

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего образования

**«НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ТОМСКИЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ»**

На правах рукописи

ШЕСТАКОВ ВАЛЕРИЙ ВЛАДИМИРОВИЧ

**МЕТОД И АЛГОРИТМЫ ОБРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ ДЛЯ
ПОСТРОЕНИЯ ОБЪЕМНЫХ МОДЕЛЕЙ ГЕОЛОГИЧЕСКОЙ СРЕДЫ**

Специальность: 2.3.1 – Системный анализ, управление и обработка информации,
статистика

Диссертация на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель – доктор технических наук,
профессор Гергет Ольга Михайловна

Томск – 2022 г.

Содержание

Введение	4
1. Анализ методов моделирования геологической среды	12
1.1. Общая характеристика обратных задач сейсморазведки	12
1.2. Модели геологических сред.....	14
1.3. Методы наземной сейсморазведки и геофизические исследования скважин	17
1.4. Методы построения объемных моделей геологической среды	24
1.4.1. Методы геостатистики	25
1.4.2. Методы прямого пересчета сейсмических атрибутов в параметры среды	29
1.4.3. Методы, основанные на использовании искусственных нейронных сетей	30
1.4.4. Методы сейсмической инверсии.....	33
Выводы по главе 1	39
2. Геостатистические методы построения объемных моделей	41
2.1. Общие положения геостатистического подхода	41
2.2. Метод кригинга эквивалентных моделей.....	46
2.3. Кригинг эквивалентных моделей, адаптированный к структурным факторам.....	51
2.4. Анализ погрешностей кригинга эквивалентных моделей	56
2.4.1. Погрешности при достаточном множестве данных.....	58
2.4.2. Погрешности при недостаточном множестве данных.....	61
2.4.3. Погрешности при избыточном множестве данных.....	68
Выводы по главе 2.....	71
3. Алгоритмы построения объемных моделей геологической среды	73
3.1. Алгоритм кригинга эквивалентных моделей.....	73

3.2. Алгоритм кригинга эквивалентных моделей для избыточной выборки данных	85
3.3. Оценки ковариационных функций и алгоритм кригинга эквивалентных моделей, адаптированные к структурным факторам геологической среды ...	87
3.4. Параллельный алгоритм кригинга эквивалентных моделей	98
Выводы по главе 3	100
4. Исследование эффективности алгоритмов построения объемных моделей геологической среды и их программных реализаций	102
4.1. Программная реализация разработанных алгоритмов.....	102
4.2. Оценка качества моделирования кригинга эквивалентных моделей	113
4.3. Оценка эффективности адаптивных алгоритмов	118
4.4. Оценка помехоустойчивости алгоритмов	120
4.5. Оценка быстродействия параллельных алгоритмов	124
Выводы по главе 4	125
Заключение	127
Список литературы.....	132

ВВЕДЕНИЕ

Во многих областях науки и техники (инженерная, рудная, нефтегазовая геофизика, метеорология, почвоведение, социальная медицина и т.д.) ставятся задачи анализа и прогнозирования пространственных данных, полученных по нерегулярной сетке наблюдений с однократным наблюдением. В настоящее время разработано большое количество методов решения таких задач как детерминированным, так и стохастическим подходом. Наибольшее развитие здесь получили методы геостатистики, позволяющие получить наилучшие оценки с точки зрения минимизации дисперсии. Дальнейшее развитие геостатистических методов связано с привлечением дополнительной информации по объекту исследования, позволяющей уточнить модель в пространстве между измерениями. Данная работа посвящена разработке новых методов в приложении к задачам прогноза вещественного состава геологических сред по данным скважинных и наземных наблюдений.

