Куранта в фиксированный момент времени.

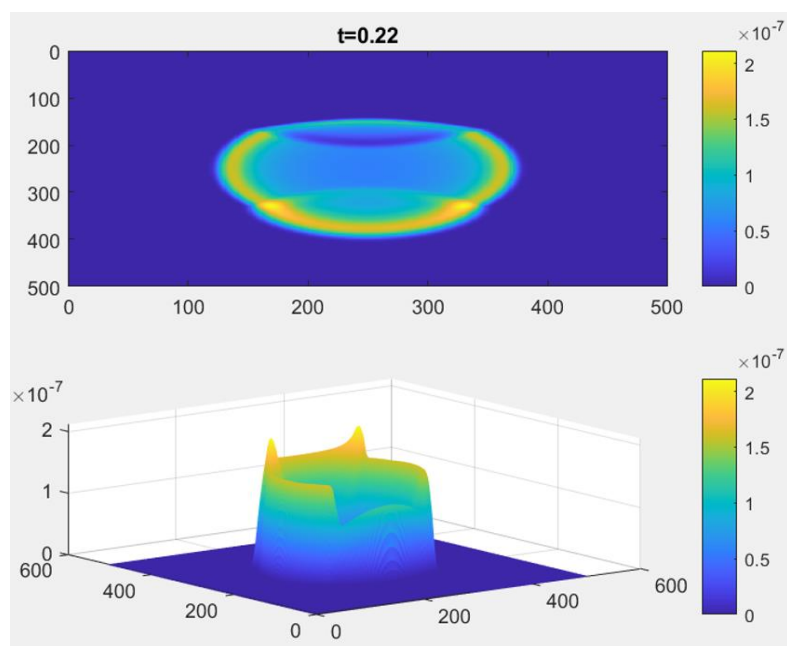
Кроме соблюдения условия Куранта, необходимо учитывать размер шага во временной области. При выборе относительно большого шага возникают дополнительные колебания, которые могут исказить амплитуду отражения (рисунок 47). В рамках решения данной задачи шаг сетки выбран 0.5м и 0.5мс, чтобы как можно сильнее уменьшить осцилляции волны и выполнить моделирование для поставленных задач тонких слоёв (Рисунок 48).



*Рисунок 46 Пример несоблюдения условия Куранта при моделировании волнового поля*



*Рисунок 47 Пример использования слишком большого шага сетки*



*Рисунок 48 Визуализация поля при отражении от трёхслойной модели среды*

Согласно выражению (57) атрибуты  $K$ ,  $G$  и  $L$  характеризуют коэффициенты параболической зависимости для отражения от кровли пласта. Для анализа применимости полученных результатов выполнено моделирование трасс с использованием полноволнового метода в программе Tesselal для слоёв с изменяющейся мощностью и свойствами.

Согласно формуле 57, коэффициент  $K$  зависит преимущественно от свойств слоёв в отличие от коэффициентов  $G$  и  $L$ . Поэтому для проверки выведенной формулы будет рассмотрено, как изменяются атрибуты коэффициента отражения от трёхслойной модели среды с изменяющейся мощностью 2-го слоя и скоростью продольных волн 1-го (модель 1), 2-го (модель 2) и 3-го (модель 3) слоёв. Параметры моделей 1-3 представлены соответственно в таблицах 1-3. При моделировании использовался широкополосный импульс с полезной частотой от 10 до 40 Гц, импульс показан на рисунке 49.

Таблица 1. Параметры модели 1

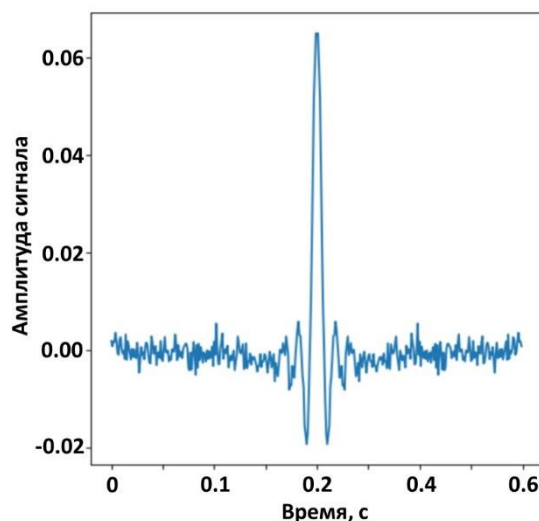
слой	$V_s$	$V_p$	плотность
1	2250	3200-3800	2.2
2	2300	3500	2.1
3	2550	4400	2.4

Таблица 2. Параметры модели 2

слой	$V_s$	$V_p$	плотность
1	2200	3000	2.1
2	2300	3400-4200	2.32
3	2230	3200	2.1

Таблица 3. Параметры модели 3

слой	$V_s$	$V_p$	плотность
1	2550	4400	2.4
2	2300	3500	2.1
3	2350	2800-4000	2.2



*Рисунок 49 Широкополосный импульс*

По результатам моделирования построены карты атрибутов К, G и L в зависимости от свойств среды и мощности 2-го слоя (рисунок 50-52). Для расчёта атрибутов была выполнена следующая последовательность действий:

- 1) Выполнена корреляция отражения вдоль изучаемого сейсмического горизонта, приуроченного к кровле пласта.
- 2) Рассчитана спектральная декомпозиция с использованием вейвлет-преобразования с комплексным вейвлетом Морле.
- 3) Измерены (сняты) значения частот вдоль горизонта.
- 4) Построена параболическая аппроксимация квадрата амплитуды в зависимости от квадрата частоты для каждой точки вдоль горизонта
- 5) Коэффициентами параболической аппроксимации являются соответственно атрибуты К, G и L.

По анализу полученных карт, изменение атрибута К для моделей 1 и 3 характеризует преимущественно изменение скоростей в области маломощного пласта (до 12 метров), в отличие от атрибутов L и G. Именно такой диапазон мощностей наиболее характерен для русел тюменской свиты (которые будут использованы в качестве примера на реальных данных). Для модели 2 нет такого сильного разделения по свойствам и мощности, однако, параметр К, в отличие от атрибутов L и G также наиболее сильно изменяется в зависимости от свойств, чем

от изменения мощности. Параметр  $K$ , согласно формуле 5, соответствует коэффициенту аппроксимации при нулевой степени и, следовательно, характеризует пересечение графика с осью ординат. Как показано на графиках зависимости квадрата амплитуды от квадрата частоты (рисунок 53-56) для рассчитанных моделей, выбранная зависимость хорошо аппроксимирует наблюдаемые значения. Кроме того, на каждом графике происходит группирование аппроксимирующих парабол в зависимости от изменения скорости. Диапазон изменения значений каждой группы сужается в зависимости от уменьшения частоты, и, следовательно, точка пересечения с осью ординат должна наиболее точно характеризовать отличие каждой группы. В связи с этим параметр  $K$  характеризует изменение преимущественно свойств среды, а не мощности.

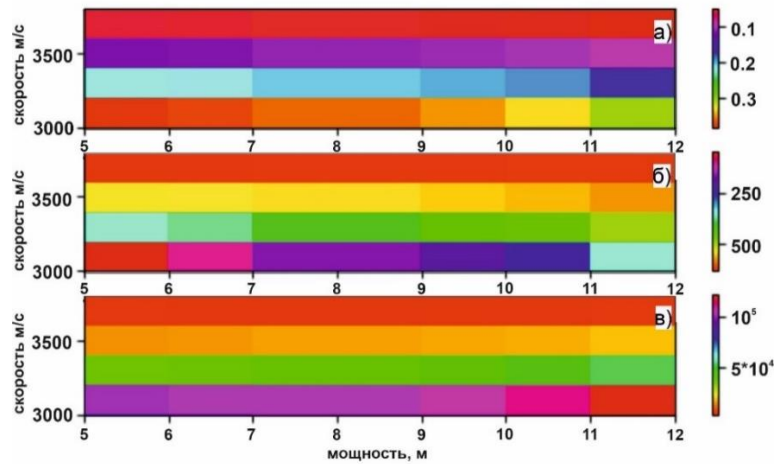


Рисунок 50 Изменение атрибутов  $L$  (а),  $G$  (б),  $K$  (в) для модели 1

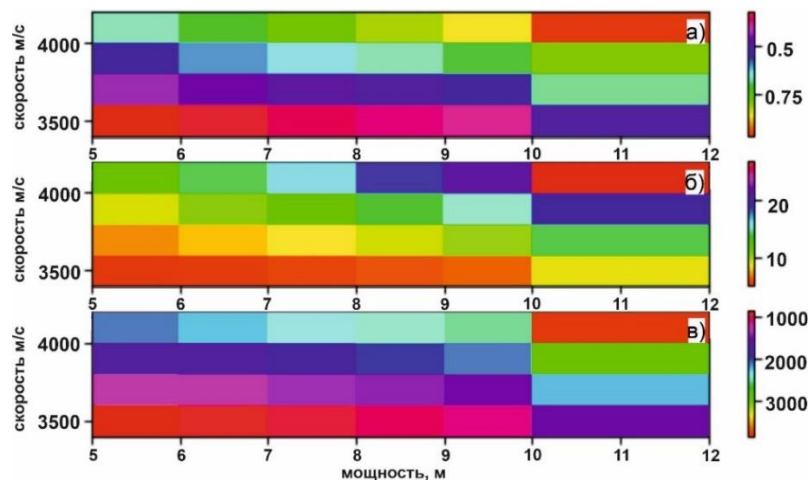


Рисунок 51 Изменение атрибутов  $L$  (а),  $G$  (б),  $K$  (в) для модели 2

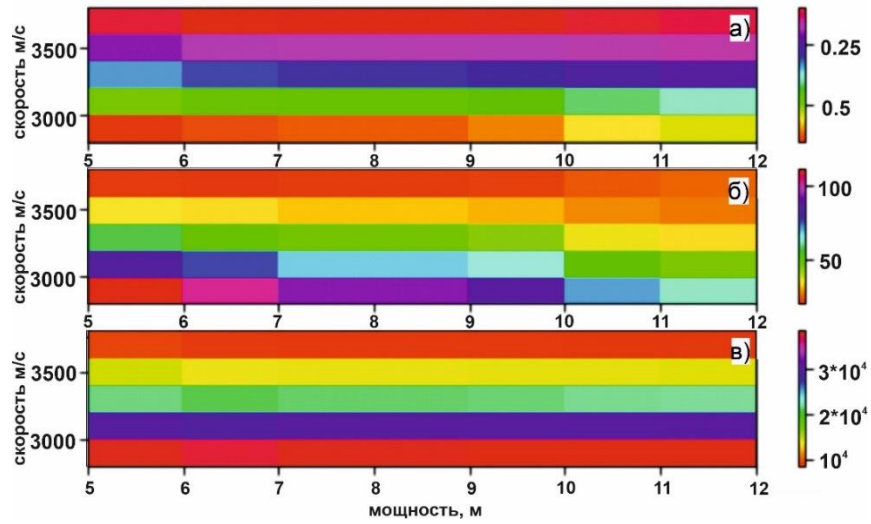


Рисунок 52 Изменение атрибутов L (а), G (б), K (в) для модели 3

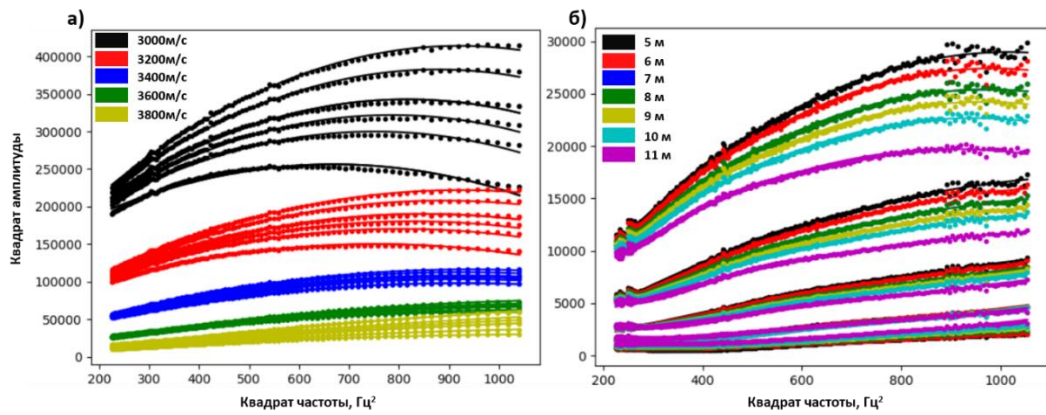


Рисунок 53 Графики зависимостей квадрата амплитуды от квадрата частоты для модели 1

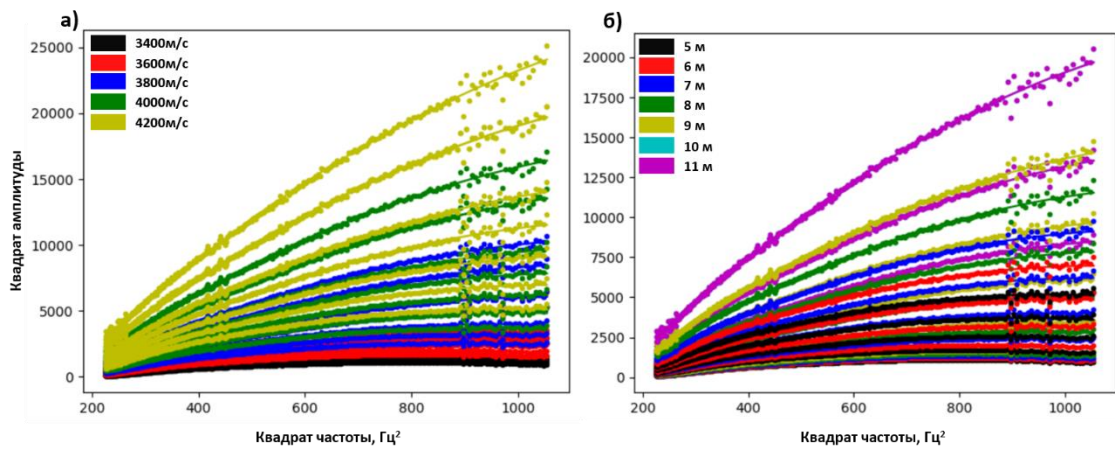
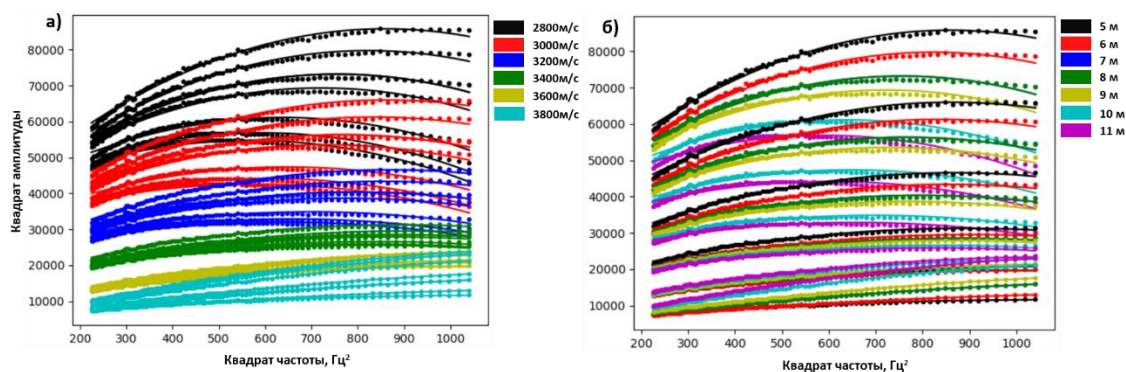