Параметры геологической среды играют важную роль при разведке и разработке месторождений углеводородов. Они несут в себе информацию о составе горных пород, их коллекторских свойствах, миграции флюидов и т. д. Численные значения рассматриваемых параметров могут быть получены путем пересчета каротажных кривых с помощью общеизвестных петрофизических закономерностей [6] или напрямую с помощью методов геофизических исследований скважин. *Геофизические исследования скважин* (ГИС) включают в себя комплекс каротажных методов, направленных на изучение геологического строения земных недр и на измерение некоторых физических параметров пород (таких как плотность, электрическая сопротивляемость, теплопроводность и т.д.) вдоль ствола скважины. ГИС также применяются для оценки запасов углеводородов, контроля разработки нефтегазовых месторождений, контроля состояния скважины в период эксплуатации и т.д. [5].

Значения рассматриваемых параметров могут быть измерены лишь в некотором околоскважинном пространстве, поэтому существует практическая необходимость моделирования значений этих параметров в пределах всего месторождения. Методы моделирования, разработанные на сегодняшний день, условно делятся на две группы: использующие для прогноза только данные ГИС [1, 7, 11]; основанные на комплексировании данных 3D сейсморазведки и ГИС [1, 8, 11, 16, 17]. Первая группа методов применяется в условиях густо разбуренного месторождения. Вторая группа применяется в условиях редкой нерегулярной сетки скважинных измерений и привлекает данные сейсмических наблюдений в пределах всего месторождения. Наибольшее развитие и применение в последнее время получили геостатистические методы, нейронные сети и инверсионные методы. Однако все они обладают рядом недостатков:

1. Методы прямого пересчета, нейронные сети и сейсмическая инверсия осуществляют аппроксимацию, а не интерполяцию известных параметров среды. Это приводит к тому, что модельные значения параметров не соответствуют реальным измерениям.
2. Вариограммы, используемые в геостатистике для описания пространственной изменчивости параметра, являются функциями расстояния. Ввиду этого, геостатистические модели обладают низкой пространственной разрешенностью.
3. Для существующих методов моделирования единственным предлагаемым методом оценки точности результата является кроссвалидация. Эффективность кроссвалидации зависит от метода моделирования, объема выборки исходных данных, опыта интерпретатора и других факторов, ввиду чего не может являться гарантом качественной оценки точности.
4. Эффективность большинства современных методов зависит от навыков интерпретатора.

Ввиду вышеприведенных недостатков целью работы является разработка новой модели, геостатистических методов моделирования объемных сред,

комплекса программ, обеспечивающих более высокую разрешающую способность и учитывающую неоднородность среды.

Научная новизна работы может быть охарактеризована следующими утверждениями:

1. Разработан метод кригинга эквивалентных моделей для объемного моделирования анизотропной и неоднородной геологической среды. Метод основан на формировании системы линейных уравнений по дополнительному параметру и подстановке найденных весовых коэффициентов в уравнение кригинга.
2. Предложен метод оценивания точности моделирования на основе множителя Лагранжа, введенного в уравнение кригинга для обеспечения несмещенности оценки.
3. Предложен метод формирования коэффициентов системы уравнений кригинга эквивалентных моделей, основанный на использовании скользящего окна и позволяющий воспроизводить в модели реальную геометрию геологического объекта.

Достоверность результатов диссертационного исследования подтверждается аналитическими и численными экспериментами, воспроизводимостью всех приведенных экспериментов; соответствием результатов экспериментов входным данным.

Положения, выносимые на защиту:

1. Метод кригинга эквивалентных моделей позволяет построить объемную модель неоднородной и анизотропной геологической среды за счет формирования коэффициентов системы уравнений из ковариационных свойств дополнительного параметра, измеренного по более частой сетке наблюдений.
2. Показано, что погрешность кригинга эквивалентных моделей зависит не от удаления от точек измерений, а от достаточности множества исходных данных и прямо пропорциональна множителю Лагранжа.

3. Предложенный метод формирования коэффициентов системы уравнений, основанный на использовании скользящего окна, перемещающегося с учетом особенностей строения геологического объекта, позволяет воспроизводить реальную геометрию геологических пластов в модели.

Представленная диссертационная работа состоит из введения, четырех глав и заключения.

В первой главе рассматриваются задачи современной сейсморазведки; разбирается понятие геологическая модель и описывается процесс её формирования. Приводится обзор методов сейсморазведки, геофизических исследований скважин, методов моделирования параметров геологической среды.

Во второй главе работы приводится описание нового метода моделирования параметров геологических сред; рассматриваются вопросы, связанные с оценкой точности нового метода, а также вопросы его адаптации к структурным факторам геологической среды.

Вторая глава посвящена описанию алгоритмов, разработанных в рамках проведения диссертационного исследования. В разделе также рассматриваются вопросы, связанные с оптимизацией и распараллеливанием алгоритмов.

В четвертой главе приводится описание программной реализации разработанных алгоритмов; приводятся результаты численных экспериментов, целью которых являлось доказательство аналитических выводов, сделанных в рамках второго и третьего раздела. Приводятся результаты апробации разработанных алгоритмов на данных реальных месторождений Западной Сибири.

Реализация алгоритмов, разработанных в ходе написания диссертационной работы, была осуществлена в рамках программы для ЭВМ «Volumetric Geoenvironment» (свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2020663794).

Представляемая работа прошла апробацию на следующих симпозиумах, семинарах, воркшопах и конференциях: XVI всероссийская конференция

молодых ученых по математическому моделированию и информационным технологиям, 28-30 октября 2015 г, Красноярск; 54-й Международная научная студенческая конференция МНСК-2016, 16-20 апреля 2016 г, Новосибирск; XVII Всероссийской конференции молодых ученых по математическому моделированию и информационным технологиям, 2 ноября 2016 г., Новосибирск; XIV Международная научно-практическая конференция студентов, аспирантов и молодых ученых "Молодежь и современные информационные технологии", 7-11 ноября 2016 г, г. Томск; XXI Международный научный симпозиум студентов и молодых ученых имени академика М.А. Усова. 3-7 апреля 2017 года, Томск; 5-я международная конференция «Геобайкал 2018», Иркутск, 11-17 августа 2018 г, Иркутск; XXII Международный симпозиум имени академика М. А. Усова студентов и молодых ученых, 2-7 апреля 2018 г, Томск; II и III международные геолого-геофизические конференции и выставки «Современны технологии изучения и освоения недр Евразии» ГеоЕвразия 2019, 5-7 февраля 2019, 3-6 февраля 2020, Москва.

Основные результаты диссертационного исследования отражены в 17 работах: четыре публикации в рецензируемых журналах, рекомендованных ВАК РФ, из них – две публикации проиндексированы в базах научного цитирования Scopus и Web of Science; одно свидетельство о государственной регистрации программ для ЭВМ; 12 публикаций в других изданиях.

1. Шестаков, В.В. Влияние репрезентативности исходных данных на результаты моделирования методом двойного кригинга / В.В. Шестаков, Д.Ю. Степанов // Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов. – 2019. – № 1. – С. 88-97 (Scopus, WoS).
2. Шестаков, В.В. Адаптация алгоритма двойного кригинга к структурным факторам геологической среды / В.В. Шестаков, О.М. Гергет // Системы анализа и обработки данных. – 2020. – № 1 (78). – С. 119-134.
3. Шестаков В.В. Оптимизированный алгоритм двойного кригинга для моделирования параметров геологической среды / В.В. Шестаков, О.М. Гергет

- // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. – 2021. – Том 9. – № 4.
4. Шестаков, В.В. Геостатистический смысл неопределенного множителя Лагранжа в методах ординарного и двойного кригинга / В.В. Шестаков, О.М. Гергет, Д.Ю. Степанов // Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов. – 2022. – № 8. – С. 88-97 (Scopus, WoS).
 5. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2020663794 (RU); заявка № 2020662973 от 26.10.2020, дата рег. 02.11.2020; Бюл. № 2020Э16389 от 01.10.2020 // Шестаков В.В., Степанов Д.Ю., Сысолятина Г.А. Volumetric Geoenvironment.
 6. Шестаков, В.В. Геостатистическое моделирование свойств геологических сред по данным наземной и скважинной сейсморазведки / В.В. Шестаков, Д.Ю. Степанов // Материалы XVI всероссийской конференции молодых ученых по математическому моделированию и информационным технологиям, Красноярск, 28-30 октября 2015 г. – Красноярск: Институт вычислительных технологий СО РАН, 2015. – С. 57.
 7. Shestakov, V.V. Three-dimensional models of geoenvironmental parameters / V.V. Shestakov, G.A. Sysolyatina, D.Y. Stepanov // Proceedings of the 2016 Conference on Information Technologies in Science, Management, Social Sphere and Medicine, Tomsk, 2016. – Advances in Computer Science Research, 2016. – Vol. 51. – P. 126-129. (WoS)
 8. Шестаков, В.В. Модифицированный алгоритм Кригинга построения трехмерных моделей геологических сред / В.В. Шестаков // Материалы 54-й Международной научной студенческой конференции МНСК-2016, Новосибирск, 16-20 апреля 2016 г. – Новосибирск: НГУ, 2016. – С. 72.
 9. Шестаков, В.В. Исследование алгоритма совместного геостатистического 3D-моделирования геологических сред / В.В. Шестаков, Д.Ю. Степанов, И.В. Парубенко // Материалы XVII Всероссийской конференции молодых

- учёных по математическому моделированию и информационным технологиям, Новосибирск, 30 октября - 3 ноября 2016 г. – Новосибирск : ИВТ СО РАН, 2016. – С. 75-76.
10. Шестаков, В.В. Оценка эффективности параллельного алгоритма совместного геостатистического моделирования / В.В. Шестаков // Сборник трудов XIV Международной научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых учёных, Томск, 7-11 ноября 2016 г. – Томск: Изд-во ТПУ, 2016. – Т. 1. – С. 244-245.
 11. Шестаков, В.В. Построение кубов петрофизических параметров на месторождениях Западно-Сибирской нефтегазоносной провинции / В.В. Шестаков, И.В. Парубенко // Труды XXI Международного симпозиума имени академика М.А. Усова студентов и молодых учёных, посвященного 130-летию со дня рождения профессора М.И. Кучина, Томск, 3-7 апреля 2017 г. – Томск : Изд-во ТПУ, 2017. – Т. 1. – С. 427-428.
 12. Шестаков, В.В. Оценка информативности выборки данных нейтрон-нейтронного каротажа / В.В. Шестаков, А.А. Аржаник, А.А. Шевченко // Сборник трудов XV Международной научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых учёных, Томск, 4-7 декабря 2017 г. – Томск: Изд-во ТПУ, 2017. – С. 21-22.
 13. Шестаков, В.В. Оценка информативности сейсмических атрибутов при решении задачи построения объемных петрофизических моделей / В.В. Шестаков, А.А. Аржаник, А.А. Шевченко // Сборник трудов XVI Международной научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых учёных, Томск, 3-7 декабря 2018 г. – Томск: Изд-во ТПУ, 2018. – С. 16-17.
 14. Шестаков, В.В. Выбор информативного сейсмического атрибута для построения трехмерной петрофизической модели. / В.В. Шестаков, А.А. Аржаник, А.А. Шевченко // Труды XXII Международного симпозиума имени

академика М.А. Усова студентов и молодых ученых, Томск, 2-7 апреля 2018 г. – Томск: Изд-во ТПУ, 2018. – Т. 1. – С. 456-458.