Рисунок 54 Графики зависимостей квадрата амплитуды от квадрата частоты для модели 2



*Рисунок 55 Графики зависимостей квадрата амплитуды от квадрата частоты для модели 3*

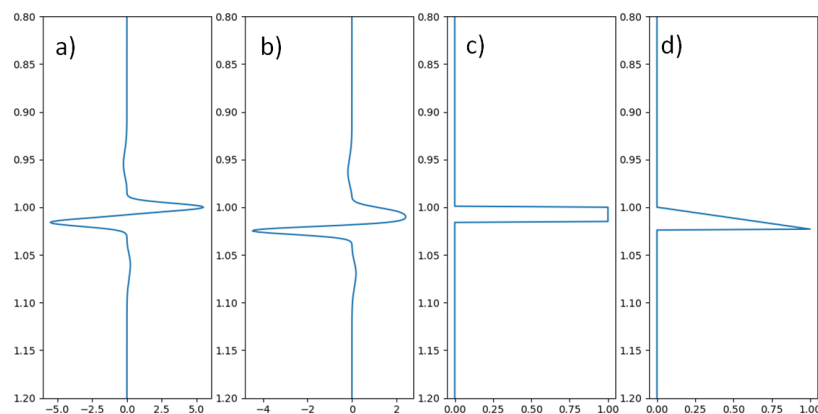
Таким образом, аппроксимирующая зависимость для максимальной амплитуды отражения позволяет различить эффекты, вызванные изменением свойств и изменением мощности. Такие атрибуты позволяют перейти к количественной оценке пластов, то есть оценке регрессионных зависимостей между атрибутами  $K$ ,  $G$ ,  $L$  и упругими свойствами русел.

## **2.4. Факторы, искажающие амплитудно-частотные зависимости**

### ***Влияние конфигурации слоя***

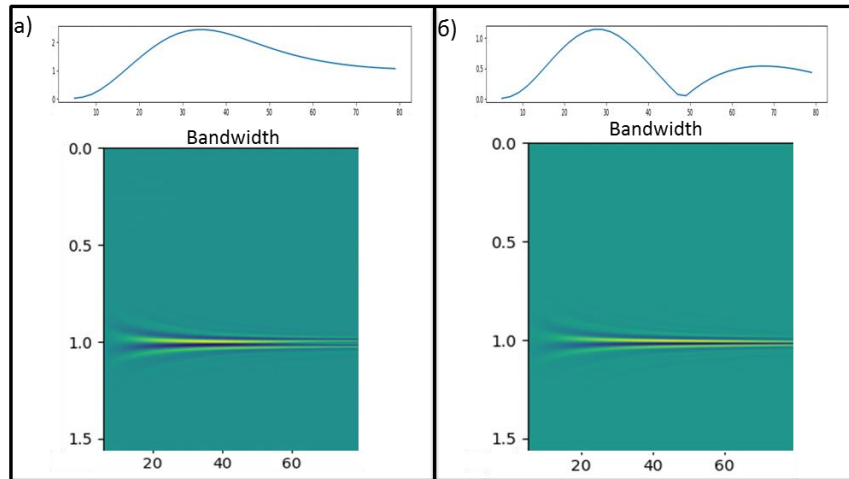
Одной из причин изменения амплитудно-частотной характеристики трассы может быть связано со взаимным расположением слоёв внутри изучаемого пласта [Wolf, 1937; Мушин 1990, Карогодин, 1996, Mushin, 2000, Давыдова 2002]. Как видно по рисунку 56, трасса, полученная от градиентной среды, практически идентична трассе, полученной от контрастного слоя с определенной мощностью. В связи с этой проблемой существует несколько методов, способных выделить именно градиентные пласты. Одним из таких методов является анализ амплитуды сигнала отраженной волны в зависимости от ширины полосы пропускания фильтра, который к нему применяется, (amplitude versus bandwidth (ABV)) [Kelly, 1992].



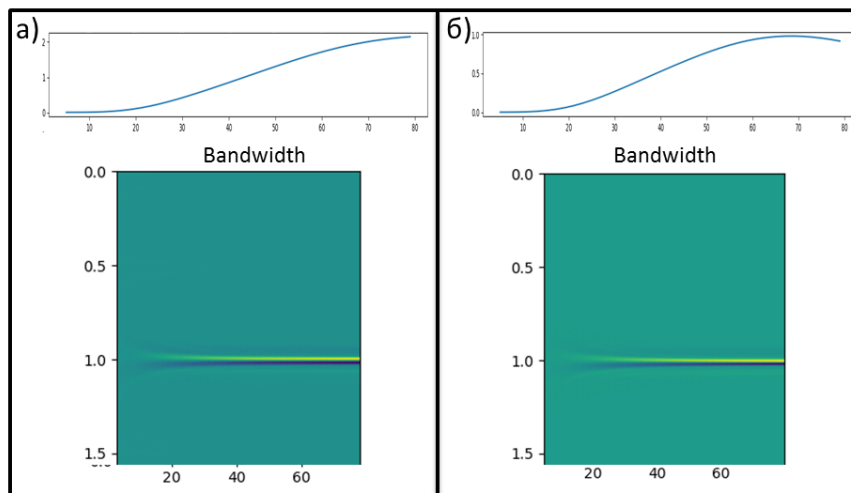


*Рисунок 56 Трасса от контрастного слоя и трасса от градиентного слоя*

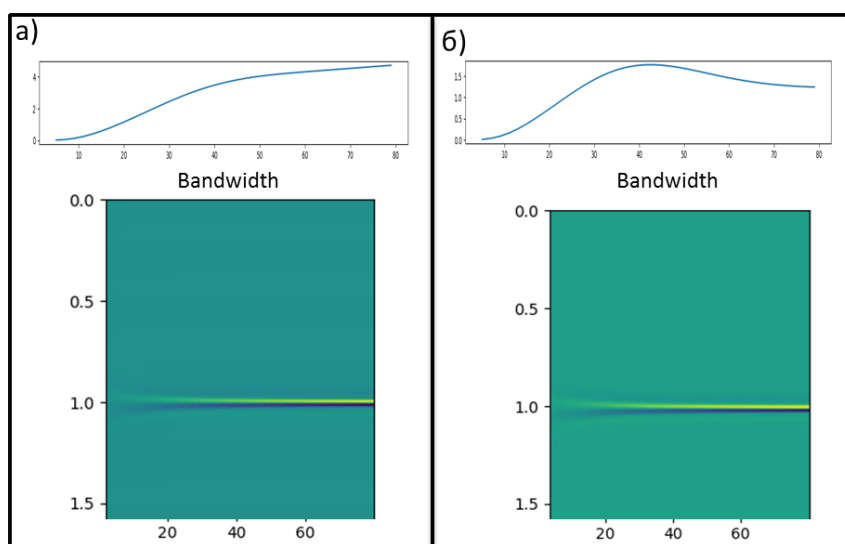
Этот метод заключается в том, что амплитудно-частотная характеристика от кровли градиентной и контрастной среды различается. Подчеркнуть это различие можно несколькими способами с использованием разных фильтров с изменяющейся шириной полосы пропускания. Один из них состоит в том, что трасса фильтруется на разных частотах и с увеличением центральной частоты увеличивается полоса пропускания (подобно методике в спектрально-временном анализе, но шаг изменения центральной частоты фильтра постоянный). Такой метод достаточно хорошо идентифицирует различие в амплитуде между градиентным и контрастным слоем (рисунок 57). Другой способ заключается в том, что при изменении ширины полосы пропускания полосового фильтра, изменяются только верхние частоты фильтра (рисунок 58). Третий способ состоит в том, что используется низкочастотный фильтр с изменяющейся полосой пропускания, крутизна фильтра может иметь разную форму (треугольную (рисунок 59), гладкую – гауссовую (рисунок 60)). Сравнивая между собой полученные результаты, следует отметить эффективность применения метода, основанного на изменении, как полосы пропускания, так и частоты. Результаты, полученные с использованием полосового трапециевидного и низкочастотного треугольного фильтра, практически идентичны. Применение низкочастотного гауссового фильтра иллюстрирует слабое отличие между контрастным и градиентным слоями. Тем не менее, во всех случаях фиксируется изменение амплитуды в зависимости от ширины фильтра.



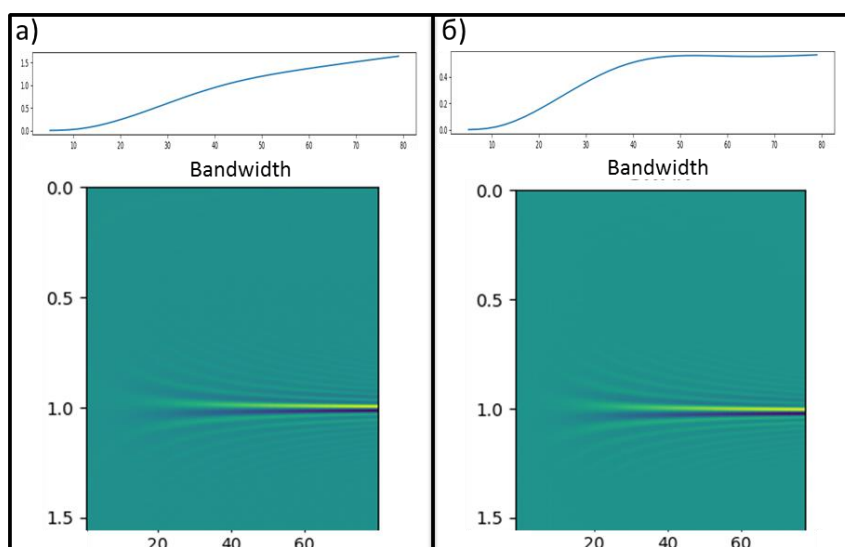
*Рисунок 57 Применение метода на контрастном (а) и градиентном (б) слоях с использованием полосового треугольного фильтра с изменяющейся центральной частотой*



*Рисунок 58 Применение метода на контрастном (а) и градиентном (б) слоях с использованием полосового трапецевидного фильтра с изменяющейся верхней частотой пропускания*



*Рисунок 59 Применение метода на контрастном (а) и градиентном (б) слоях с использованием низкочастотного треугольного фильтра с изменяющейся верхней частотой пропускания*



*Рисунок 60 Применение метода на контрастном (а) и градиентном (б) слоях с использованием низкочастотного гауссовского фильтра с изменяющейся верхней частотой пропускания*

Анализировать изменение амплитуды в определенный момент времени достаточно проблематично на разрезах АВВ в точке сейсмической трассы, поэтому был предложен метод, который помогает оценивать градиентные и контрастные слои сразу по 3D кубу данных. Он заключается в том, что строится график изменения амплитуды в зависимости от ширины полосы пропускания фильтра для

определенного момента времени, а затем, строится тренд к совокупности точек, по этому тренду определяется тангенс угла наклона между осью абсцисс и ординат ( $w_1$ ) (градиент) и пересечение с осью ординат ( $w_0$ ) (интерсепт). В зависимости от свойств разреза эти параметры будут изменяться (рисунок 61) [Alexeeva, 2020].

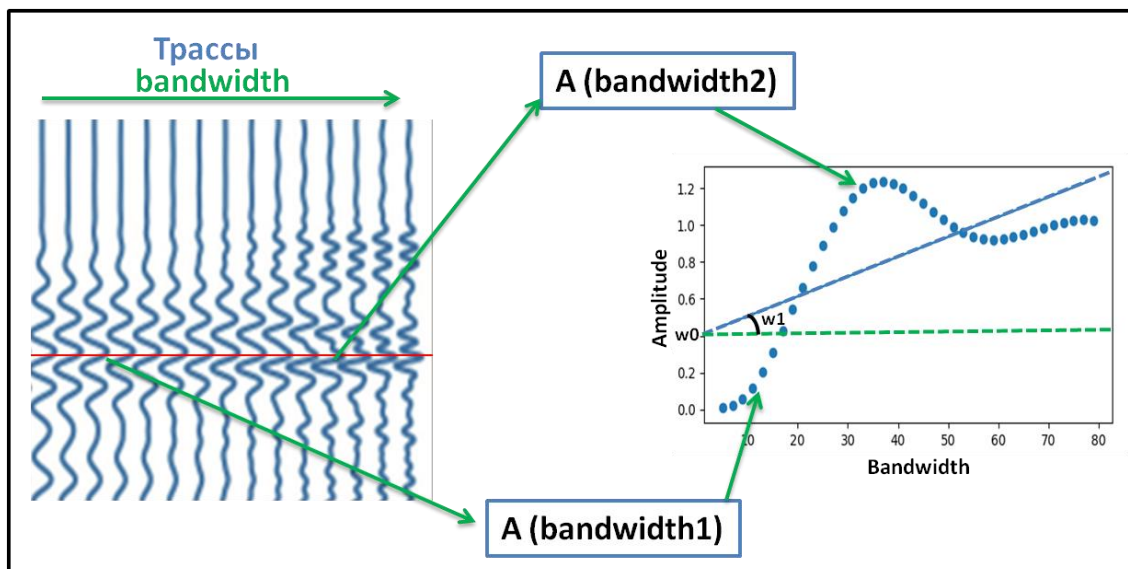


Рисунок 61 Схема определения интерсепта и градиента в методе AVB

По значениям амплитуды в зависимости от ширины полосы пропускания фильтра в кровле контрастного и градиентного слоя построены тренды для разных случаев, в зависимости от типа фильтра, который применялся для построения метода AVB (рисунок 62). По этим графикам можно сказать, что нет никакого явного различия между контрастным и градиентным слоем при анализе тренда по методу AVB для данной смоделированной среды. Единственное, что можно отметить, что градиент тренда у контрастной среды значительно больше, чем у градиентной. При анализе сейсмических данных затруднительно оценивать амплитуду каждой точки трассы, поэтому строится трасса изменения интерсепта и градиента (рисунок 63). Для анализа изменения тренда использовался полосовой двухоктавный треугольный фильтр и полосовой трапециевидный фильтр с изменяющейся верхней частотой пропускания.

Стоит учитывать, что результаты будут различными в зависимости от соотношения мощности слоя и длины волны сигнала.

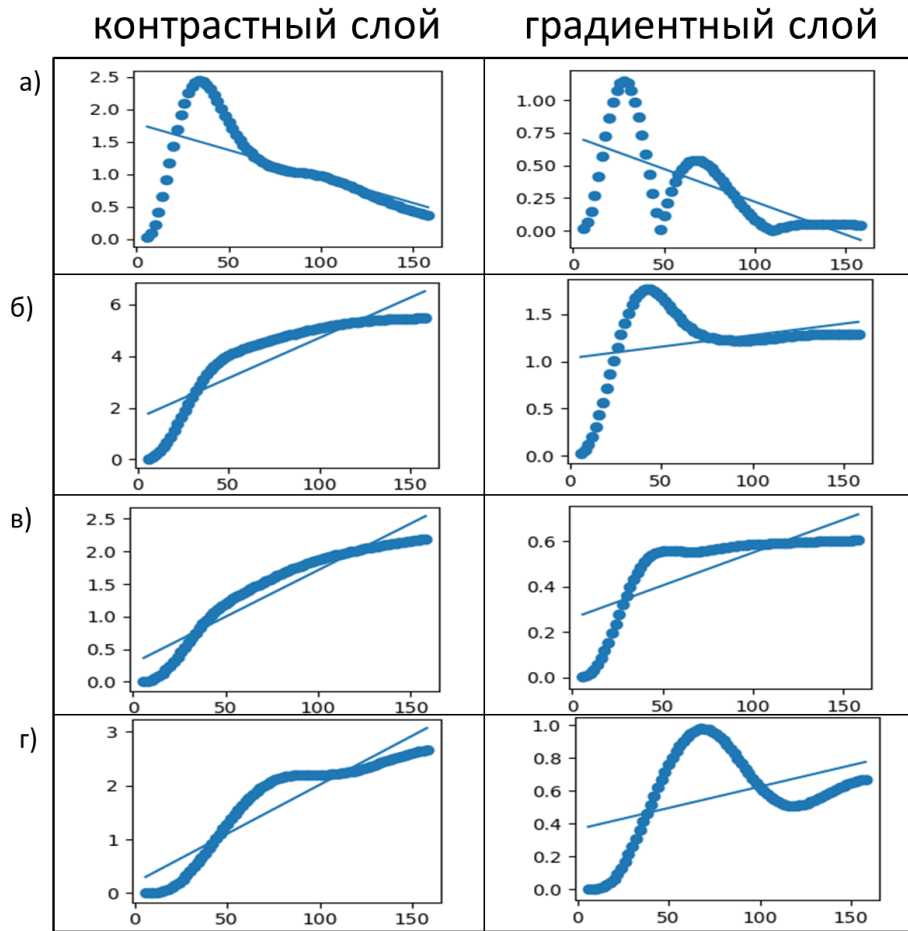


Рисунок 62 Графики изменения тренда в методе АВБ при изменении фильтра для разных сред: а) треугольный полосовой, б) трапецевидный полосовой, в) гауссовский низкочастотный, г) треугольный низкочастотный

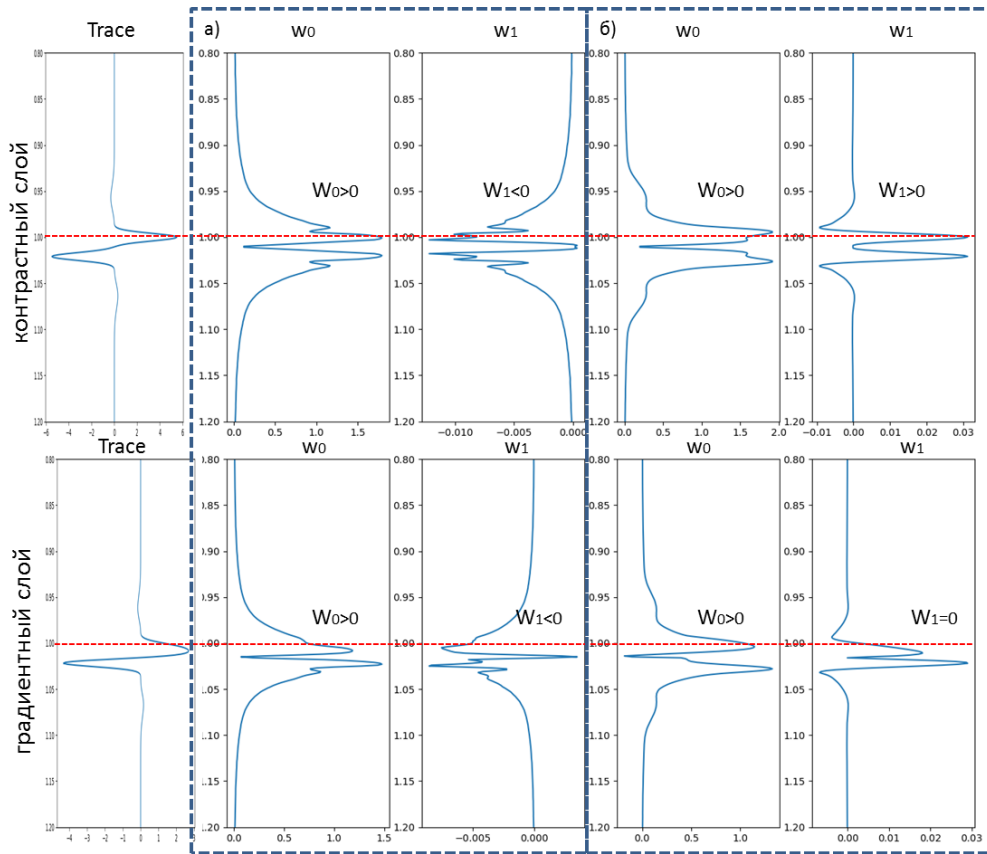


Рисунок 63 Графики изменения интерсепта ( $w_0$ ) и градиента ( $w_1$ ) для разных сред с применением разных фильтров: а) полосовой треугольный, б) полосовой трапецевидный

Анализ изменения амплитуды отражения от кровли контрастного и градиентного слоёв в зависимости от ширины фильтра и мощности слоя показал (рисунок 64), что если мощность пластов меньше четверти длины волны, то в случае применения трапецевидного фильтра градиент уменьшается при уменьшении мощности слоя, а при применении треугольного фильтра градиент увеличивается при уменьшении мощности слоя.

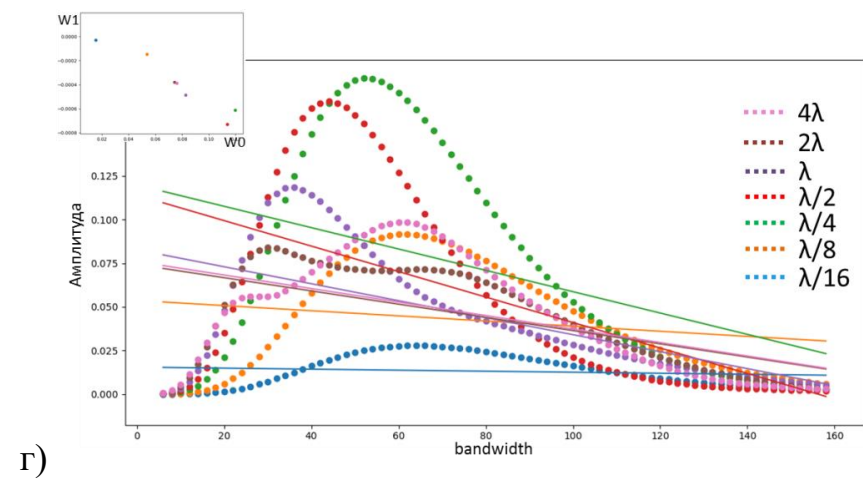
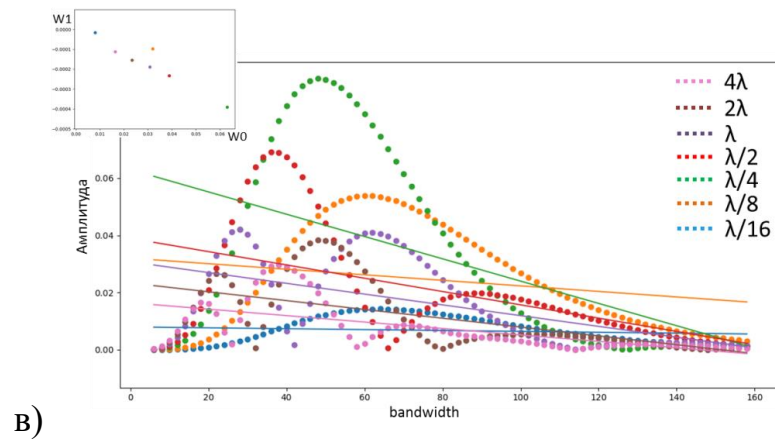
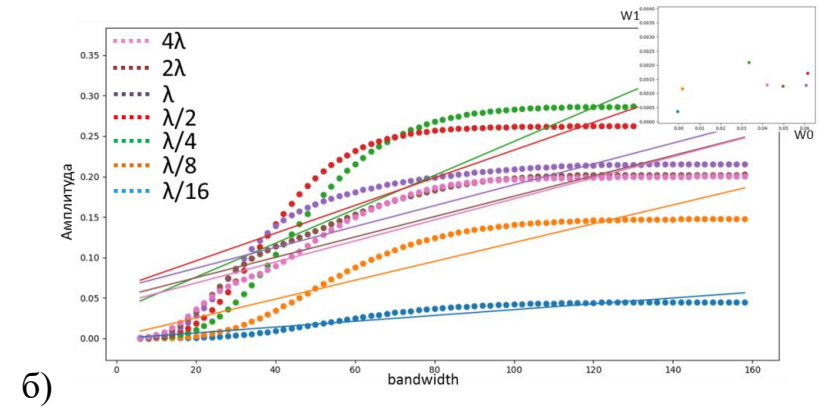
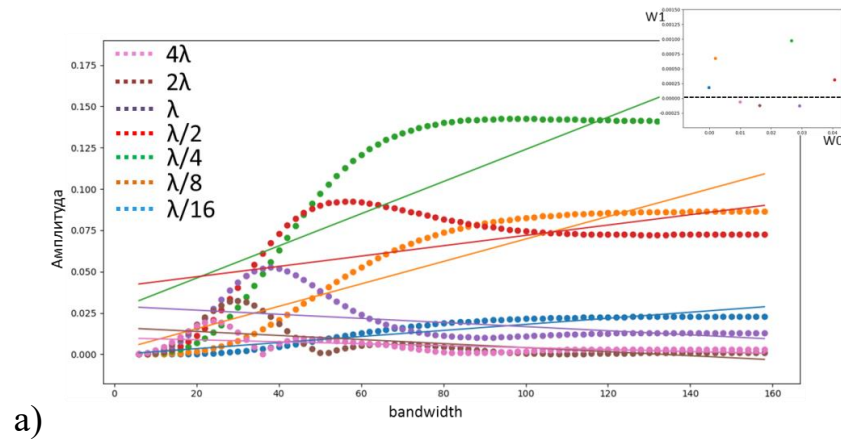


Рисунок 64 Графики изменения амплитуды трассы, в зависимости от ширины пропускания фильтра для разных мощностей и разных фильтров: а) градиентный слой, трапецевидный фильтр, б) контрастный слой, трапецевидный фильтр, в) градиентный слой, треугольный фильтр, г) контрастный слой, треугольный фильтр

Для более контрастного изменения амплитуды отфильтрованной трассы в случае применения трапецевидного фильтра следует учитывать не тренд, а прямую, проходящую через глобальный максимум и точку графика с практически постоянным значением амплитуды (рисунок 65). В данном случае градиенты прямых от контрастного и градиентного слоя значительно отличаются: тангенс угла наклона (градиент) практически равен нулю для слоя с контрастными свойствами и имеет отрицательное значение для слоя с градиентными свойствами; но однозначно говорить о связи изменения мощности и градиента невозможно при применении данного метода. Отличие свойств прямой фиксируется при мощности слоя более, чем четверть длины волны.