15. Shestakov, V.V. The Application of the "Double Kriging" Method in the Construction of Volumetric Petrophysical Models / V.V. Shestakov, D.Yu. Stepanov, G.A. Sysolyatina, M. Amani // 5th International Conference GeoBaikal, Irkutsk, 11-17 August 2018. – European Association of Geoscientists & Engineers, 2018. – P. 1-6. (Scopus).
16. Шестаков, В.В. Исследование информативности скважинных данных при построении объемных петрофизических моделей методом «Двойного Кригинга» / В.В. Шестаков, Д.Ю. Степанов // Сборник работ II международной геолого-геофизической конференции и выставки «Современные технологии изучения и освоения недр Евразии», Москва, 4-7 февраля 2019 г. – Тверь: ООО «ПолиПРЕСС», 2019. – С. 352-356.
17. Шестаков, В.В. Адаптация алгоритма двойного кригинга к структурным факторам геологической среды / В.В. Шестаков, Д.Ю. Степанов // Сборник работ III международной геолого-геофизической конференции и выставки «Современные технологии изучения и освоения недр Евразии», Москва, 3-6 февраля 2020 г. – Тверь: ООО «ПолиПРЕСС», 2020. – Т. 2. – С. 199-202.

Автор выражает благодарность научному руководителю профессору Томского политехнического университета Гергет Ольге Михайловне за поддержку при написании и подготовке к защите диссертационной работы; ведущему инженеру-программисту ООО «НАЦ Недра» Степанову Дмитрию Юрьевичу за неоценимую помощь в вопросах обработки сейсморазведочных данных и организацию участия в наиболее значимых конференциях; ведущему геофизику ООО «НАЦ Недра» Сысолятиной Галине Алексеевне за предоставление доступа к данным месторождений и дорогостоящим пакетам для обработки сейсморазведочных данных; директору ООО «НАЦ Недра» Гачегову Владимиру Германовичу за возможность внедрения результатов диссертационной работы в производственный процесс организации.

ГЛАВА 1

АНАЛИЗ МЕТОДОВ МОДЕЛИРОВАНИЯ ГЕОЛОГИЧЕСКОЙ СРЕДЫ

В этой главе приведены необходимые термины и обозначения, в частности понятия *сейсморазведка* и *геофизические исследования скважин*. Проведен анализ существующих методов моделирования геологической среды, в частности методы прямого пересчета, сейсмической инверсии, геостатистики и использующие искусственные нейронные сети.

1.1. Общая характеристика обратных задач сейсморазведки

Современная сейсморазведка является одним из самых эффективных и часто используемых методов исследования геологической среды. Её преимуществами являются: большая глубинность, густая сеть изученности, сравнительно невысокая стоимость [1]. Сейсморазведка основана на регистрации и изучении искусственно возбуждаемых упругих волн. Возбуждение осуществляется на поверхности земли взрывными или вибрационными источниками. Затем волны распространяются во всех направлениях, преодолевают различные неоднородности земной коры и претерпевают процессы отражения, преломления и дифракции. Отраженные и преломленные волны в конечном итоге возвращаются к земной поверхности, где в виде сейсмотрасс регистрируются высокочувствительными датчиками – сейсмоприемниками. Множество сейсмотрасс зарегистрированное группой сейсмоприемников в различных точках, обрабатывается и преобразуется в так называемые 2D или 3D сейсмические (геофизические) поля [1, 2].

Пройдя комплекс предварительной обработки, сейсмические поля используются для решения ряда *обратных задач* [3]: картирование ловушек нефти и газа, исследование строения земной коры, прогнозирование положения и распространения коллекторов, оценка перспектив нефтегазонасыщенности и др. *Обратные задачи сейсморазведки* сводятся к определению физических свойств

геологической среды по зарегистрированному сейсмическому полю. *Прямые задачи*, в рамках сейсморазведки, заключаются в восстановлении сейсмического поля по заданной физической модели. С точки зрения практической пользы, обратные задачи являются основными (рисунок 1), а прямые задачи используются как вспомогательные при решении обратных [1].