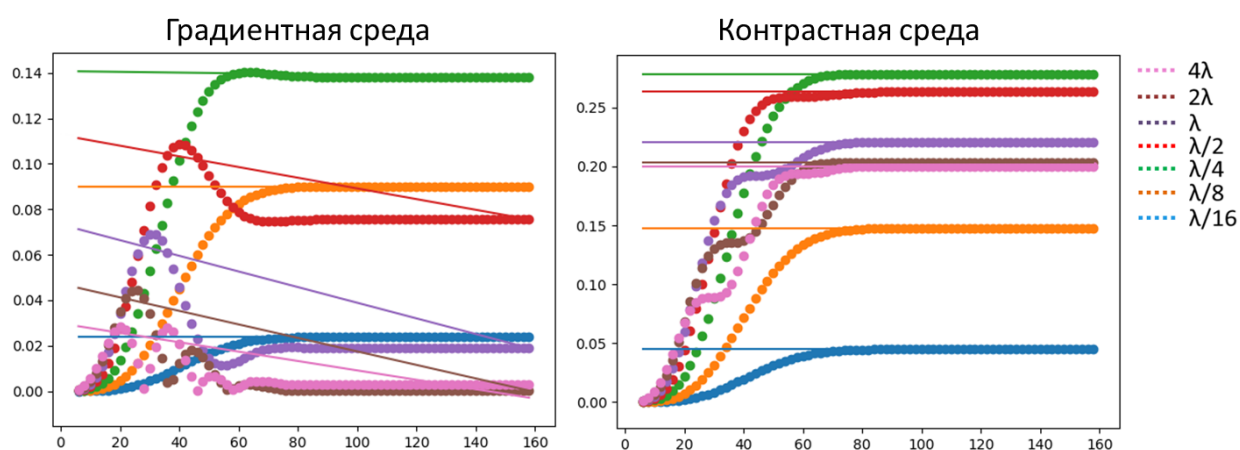


Рисунок 65 Графики изменения амплитуды трассы в зависимости от ширины пропускания трапецевидного полосового фильтра для разных мощностей

Все вышеописанные фильтры в методе AVB и прямые в графиках AVB нацелены на выделение трансгрессивного (значение акустического импеданса в слое монотонно увеличивается по модулю) градиента. Это связано с тем, что зафиксировать изменение амплитуды в кровле регрессивного градиентного и контрастного слоя данным методом невозможно, оценивая только форму, тренд или прямую, проходящую через максимальное значение графика и точку установления постоянного значения (рисунок 66).



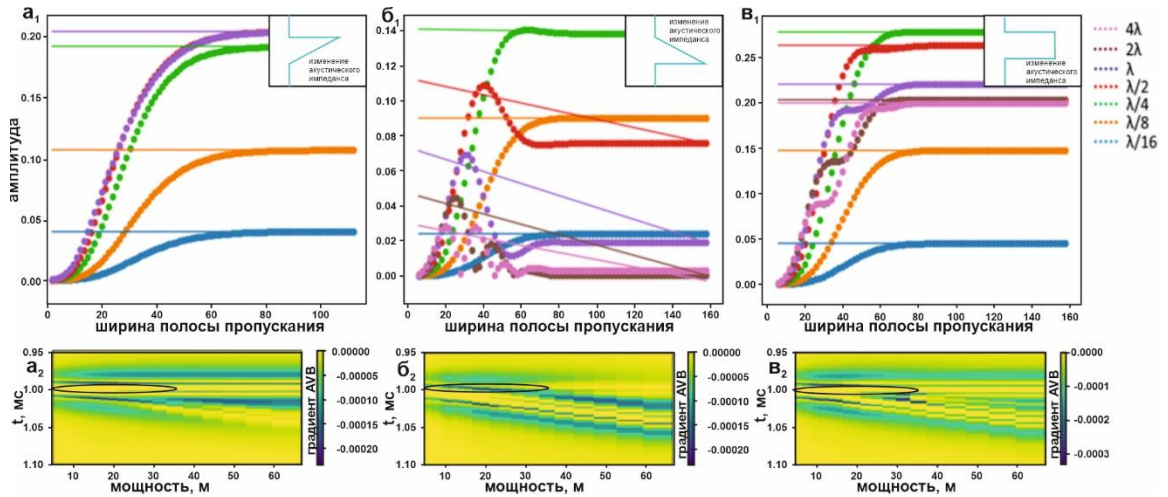


Рисунок 66 Графики изменения амплитуды трассы в зависимости от ширины пропускания трапецевидного полосового фильтра для разных мощностей и разных типов сред

### Частотно-зависимое поглощение вышележащих слоёв.

Одним из существенных факторов, влияющим на амплитуду сейсмической записи, является поглощение [Kjartansson, 1979]. Для описания поглощения используют параметр добротности ( $Q$ ), который характеризует потерю энергии за период колебаний и связан с коэффициентом затухания ( $\alpha$ ) следующим образом [O'Connell, 1978]:

$$Q = \frac{\frac{w}{\alpha c} - \frac{\alpha c}{w}}{2}, \quad (63)$$

где  $c$  – фазовая скорость

При условии  $\frac{4\pi\alpha c}{w} \ll 1$  [Futterman, 1962] коэффициент затухания можно выразить следующим образом:

$$\alpha = \frac{w}{2c * Q} \quad (64)$$

Тогда, допуская, что в среде распространяется плоская гармоническая волна, комплексная скорость может быть описана через добротность и фазовую скорость:

$$A = A_0 * e^{j((k+j\alpha)z - wt)} \quad (65)$$

$$\frac{1}{V} = \frac{1}{c} \left( 1 + j \frac{1}{2Q} \right) \quad (66)$$

$$V = c(w) \frac{1 - j \frac{1}{2Q}}{1 + \frac{1}{4Q^2}} \quad (67)$$

В уравнении (67) фазовая скорость зависит от частоты и в рамках каузальности сейсмического сигнала параметр добротности также должен зависеть от частоты. Для описания изменения скорости и добротности от частоты в модели Футтермана используется следующая зависимость:

$$c(w) = c_r \left( 1 + \frac{1}{\pi Q_r} \ln \left( \frac{w}{w_r} \right) \right) \quad (68)$$

$$Q(w) = \frac{c_r Q_r}{c(w)} \quad (69)$$

Кроме того, в сейсморазведке широко распространены модели с постоянной добротностью [Kolsky, 1956]. Модель Кёльски является упрощённой моделью Футтермана, то есть скорость вычисляется с использованием выражения (68), а добротность – постоянная величина. В случае частотного диапазона сейсморазведки (8-70Гц) при резонансной частоте 30Гц, влияние частотно-зависимой добротности и постоянной добротности равносильно, поэтому в качестве финальной модели для анализа вклада поглощения будет использована модель Кёльски.

Если допустить, что поглощение происходит только в исследуемом маломощном слое, то по сопоставлению коэффициента отражения с учетом различных параметров поглощения по модели Кёльски (рисунок 67) видно, что влияние поглощения на коэффициент отражения не столь значительно, по сравнению с влиянием поглощения от вышележащей толщи (рисунок 68). В случае наличия поглощающего слоя над маломощным пластом с увеличением мощности вышележащего слоя (пути, который проходит волна), максимум частотного спектра смещается в сторону низких частот (рисунок 68).

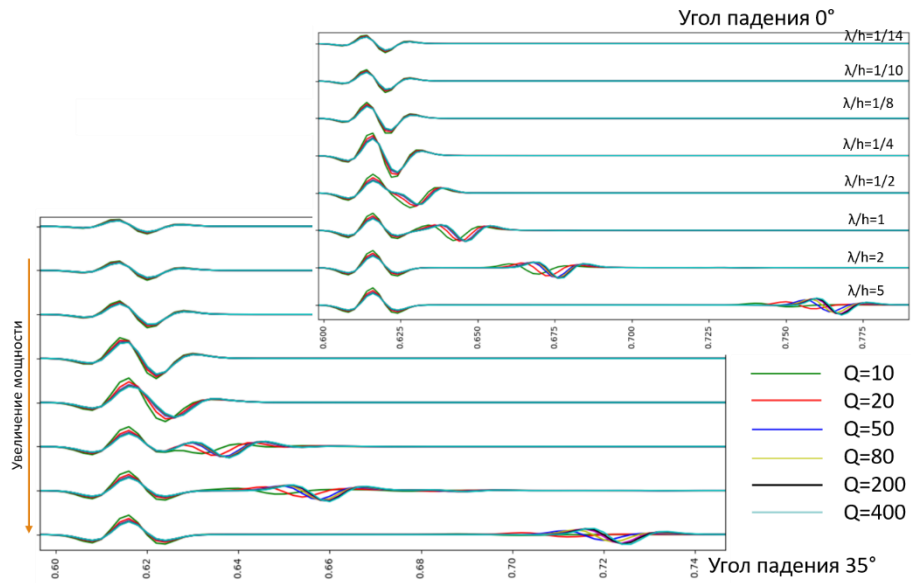


Рисунок 67 Влияние поглощения слабого слоя на коэффициент отражения

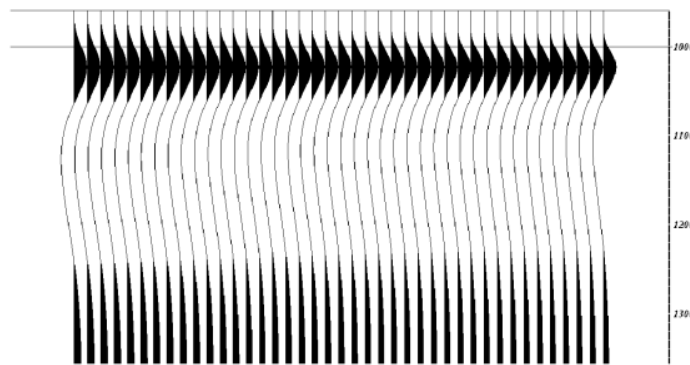


Рисунок 68 мощность слоя равна 2000 м, разнос меняется от 0 до 4000 м с шагом 100м. Задана модель Кельски поглощающего слоя с добротностью 25. Спектр зондирующего импульса 1 – 75 Гц. [Haase, 2000]

## 2.5. Выводы

Обзор алгоритмов спектральной декомпозиции в главе 2 показывает, что анализ амплитуды отдельной частоты или слайсов по кубу RGB-смешивания частот позволяет увидеть одновременное влияние, как коэффициентов отражения, так и мощности слоя. В связи с этим разработан подход фазовой декомпозиции, который нацелен преимущественно на выделение свойств слабого слоя. Однако в результате применения фазовой декомпозиции для каждой трассы рассчитывается ансамбль трасс, представляющих амплитуды трасс отдельных фазовых развёрток, а технологии для выбора фазы или набора фаз, которые

иллюстрируют изменение свойств, нет. Поэтому применение методики фазовой декомпозиции достаточно затруднительно.

В связи с этим автором предложены атрибуты, которые характеризуют коэффициенты при аппроксимации максимальной амплитуды коэффициента отражения от кровли маломощного пласта в зависимости от частоты с учётом влияния сейсмического импульса. Аппроксимация выполнена на основе упрощенной формулы для коэффициента отражения от маломощного пласта.

Как показано на теоретических выкладках и модельных данных коэффициент при нулевой степени аппроксимации в меньшей степени зависит от мощности слоя, чем коэффициенты при второй и третьей степени. Поэтому данные коэффициенты можно использовать в качестве дополнительных атрибутов при анализе волнового поля от маломощных пластов.

### ГЛАВА 3. ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ ВЫДЕЛЕНИЯ И АНАЛИЗА СВОЙСТВ РУСЕЛ НА РЕАЛЬНЫХ СЕЙСМИЧЕСКИХ ДАННЫХ ЗАПАДНО-СИБИРСКОГО НЕФТЕГАЗОНОСНОГО БАССЕЙНА<sup>3</sup>

Перечисленные методы были применены к наземным сейсмическим данным 3D на двух месторождениях, которые расположены в Западно-Сибирском НГБ. Примерное расположение участков работ изображены на рисунке 69.



*Рисунок 69 Примерное расположение участка работ Западно-Сибирского НГБ*

Целевым интервалом исследования на данных участках являются среднеюрские (тюменская свита) аллювиально-озёрные отложения. Интерес к

<sup>3</sup> При подготовке данного раздела диссертации использованы следующие публикации, выполненные автором лично или в соавторстве, в которых, согласно Положению о присуждении ученых степеней в МГУ, отражены основные результаты, положения и выводы исследования:

1. **Алексеева П.А.**, Керусов И.Н., Моисеев С.В. и др. Опыт применения методов спектрального анализа сейсмических данных для решения седиментационных задач // 20-ая научно-практическая конференция «Геомодель 2018». 2018. С. 1-5 (0.25 п.л., авторский вклад – 50%)
2. **Алексеева П.А.**, Романчук А.Ф., Казора И.В. Прогноз упругих свойств отложений тюменской свиты // ГеоЕвразия 2022, 2022. С. 156-158 (0.2 п.л., авторский вклад – 70%)
3. **Алексеева П.А.**, Керусов И.Н., Гриневский А.С., Куприянова Е.К. Применение спектрального анализа для выделения и определения свойств палеорусел // ГеоЕвразия 2020, 2020. С. 154-156 (0.21 п.л., авторский вклад – 65%)
4. Гриневский А.С., Хисамутдинова А.И., Бояркин Р.Ю., Керусов И.Н., Мирошниченко Д.Е., **Алексеева П.А.**, Кучерявенко Д.С. Возможности широкоазимутальной сейсморазведки для исследования перспектив среднеюрского и доюрского комплекса Западно-Сибирской нефтегазоносной провинции // Геология, геофизика и разработка нефтяных и газовых месторождений. 2021. №5. С. 30-39. RSCI. (0.6 п.л., авторский вклад – 10%). Импакт-фактор РИНЦ, 2019: 0,412.

данным отложениям вызван тем, что они нефтеносны и относятся к ТриЗам, в связи с чем, на их разработку предоставляются дополнительные налоговые льготы в Российской Федерации [Фёдорова, 2016; Скоробогатов, 2017; Коровин, 2017].

На изучаемых территориях Западно-Сибирского НГБ по скважинным данным время пород датируется с формирования триасовых отложений, которые на момент трансгрессии моря представляли собой гористую местность с протяженными хребтами. При трансгрессии уровня моря началось накопление континентальных отложений, относящихся к пролювиально-делювиальным отложениям, позже в средней юре отложения сменились на аллювиально-озёрные, территория была представлена извилистыми реками, озерами и болотами [Конторович, 1975]. Во время накоплений отложений средней юры уровень моря также незначительно изменялся, что вело к изменению конфигурации русловых систем [Rizzetto, 2012; Vail, 1977]. Следующим этапом было постепенное углубление морского бассейна, и шельфовый бассейн распространился по всей описываемой территории.

Вначале будет рассмотрен пример, который иллюстрирует, как технологию выделения русловых тел, так и применение предложенных автором атрибутов, а в рамках следующего месторождения более детально показано применение атрибутов для анализа свойств.

### **3.1. Пример использования нейронных сетей для выделения русел на одном из месторождений Западно-Сибирского НГБ**

В тектоническом строении месторождение приурочено к Верхне-Ляминскому валу Фроловской мегавпадины. На данном месторождении одним из основных интервалов разработки является пласт ЮК2, сложенный континентальными аллювиальными отложениями тюменской свиты. Одна из основных трудностей разработки аллювиальных отложений заключается в сложном распространении коллекторов, которое контролируется фациальным фактором [Ольнева, 2018; Осинцева, 2020]. В рамках данного месторождения перспективные для разработки коллектора приурочены преимущественно к

руслам. И задача, которая ставится перед интерпретатором, заключается в выделении и прогнозе свойств палеорусел.

Для выделения русел использовался разработанный автором метод на основе свёрточных нейронных сетей. Наиболее распространённым атрибутом для визуализации и выделения русел по сейсмическим данным является слайс по кубу RGB-смешивания частот, полученных в результате спектральной декомпозиции. Поэтому основным атрибутом для выделения русел пласта ЮК2 с использованием нейронной сети был слайс вдоль ОГ ЮК2 по кубу RGB-смешивания частот. Атрибут, согласно вышеописанной методике в главе 1, был конвертирован в черно-белую картинку. Затем для увеличения детальности прогноза выделения русла картинка анализировалась в плавающем окне, площадь окна составляла  $1/8$  от всего размера изображения, форма окна – квадрат. В каждом окне выделялись различные речные системы, а затем результат был объединён в единый массив. Результатом прогноза нейронной сети является атрибут, который характеризует вероятность наличия русла. По результатам выполненного прогноза, как показано на рисунке 70, многие русла, которые прослеживаются на слайсе куба RGB-смешивания частот, выделяются, но достаточно значимая часть осталась невыделенной.

В связи с этим для улучшения прогноза использовался не один атрибут, а несколько наиболее информативных, на которых проявляются русловые объекты: максимальная амплитуда в окне, среднее значение мгновенной частоты, огибающая, амплитуда вдоль куба продольного импеданса, полученного по результатам сейсмической инверсии, и т.д. По результатам прогноза, на каждом из атрибутов выделялись отдельные участки волнового поля, лучше, чем по слайсу куба частот, поэтому комплексный анализ всех атрибутов целесообразно применять для повышения точности прогноза [Алексеева, Романчук, 2022]. Рассчитанная вероятность наличия русла по каждому атрибуту суммировалась и нормировалась, что способствовало уточнению локализации русел (рисунок 71).

Такой подход способствует оконтуриванию границ русел в автоматическом режиме, что позволяет отдельно анализировать атрибуты внутри них, строить объёмные геологические тела, учитывать их при выполнении инверсии волнового

поля. Данная методика позволяет отойти от субъективного анализа при интерпретации и ускорить процесс выделения объектов.

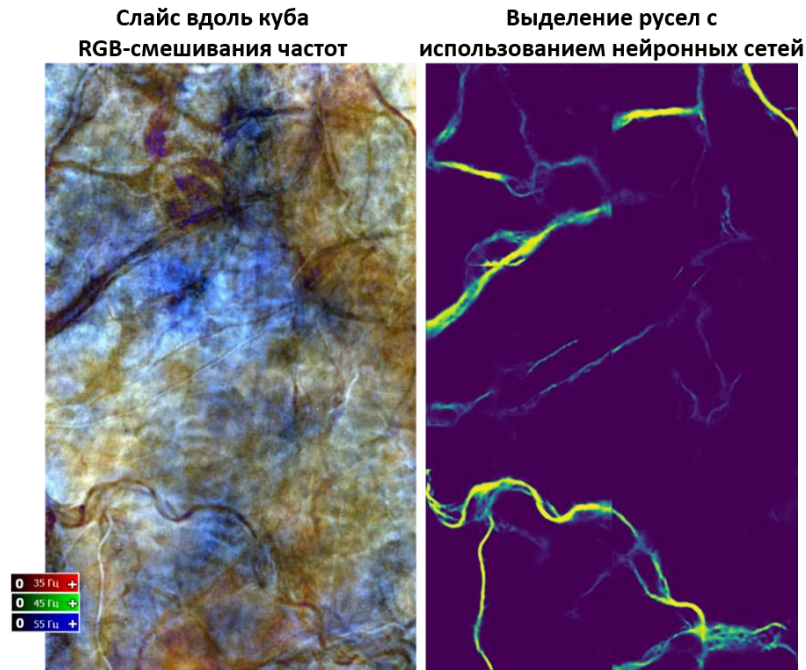


Рисунок 70 Вероятность наличия русел в результате применения нейронной сети к слайсу по кубу RGB-смешивания частот

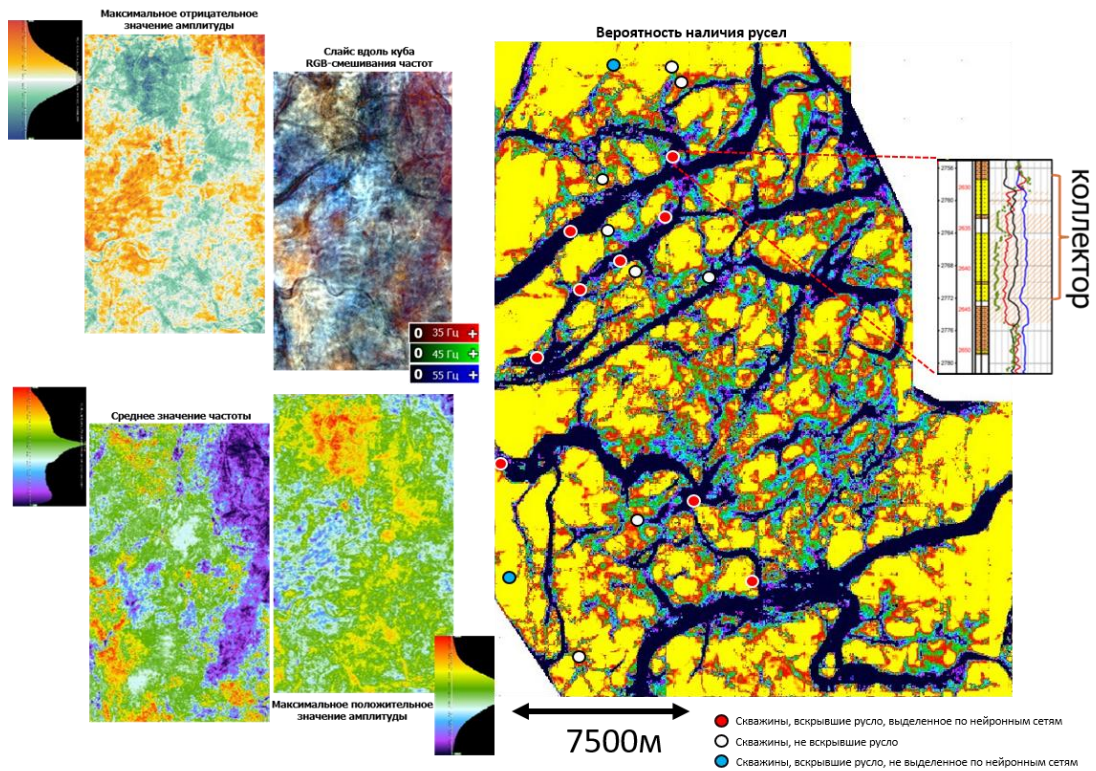


Рисунок 71 Прогноз положения русел нейронными сетями по набору атрибутов



Русловые объекты в рамках изучаемого месторождения маломощны и не превышают 12 метров. Поэтому внутри выделенных русел можно спрогнозировать свойства на основе предложенных автором и стандартных атрибутов волнового поля. В качестве петрофизического параметра для прогноза использовалась эффективная толщина, а для прогноза свойств внутри русел и во вмещающих породах использовались отдельные зависимости. Поэтому в финальной карте эффективных толщин отражены фациальные особенности волнового поля, при этом конфигурация и свойства объектов изменяются сложным образом, что невозможно сделать при корреляции полигонов в ручном режиме (рисунок 72). На рисунке 72 также проиллюстрировано влияние отдельных атрибутов волнового поля, которые использовались при построении карты эффективных толщин. согласно показанному графику, предложенный автором атрибут (К) вносит существенный вклад в прогноз свойств и увеличивает достоверность прогноза.

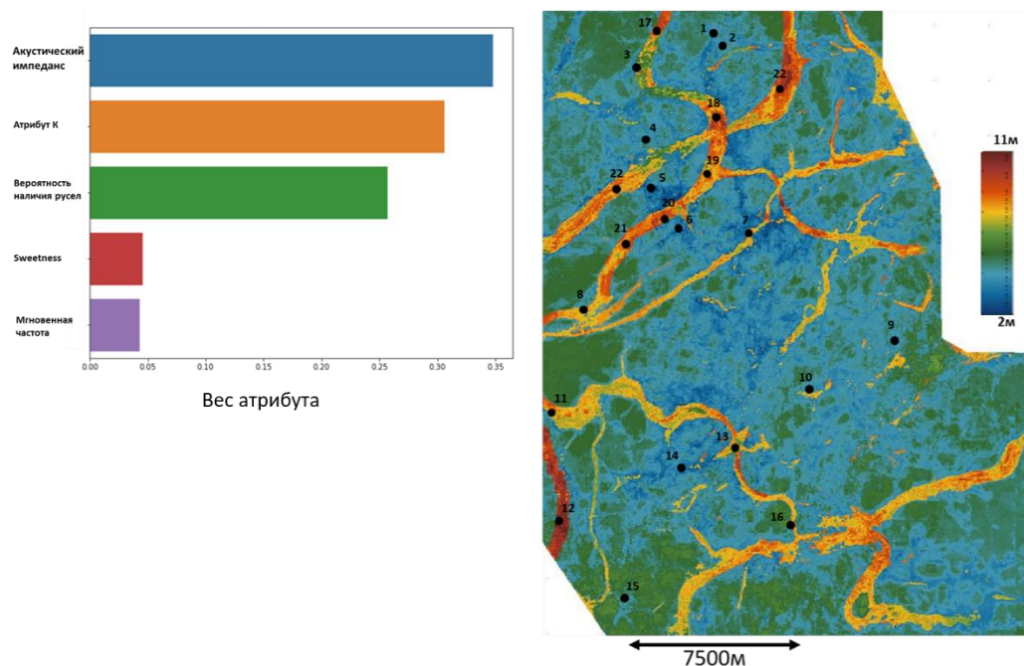


Рисунок 72 Карта эффективных толщин с учётом фациального районирования

### 3.2. Анализ атрибутов К, G, L на примере реальных сейсмических данных

В отличие от рассмотренного выше участка на данном месторождении в результате высокого контраста акустических свойств между юрскими и триасовыми отложениями, коэффициент отражения от доюрского комплекса

оказывает сильное влияние на волновую картину вышележащих отложений. Поэтому для применения вышеописанного спектрального метода анализировались пласты ЮК<sub>2-3</sub> (верхняя подсвита тюменской свиты), так как влияние отражения от кровли триасовых отложений не столь значительно по сравнению с нижележащими аллювиально-озёрными отложениями [Гриневский, 2021]. Кроме того, данный интервал, согласно скважинным данным, характеризуется высокой латеральной и вертикальной неоднородностью и маломощными отложениями, связанными с речными системами, озёрами и болотами.

Основным методом для выделения речных систем в тюменской свите также являлся метод RGB-смешивания частот, полученных в результате спектральной декомпозиции. При стандартной интерпретации данный метод используется для визуального анализа и ручного картирования тонких маломощных русел и широких речных долин. Кроме того, по данному атрибуту выделяются различные области с преобладанием в спектре определённой частоты (красного, зелёного или синего оттенка) (рисунок 73). Одним из факторов, влияющим на вариативность частоты, является изменение временной мощности. Однако, изменение времени пробега волны в слое зависит как от мощности слоя, так и от упругих параметров породы, которые ведут к изменению коэффициента отражения. Следовательно, анализ отдельных амплитуд или RGB-смешивание частот способствуют выделению областей, которые отличаются по геометрии и свойствам, но приурочить аномалии к изменению только мощности или свойств пласта не представляется возможным [Алексеева, 2020].

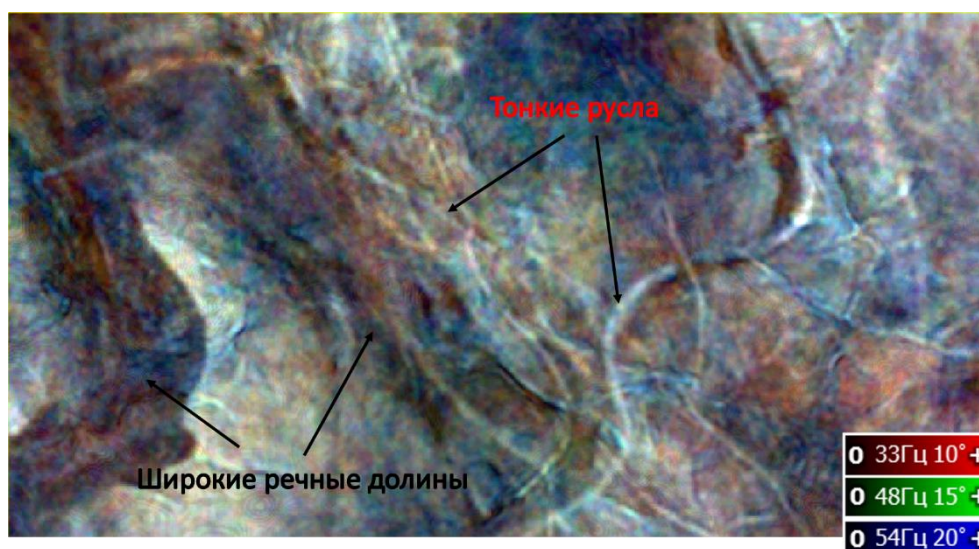


Рисунок 73 RGB-смешивание частот частично угловых сумм

В связи с этим для прогноза свойств были дополнительно проанализированы атрибуты K, G, L, описанные в предыдущей главе 2. Для расчета атрибутов K, G, L была выполнена спектральная декомпозиция с использованием непрерывного вейвлет-преобразования с комплексным вейвлетом Морле, диапазон частот, который использовался для построения параболической зависимости, изменялся от 20 до 50 Гц.