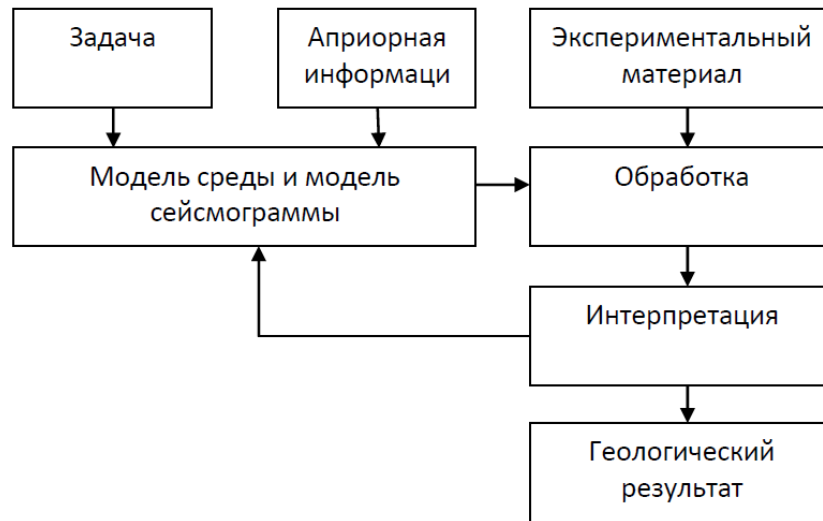


Рисунок 1.1 – Общая схема решения обратных задач сейсморазведки

Точное решение обратных сейсморазведочных задач невозможно из-за ряда проблем [4]:

- обратные задачи являются некорректными;
- зашумленность измеряемого сейсмического поля;
- естественные ограничения детальности сейсмического поля, обусловленные дискретностью измерительных систем.

Влияние рассмотренных проблем на конечный результат можно существенно снизить с помощью тщательной подготовки и обработки исходных сейсмических полей, а также путем комплексирования решений нескольких обратных задач. При этом лучшим и возможно единственным способом проверки полученных результатов является бурение скважины с последующим проведением вдоль её ствола геофизических исследований.

Обратной задачей, заслуживающей отдельного упоминания в рамках данной работы, является задача построения моделей параметров геологических

сред. Эта задача относится к категории *некорректных обратных задач*. Её решение существенно различается в зависимости от используемого метода, исходных данных и отягощается сложным строением геологической среды, несовершенством методик полевых измерений [12].

1.2. Модели геологических сред

Разведка месторождений – трудная и многоэтапная задача, решение которой требует строго последовательного исследования земных недр с использованием различных методик и технологий. Конечной целью разведочных работ всегда является выявление запасов полезных ископаемых, образование которых в каждом случае уникально по своей природе и иногда требует применения индивидуального подхода. Несмотря на это, основой любых разведочных работ являются четыре принципа, сформулированные В. М. Крейтером [9]:

1. *Принцип последовательных приближений*, который заключается в постепенном наращивании знаний об изучаемом месторождении.
2. *Принцип полноты исследований*, требующий сбора и увязки всех данных, необходимых для корректного проведения этапа разработки.
3. *Принцип равной достоверности*, в основе которого лежит положение о том, что изменчивость исследуемого объекта проще всего выявить при равномерном размещении пунктов наблюдений.
4. *Принцип наименьших затрат средств и времени*, который в совокупности с первыми тремя принципами позволяет оптимизировать качество и стоимость проводимых работ.

Модель геологической среды (или геологическая модель), формирующаяся на основании этих четырех принципов, является цифровым представлением реальной геологической среды. По своей структуре геологическая модель – это иерархическая последовательность моделей, каждый уровень которой отличается детальностью и информативностью об определенном признаке (свойстве) исследуемого объекта. В рамках задачи поиска и разведки месторождений

углеводородов, данная иерархия моделей включает в себя три уровня: *региональный, поисково-оценочный и разведочно-эксплуатационный* [10].