Для анализа независимости полученных атрибутов рассмотрена их взаимная корреляция, которая показала, что атрибуты K, G и L являются независимыми (рисунок 74), так как коэффициенты корреляции между K и L – 0.5, K и G – 0.06, G и L – 0.3.

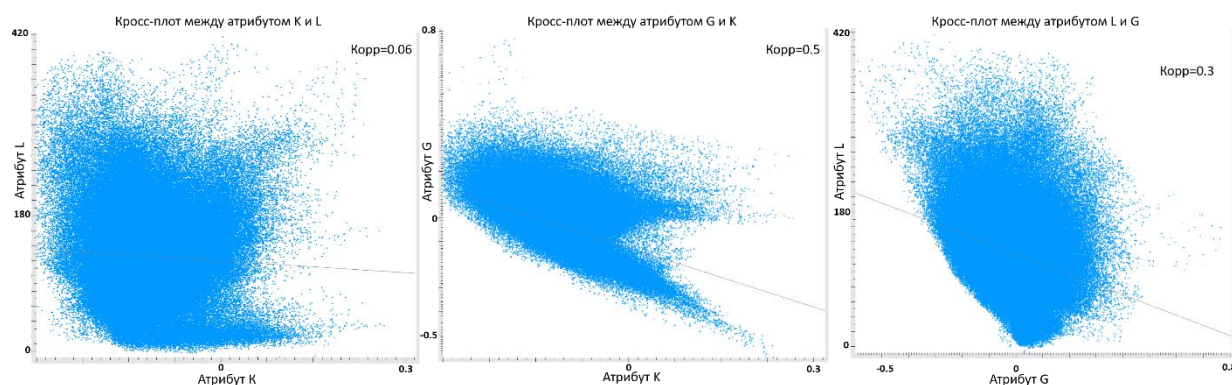


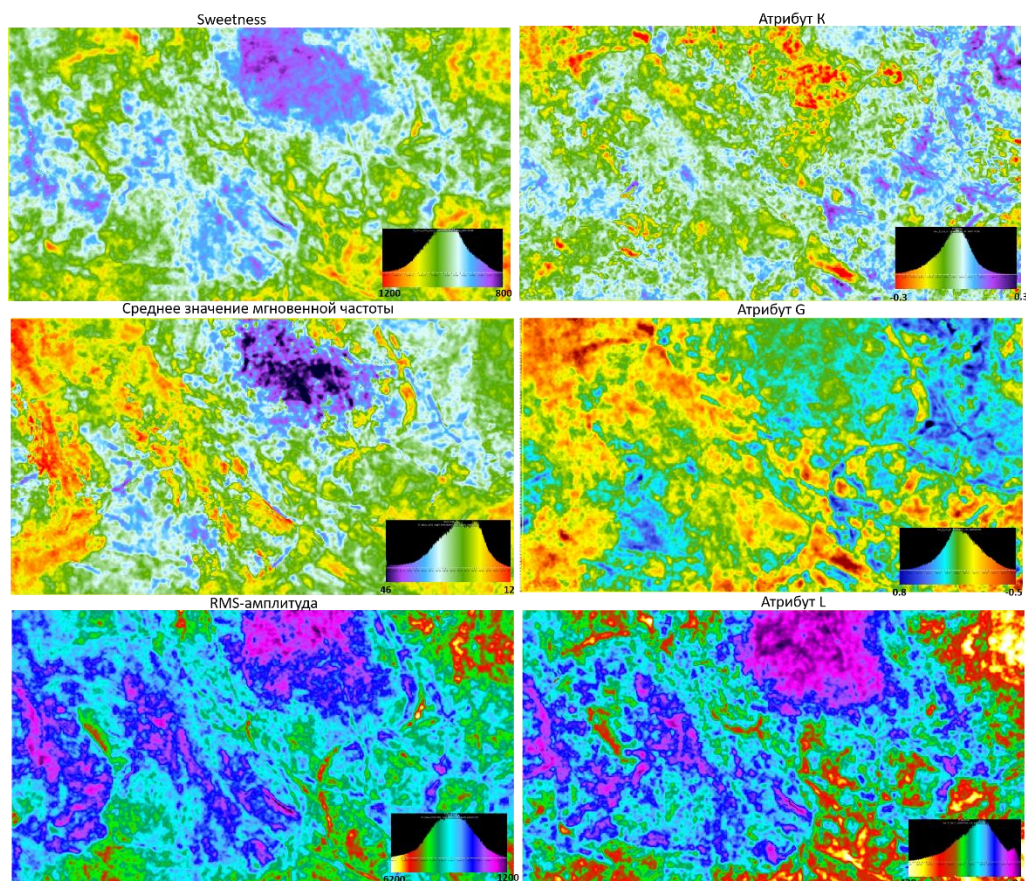
Рисунок 74 Анализ взаимной корреляции атрибутов K, G, L

Кроме того, как было сказано выше, описанные атрибуты волнового поля должны вносить дополнительную информацию о волновом поле, так как на

стандартные атрибуты оказывает сильное влияние одновременно изменение мощности слоя и свойств пласта. Поэтому выполнено сопоставление коэффициентов K, G и L с другими атрибутами волнового поля для анализа возможности получения дополнительной уникальной информации, которую не предоставляли другие атрибуты (рисунок 75). Для сопоставления были рассчитаны атрибуты мгновенной частоты, RMS-амплитуды и sweetness. В таблице 4 приведены коэффициенты корреляции между атрибутами. По полученным результатам показано, что атрибут L практически идентичен атрибуту sweetness и RMS-амплитуде, зоны, выделяемые по атрибуту G, схожи с атрибутом мгновенной частоты. Идентичность информации, полученной по атрибутам L и G, с другими атрибутами связана с тем, что данные атрибуты одновременно зависят и от свойств пласта, и от мощности, в отличие от атрибута K, который является независимым и несёт в себе дополнительную информацию о свойствах разреза, как было показано в выведенных выше формулах. Таким образом, параметр K можно использовать как для прогноза свойств, так и для выделения дополнительных фациальных областей, которые не проявляются по другим атрибутам.

Таблица 4. Коэффициенты корреляции атрибутов волнового поля

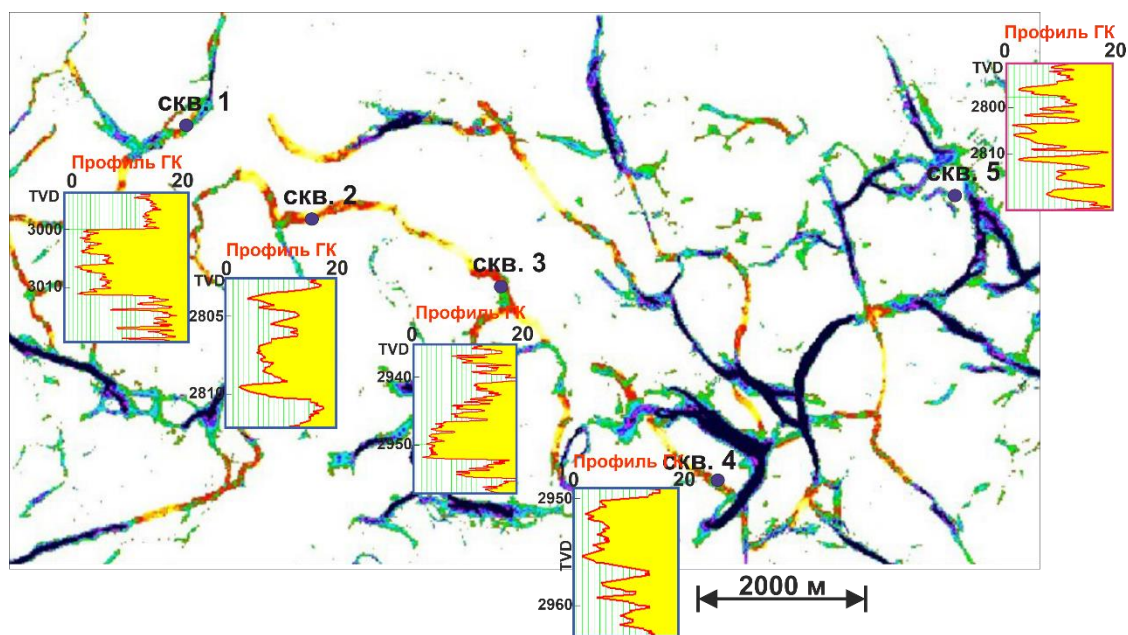
	Sweetness	RMS-амплитуда	Среднее значение мгновенной частоты
K	-0.06	-0.02	-0.13
G	-0.2	0.12	0.67
L	0.9	0.86	-0.3



*Рисунок 75 Атрибуты волнового поля в интервале отложений ЮК<sub>2-3</sub>*

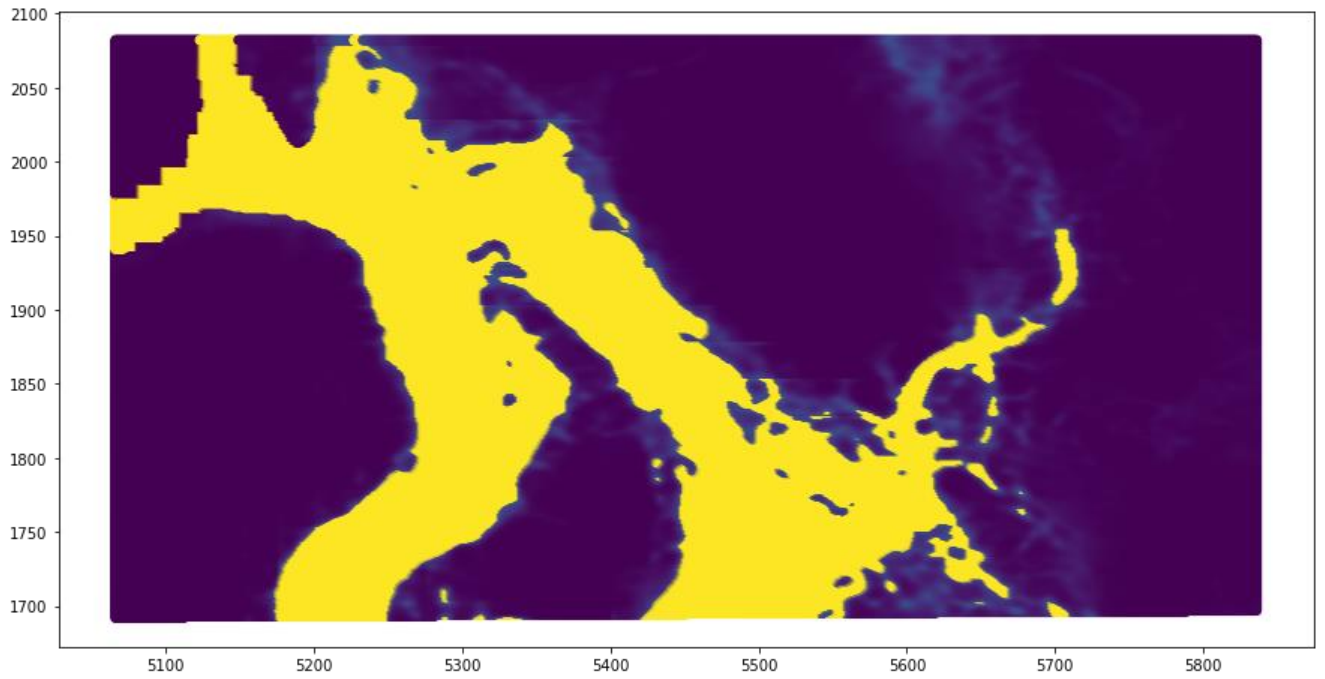
Согласно теоретическим представлениям, атрибут К характеризует свойства маломощных относительно однородных слоёв, примером таких сред могут являться русла. Было выделено две системы различных типов русел с использованием нейронной сети. Для выделения тонких русел использовались атрибуты амплитуд частот вдоль отражающих горизонтов (рисунок 76). Так как предварительно на атрибуте RGB-смешивания частот выделялись тонкие русла разветвлённой реки и прирусловые отмели, согласующиеся со скважинными данными.

Основными данными для выделения фаций по скважинам являлся гамма-каротаж [Жемчугова, 2014]. Методика выделения фациальных зон по каротажным кривым основана на опубликованных материалах [Ежова, 2002].

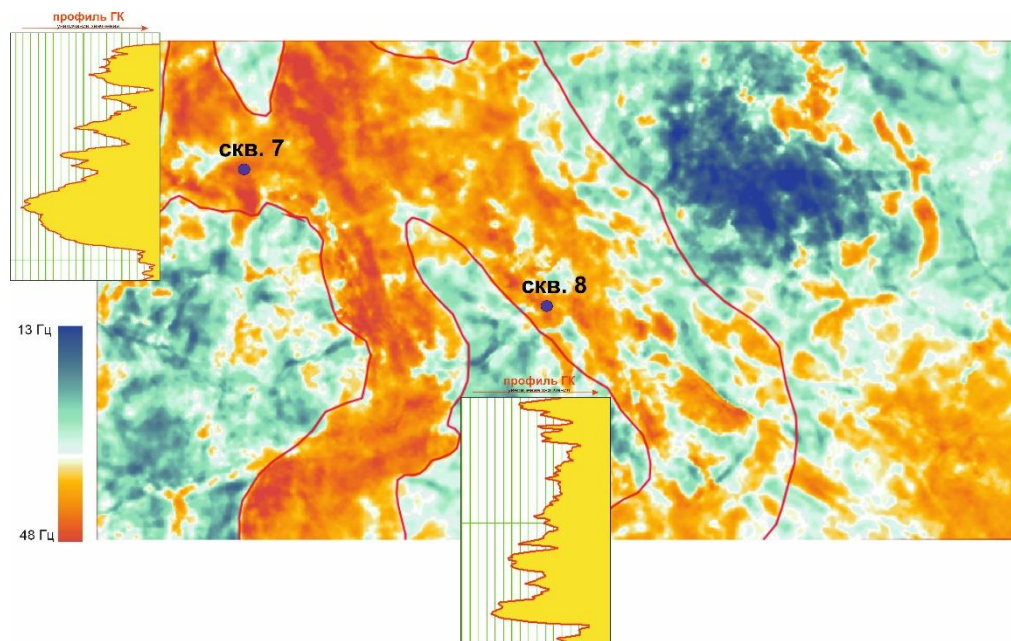


*Рисунок 76 Маломощные русла, выделенные по нейронной сети*

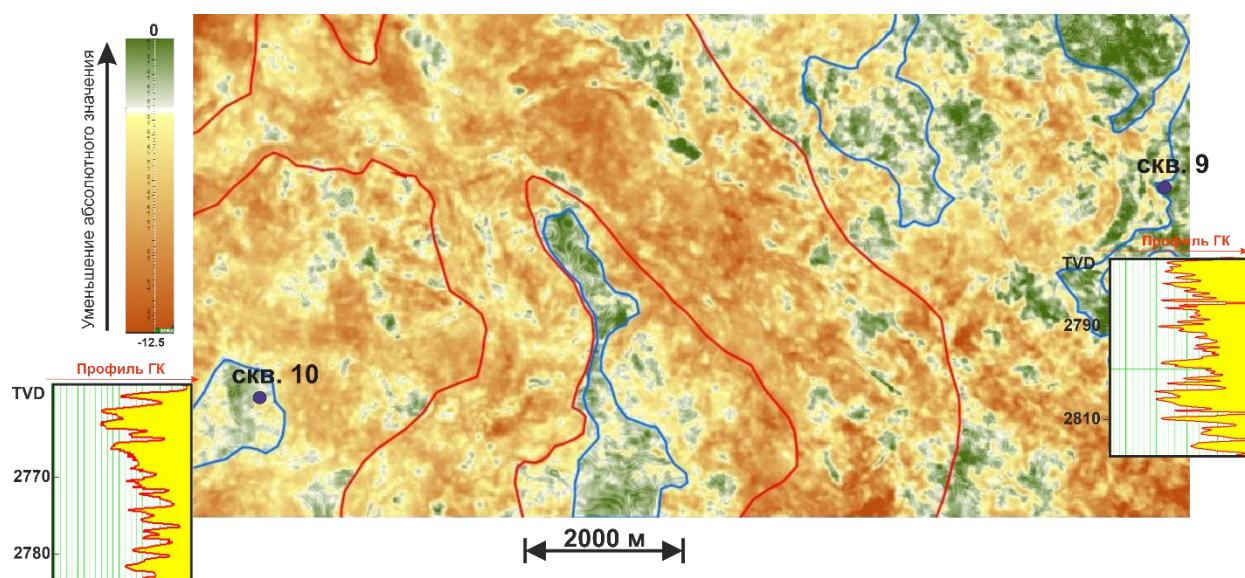
Второй тип русловых систем, широкие меандрирующие русла, также выделялись с использованием нейронных сетей, однако для их расчёта было рассчитано множество атрибутов, но в основном частотных (рисунок 77). Так, например, повышенные значения атрибута мгновенной частоты характеризуют области широких долин меандрирующих рек (рисунок 78), имеющие по скважинным и сейсмическим данным более ранний возраст по сравнению с разветвлёнными реками. Использование атрибута AVB [Kelly, 1992] способствовало выделению зон с различной конфигурацией пластов [Алексеева, 2018]. Повышенные значения атрибута AVB характеризуют слои с контрастным изменением свойств в кровле и постоянными или регрессивным изменением свойств в пласте. По данному атрибуту выделены временно заливаемые участки поймы (рисунок 79). Кроме того, повышенное значение атрибута также локально наблюдается в областях, приуроченных к меандрирующим и разветвленным рекам.



*Рисунок 77 Широкая меандрирующая речная долина, выделенная по нейронной сети*



*Рисунок 78 Атрибут мгновенной частоты с вынесенными границами долин меандрирующих рек и скважинной информацией*



*Рисунок 79 Атрибут AVB с вынесенными границами временно заливаемых участков пойм (синий), областей распространения меандрирующих рек (красный), выделенных вручную по другим атрибутам, и скважинной информацией*

Таким образом, по результатам выполненного атрибутного анализа и на основе скважинной информации, была построена фациальная карта, иллюстрирующая временно заливаемые участки пойм, широкие долины меандрирующих рек, более молодые русла разветвленных рек и прирусловые отмели (рисунок 80). Для получения финальной карты прогнозных параметров использовалась фациальная карта. Её включение и использование дополнительного атрибута К способствовало улучшению качества прогноза эффективных толщин, как показано на графике влияния атрибутов (рисунок 81). Для построения эффективных толщин использовался нелинейный метод машинного обучения «случайный лес». Использование нелинейных подходов в сложнопостроенной среде при большом количестве скважин улучшает точность прогноза свойств [Priezzhev, 2020].



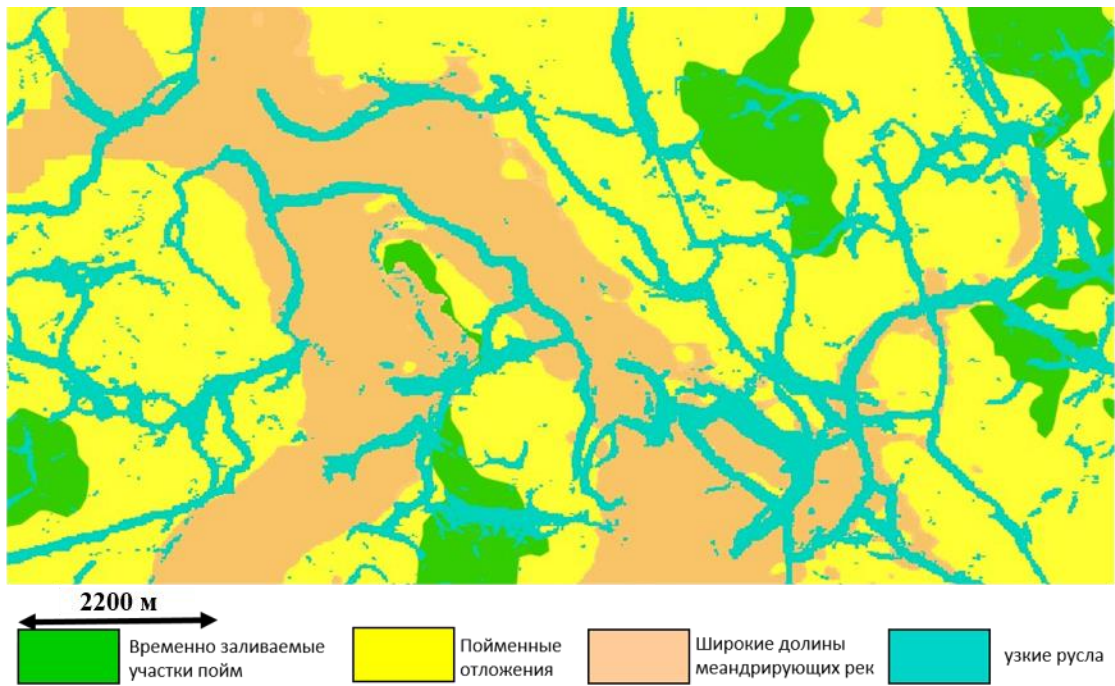


Рисунок 80 Фациальная карта отложений ЮК<sub>2-3</sub>

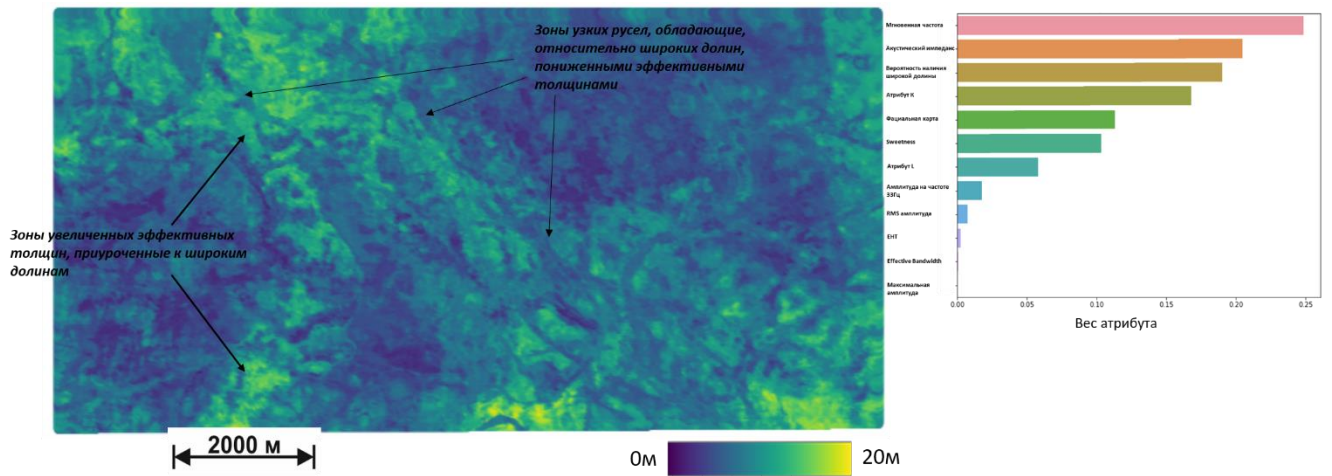


Рисунок 81 Карта эффективных толщин по пласту ЮК<sub>2-3</sub>

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В рамках выполненной работы рассмотрены основные проблемы геологической интерпретации маломощных палеорусел по сейсмическим данным, которые заключались в выделении объектов и прогнозе их свойств.

В данной работе рассмотрен новый подход к анализу маломощных слоёв, который основан на детальном изучении амплитуды отражения в зависимости от частоты с использованием технологии спектральной декомпозиции. Актуальность описанной методики заключается в том, что на амплитудно-частотный спектр отражения от маломощного слоя одновременно влияет, как изменение мощности слоя, так и изменение свойств, поэтому использование стандартных атрибутов не позволяет оценить изменение свойств маломощных отложений. Метод, предложенный автором, позволяет разделить эффекты, вызванные изменением свойств от временной мощности.

В работе изложены теоретические основы данного метода, которые показали, что квадрат амплитуды отражения от однородного маломощного слоя параболически зависит от квадрата циклической частоты отражения. Коэффициент аппроксимации при нулевой степени аргумента зависит преимущественно от свойств пласта и не зависит от мощности, в отличие от коэффициентов при первой и второй степени. Описанные коэффициенты использовались в качестве атрибутов для прогноза свойств в межскважинное пространство.

Использование предложенных автором атрибутов было проиллюстрировано на данных Западно-Сибирского НГБ в интервале тюменских отложений. Их применение совместно с широко используемыми методами спектральной декомпозиции и атрибутивного анализа способствовало получению дополнительной уникальной информации о вещественных характеристиках пластов, определяющих вариации волнового поля в пределах маломощных русловых тел.

Результаты проделанной работы показывают, что для выделения и оконтуривания границ русел существует возможность использования свёрточных

нейронных сетей, которые в последнее время являются одним из основных механизмов для сегментации изображений. Данная технология способна объединять и разделять объекты, не ориентируясь только на амплитуду, что является существенным отличием и от других подходов и несравненным преимуществом. Для обучения нейронной сети оказалось очень эффективно использовать спутниковые снимки, а для отделения русел от других объектов на снимках строить персистентные диаграммы. В основе выделения палеорусел лежали атрибуты амплитуд отдельных частот, так как данные атрибуты являются на практике одними из основных для визуализации целевых объектов. Но для улучшения методики прогноза использовалась совокупность атрибутов, на которых лучше выделяются различные особенности русел в волновом поле.

Данные методы могут быть широко использованы для выделения палеорусел на сейсмических горизонтальных слайсах или седиментационных срезах. Для расчёта атрибутов, предложенных автором, необходимо выполнять анализ амплитуд отдельных частот, то есть применять спектральную декомпозицию и учитывать тот факт, что целевые объекты должны быть маломощны и контрастны. Кроме того, применение описанных подходов возможно не только для исследования палеорусел, но и других геологических объектов, которые обладают схожей конфигурацией и контрастными свойствами со вмещающими породами.

Результаты проделанной работы открывают новые горизонты для дальнейших исследований: выделение речных систем в объёме, учет фациального районирования при расчёте инверсии, включение в инверсионные преобразования учета особенностей отражения от маломощных слоёв.

**СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ**

- 1) **Alekseeva P.A.**, Kerusov I.N. Prediction of elastic properties of thin homogeneous layers based on seismic data // Russian Geology and Geophysics. 2022. 63. P.1177-1188. Scopus. (0.8 п.л., авторский вклад – 85%). Импакт-фактор SJR, 2021: 0,55.
- 2) **Alexeeva P.**, Kerusov I., Grinevskiy A. The Application Scope of Spectral Methods in Seismic Interpretation // EAGE Annual Online 82nd conference and exhibition. 2020. P. 1-5 (0.25 п.л., авторский вклад – 70%)
- 3) Bendich P. et al. Persistent homology analysis of brain artery trees //The annals of applied statistics. – 2016. – Т. 10. – №. 1. – С. 198.
- 4) Brank J. et al. Feature selection using support vector machines //WIT Transactions on Information and Communication Technologies. – 2002. – Т. 28.
- 5) Brown A. R. Interpretation of three-dimensional seismic data. – Society of Exploration Geophysicists and American Association of Petroleum Geologists, 2011.
- 6) Bubenik P., Scott J. A. Categorification of persistent homology //Discrete & Computational Geometry. – 2014. – Т. 51. – №. 3. – С. 600-627.
- 7) Burke R. D. et al. Question answering from frequently asked question files: Experiences with the faq finder system // AI magazine. – 1997. – Т. 18. – №. 2. – С. 57-66.
- 8) Castagna J. et al. Phase decomposition //Interpretation. – 2016. – Т. 4. – №. 3. – С. SN1-SN10.
- 9) Cheriet M., Said J. N., Suen C. Y. A recursive thresholding technique for image segmentation // IEEE transactions on image processing. – 1998. – Т. 7. – №. 6. – С. 918-921.
- 10) Chung H. Seismic properties of thin beds. – 1997.
- 11) Çiçek Ö. et al. 3D U-Net: learning dense volumetric segmentation from sparse annotation //International conference on medical image computing and computer-assisted intervention. – Springer, Cham, 2016. – С. 424-432.