Региональные модели охватывают геологические участки протяженностью в тысячи километров и обладают крайне низкой детальностью. Они используются для изучения основных закономерностей строения геологической среды, её осадочных бассейнов, а также для выделения перспективных участков, в которых велика вероятность обнаружения углеводородов и залежей ископаемых. Исходными данными для построения региональных моделей являются результаты исследований опорных и параметрических скважин, региональные сейсмические профили, структурно-тектонические карты и др. [11].

Поисково-оценочные модели охватывают меньшую площадь (порядка сотни километров), так как строятся лишь в пределах найденных перспективных участков. Их детальность значительно выше в сравнении с региональными моделями. Поисково-оценочные модели используются для выявления структурных и неструктурных ловушек, выделения кровли нефтеносных горизонтов, прослеживания тектонических нарушений. Основными данными при их построении являются сейсмические разрезы, полученные в результате проведения 2D сейсморазведочных работ [10,11].

Разведочно-эксплуатационные модели, непосредственно к которым относятся объемные модели параметров геологической среды, строятся с целью детального изучения петрофизических параметров среды, точной геометризации природного резервуара, подсчета запасов и т.д. Исходными данными для их построения являются: густая сеть сейсмических разрезов или данные 3D сейсморазведки; результаты геофизических исследований эксплуатационных и разведочных скважин; результаты исследований керна и др. [10,11].

Модели параметров геологической среды в общем случае можно разделить на четыре категории: 1D, 2D, 3D и объемные модели. Одномерные (1D) модели представляют собой набор точечных измерений параметра, либо зависимость параметра от глубины $z = f(h)$ в фиксированной точке (x, y) . Примером 1D

моделей являются результаты геофизических исследований скважин (каротажные кривые, рис 1.2а). Двумерные (2D) модели представляют собой зависимость параметра среды от некоторой пространственной координаты и глубины $z = f(x, h)$ (рис 1.2б). Примером 2D моделей являются разрезы сейсмического атрибута. Трехмерные (3D) и объемные модели в общем случае представляют собой значения параметра, заданные в пределах некоторого геологического объекта (например, пласта).