- 12) De Abreu E. S., Castagna J. P., Gil G. Case study: Phase-component amplitude variation with angle //Geophysics. – 2019. – T. 84. – №. 4. – C. B285-B297.
- 13) Edelsbrunner H., Harer J. L. Computational topology: an introduction. – American Mathematical Society, 2022.
- 14) Fasy B. T. et al. Confidence sets for persistence diagrams //The Annals of Statistics. – 2014. – C. 2301-2339.
- 15) Feldman M. Hilbert transform in vibration analysis //Mechanical systems and signal processing. – 2011. – T. 25. – №. 3. – C. 735-802.
- 16) Frangi A. F. et al. Multiscale vessel enhancement filtering //International conference on medical image computing and computer-assisted intervention. – Springer, Berlin, Heidelberg, 1998. – C. 130-137.
- 17) Futterman, W. I. Dispersive body waves // Journal of geophysical research. – 1962. – 5279-5291
- 18) George N. V. S transform: time frequency analysis & filtering : дис. – 2009.
- 19) Gonzalez R. C., Woods R. E., Eddins S. L. Digital image processing using MATLAB. – Pearson Education India, 2004.
- 20) Haase A. B. Anelasticity and wavelet stretch //2000 SEG Annual Meeting. – OnePetro, 2000.
- 21) Hamlyn W. Thin beds, tuning, and AVO //The Leading Edge. – 2014. – T. 33. – №. 12. – C. 1394-1396.
- 22) Hao Q., Stovas A. Approximate reflection coefficients for a thin VTI layer //Geophysics. – 2018. – T. 83. – №. 1. – C. C1-C11.
- 23) He K. et al. Deep residual learning for image recognition //Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. – 2016. – C. 770-778.
- 24) Jain R. et al. Machine vision. – New York : McGraw-hill, 1995. – T. 5. – C. 309-364.
- 25) Kaiser G., Hudgins L. H. A friendly guide to wavelets. – Boston : Birkhäuser, 1994. – T. 300.

- 26) Kapur J. N., Sahoo P. K., Wong A. K. C. A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram //Computer vision, graphics, and image processing. – 1985. – T. 29. – №. 3. – C. 273-285.
- 27) Kelly Michael C. Method of geophysical exploration: 5136552. - United States, 1992 г.
- 28) Kjartansson E. Constant Q-wave propagation and attenuation //Journal of Geophysical Research: Solid Earth. – 1979. – T. 84. – №. B9. – C. 4737-4748.
- 29) Kobrunov A., Priezzhev I. Hybrid combination genetic algorithm and controlled gradient method to train a neural network //Geophysics. – 2016. – T. 81. – №. 4. – C. IM35-IM43.
- 30) Kolsky H. LXXI. The propagation of stress pulses in viscoelastic solids //Philosophical magazine. – 1956. – T. 1. – №. 8. – C. 693-710.
- 31) Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G. E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks //Advances in neural information processing systems. – 2012. – T. 25.
- 32) Krizhevsky A. et al. Learning multiple layers of features from tiny images. – 2009.
- 33) Le'Clerc Arrastia J. et al. Deeply supervised UNet for semantic segmentation to assist dermatopathological assessment of basal cell carcinoma //Journal of imaging. – 2021. – T. 7. – №. 4. – C. 71.
- 34) LeCun Y. et al. Gradient-based learning applied to document recognition //Proceedings of the IEEE. – 1998. – T. 86. – №. 11. – C. 2278-2324.
- 35) Levshin A. L., Pisarenko V. F., Pogrebinsky G. A. On a frequency-time analysis of oscillations //Annales de geophysique. – Centre National de la Recherche Scientifique, 1972. – T. 28. – №. 2. – C. 211-218.
- 36) Liu J. L. Spectral decomposition and its application in mapping stratigraphy and hydrocarbons [Ph. D. thesis] //Houston, TX, USA: University of Houston. – 2006.
- 37) Luo C., Li X., Huang G. Joint PP and PS AVA waveform inversion using propagator-matrix forward modeling //2018 SEG International Exposition and Annual Meeting. – OnePetro, 2018.

- 38) McQueen J. Some methods for classification and analysis of multivariate observations //Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, 1967. – 1967. – C. 281-297.
- 39) Meijering E. et al. Design and validation of a tool for neurite tracing and analysis in fluorescence microscopy images //Cytometry Part A: the journal of the International Society for Analytical Cytology. – 2004. – T. 58. – №. 2. – C. 167-176.
- 40) Mushin I. A. et al. Structural–formational interpretation tools for seismic stratigraphy //Geophysical Prospecting. – 2000. – T. 48. – №. 6. – C. 953-981.
- 41) Ng C. C. et al. Automatic wrinkle detection using hybrid hessian filter //Asian Conference on Computer Vision. – Springer, Cham, 2014. – C. 609-622.
- 42) O'connell R. J., Budiansky B. Measures of dissipation in viscoelastic media //Geophysical Research Letters. – 1978. – T. 5. – №. 1. – C. 5-8.
- 43) Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms //IEEE transactions on systems, man, and cybernetics. – 1979. – T. 9. – №. 1. – C. 62-66.
- 44) Partyka G., Gridley J., Lopez J. Interpretational applications of spectral decomposition in reservoir characterization // The leading edge. – 1999. – T. 18. – №. 3. – C. 353-360.
- 45) Priezzhev I. I., Veeken P. C. H., Egorov S. V., Strecker U. Direct prediction of petrophysical and petroelastic reservoir properties from seismic and well-log data using nonlinear machine learning algorithms // The Leading Edge. – 2019. – 38(12). – P. 949-958.
- 46) Puryear C. I., Castagna J. P. Layer-thickness determination and stratigraphic interpretation using spectral inversion: Theory and application //Geophysics. – 2008. – T. 73. – №. 2. – C. R37-R48.
- 47) Rizzetto F., Tosi L. Rapid response of tidal channel networks to sea-level variations (Venice Lagoon, Italy) //Global and Planetary Change. – 2012. – T. 92. – C. 191-197.
- 48) Robertson J. D., Nogami H. H. Complex seismic trace analysis of thin beds //Geophysics. – 1984. – T. 49. – №. 4. – C. 344-352.
- 49) Roden R. et al. Seismic interpretation below tuning with multiattribute analysis //The Leading Edge. – 2017. – T. 36. – №. 4. – C. 330-339.

- 50) Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation //International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention. – Springer, Cham, 2015. – C. 234-241.
- 51) Rüger A. Reflection coefficients and azimuthal AVO analysis in anisotropic media. – Society of Exploration Geophysicists, 2002.
- 52) Saini S., Arora K. A study analysis on the different image segmentation techniques //International Journal of Information & Computation Technology. – 2014. – T. 4. – №. 14. – C. 1445-1452.
- 53) Sato Y. et al. Three-dimensional multi-scale line filter for segmentation and visualization of curvilinear structures in medical images //Medical image analysis. – 1998. – T. 2. – №. 2. – C. 143-168.
- 54) Simonyan K., Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition //arXiv preprint arXiv:1409.1556. – 2014.
- 55) Springenberg J. T. et al. Striving for simplicity: The all convolutional net //arXiv preprint arXiv:1412.6806. – 2014.
- 56) Vail P. R., Mitchum R. M., Thompson S. Seismic stratigraphy and global changes of sea level, part 3: relative changes of sea level from coastal onlap. – 1977.
- 57) Vala H. J., Baxi A. A review on Otsu image segmentation algorithm //International Journal of Advanced Research in Computer Engineering & Technology (IJARCET). – 2013. – T. 2. – №. 2. – C. 387-389.
- 58) Wapenaar K. et al. Apparent AVA effects of fine layering //Geophysics. – 1999. – T. 64. – №. 6. – C. 1939-1948.
- 59) Widess M. B. How thin is a thin bed? //Geophysics. – 1973. – T. 38. – №. 6. – C. 1176-1180.
- 60) Wolf A. The reflection of elastic waves from transition layers of variable velocity //Geophysics. – 1937. – T. 2. – №. 4. – C. 357-363.
- 61) Zeiler M. D., Fergus R. Visualizing and understanding convolutional networks //European conference on computer vision. – Springer, Cham, 2014. – C. 818-833.



- 62) Zhang Y. J. A review of recent evaluation methods for image segmentation //Proceedings of the Sixth International Symposium on Signal Processing and its Applications (Cat. No. 01EX467). – IEEE, 2001. – Т. 1. – С. 148-151.
- 63) Zhou J. Using Seismic Sculpting, Spectral Decom and RGB Blending to identify subtle traps and DHI in East Malay Basin //APGCE 2019. – European Association of Geoscientists & Engineers, 2019. – Т. 2019. – №. 1. – С. 1-5.
- 64) **Алексеева П.А.**, Калугин А.А., Кирьянова Выделение палеорусел в отложениях тюменской свиты с использованием нейронной сети по данным сейсморазведки 3D // Геофизика. 2022. №3. С. 9-15. RSCI. (0.4 п.л., авторский вклад – 60%). Импакт-фактор РИНЦ, 2019: 0,377.
- 65) **Алексеева П.А.**, Гриневский А.С., Керусов И.Н., Ампилов Ю.П. Сопоставительный анализ различных спектральных методов при решении интерпретационных задач сейсморазведки // Геофизика. 2021. № 2. С. 64-71. RSCI. (0.47 п.л., авторский вклад – 70%). Импакт-фактор РИНЦ, 2019: 0,377.
- 66) **Алексеева П.А.** Частотно-зависимый коэффициент отражения // XXVIII Международная научная конференция студентов, аспирантов и молодых учёных «Ломоносов 2021». 2021. С. 1-2 (0.14 п.л.)
- 67) **Алексеева П.А.**, Керусов И.Н., Моисеев С.В. и др. Опыт применения методов спектрального анализа сейсмических данных для решения седиментационных задач // 20-ая научно-практическая конференция «Геомодель 2018». 2018. С. 1-5 (0.25 п.л., авторский вклад – 50%)
- 68) **Алексеева П.А.**, Романчук А.Ф., Казора И.В. Прогноз упругих свойств отложений тюменской свиты // ГеоЕвразия 2022, 2022. С. 156-158 (0.2 п.л., авторский вклад – 70%)
- 69) **Алексеева П.А.**, Керусов И.Н., Гриневский А.С., Куприянова Е.К. Применение спектрального анализа для выделения и определения свойств палеорусел // ГеоЕвразия 2020, 2020. С. 154-156 (0.21 п.л., авторский вклад – 65%)
- 70) Бреховских Л. М. Волны в слоистых средах. – Рипол Классик, 1957.
- 71) Воскобойников Ю. Е., Гочаков А. В., Колкер А. Б. Фильтрация сигналов и изображений: Фурье и вейвлет алгоритмы. – 2010.

- 72) Гриневский А.С., Хисамутдинова А.И., Бояркин Р.Ю., Керусов И.Н., Мирошниченко Д.Е., **Алексеева П.А.**, Кучерявенко Д.С. Возможности широкоазимутальной сейсморазведки для исследования перспектив среднеюрского и доюрского комплекса Западно-Сибирской нефтегазоносной провинции // Геология, геофизика и разработка нефтяных и газовых месторождений. 2021. №5. С. 30-39. RSCI. (0.6 п.л., авторский вклад – 10%). Импакт-фактор РИНЦ, 2019: 0,412.
- 73) Давыдова Е. А., Копилевич Е. А., Фролов Б. К. 2002, Количественные спектрально-временные критерии определения типов геологического разреза: Геофизика, 5, 8-14. – 2002.
- 74) Ежова А. В., Тен Т. Г. Литология нефтегазоносных толщ //Томск. Изд-во ТПУ. – 2002.
- 75) Жемчугова В. А. Практическое применение резервуарной седиментологии при моделировании углеводородных систем. – 2014.
- 76) Карогодин Ю. Н., Арментроут Д. М. Анализ основных понятий и терминов литмологии и сиквенс-стратиграфии //Геология и геофизика. – 1996. – Т. 37. – №. 7. – С. 3.
- 77) Козлов Е. А. Модели среды в разведочной сейсмологии. – 2006.
- 78) Конторович А. Э. и др. Геология нефти и газа Западной Сибири. – 1975.
- 79) Коровин К. В. и др. Строение отложений тюменской свиты ХМАО-Югры //Академический журнал Западной Сибири. – 2017. – Т. 13. – №. 1. – С. 33-34.
- 80) Куприянова Е.К., Сайфутдинов Р.Ш., Моисеев С.В., Керусов И.Н., **Алексеева П.А.**, Воробьёва Л.Ф. Новый методический подход к оценке характеристик палеорусловых тел по результатам атрибутного анализа в различных геологических условиях // Геология и минерально-сырьевые ресурсы Сибири. 2020. № 3. С. 23-29. Scopus. (0.4 п.л., авторский вклад – 5%). Импакт-фактор SJR, 2020: 0,227.
- 81) Мушин И. А. и др. Структурно-формационная интерпретация сейсмических данных //М.: Недра. – 1990. – С. 215-234.

- 82) Ольнева Т.В., Жуковская Е.А., Муртазин Д.Г. Влияние типа меандрирования палеорусел на потенциальный объем литологической ловушки и эффективность геолого-разведочных работ // Геофизика. – 2018. – №4. – С. 75-81.
- 83) Осинцева Н.А., Приезжев И.И., Роженов Е.А., Рыжков В.И. Морфология и распространение среднеюрских песчаных тел Южно-Мангышлакского бассейна // Геофизика. – 2020. – №6. – С. 27–31.
- 84) Приезжев И. И., Васильев М. А., Петренко Е. Н. Построение прогнозных карт эффективных газонасыщенных толщин по форме сейсмического сигнала на основе нейронных сетей Кохонен // Геофизика. – 2020. – №6. – С. 49-54.
- 85) Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы – 2008.
- 86) Скоробогатов В. А. Юрский продуктивный комплекс Западной Сибири: прошлое, настоящее, будущее // Вести газовой науки. – 2017. – №. 3 (31). – С. 36-58.
- 87) Фёдорова М. и др. Тюменская свита. Методология создания концептуальных геологических моделей // Геология и геофизика. – 2016. – №. 11. – С. 60.