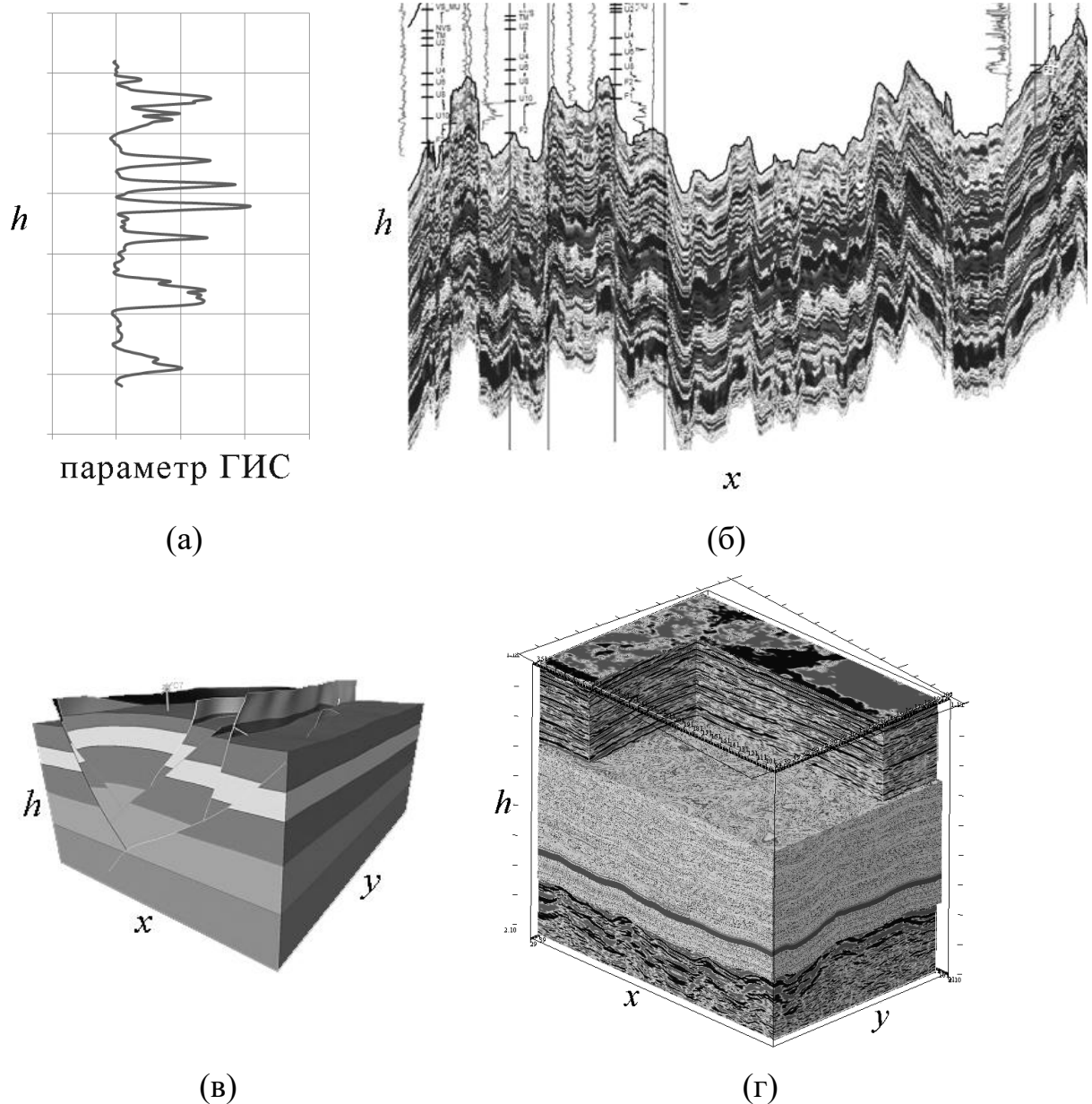


Рисунок 1.2 – Модели параметров геологической среды: 1D модель (а); 2D модель (б); 3D модель (в); объемная модель (г).

В случае трехмерных моделей, параметры среды определяются закономерностью, справедливой лишь в пределах моделируемого объекта. Примером трехмерной модели является слоистая модель акустического импеданса, в соответствии с которой акустический импеданс принимается постоянной величиной в пределах одного геологического пласта (рисунок 1.2.б). Объемные модели представляют собой зависимость параметра среды от двух пространственных координат и глубины $z = f(x, y, h)$ (рисунок 1.2г).

Объемные модели, основанные на реальных полевых измерениях, обладают наибольшей детальностью, ввиду чего представляют наибольший интерес. В рамках этой работы под моделями параметров среды далее будут подразумеваться именно объемные модели.

1.3. Методы наземной сейсморазведки и геофизические исследования скважин

Сейсмическая разведка включает в себя методы исследования строения земной коры, основанные на изучении искусственно возбуждаемых упругих колебаний [14]. Классификация сейсморазведочных методов осуществляется по ряду критериев, среди которых можно выделить *мерность измерений* и *тип изучаемых волн*.

По критерию мерности измерений выделяют *одномерную сейсморазведку* (1D), *двумерную сейсморазведку* (2D), *трехмерную сейсморазведку* (3D) [1, 2, 14]. 1D методы сводятся к наблюдению упругих колебаний вдоль ствола скважин, с целью получения одномерного скоростного закона, определения толщины геологических пластов и определения некоторых других характеристик среды. 2D методы применяются для получения двумерного разреза среды. Упругие волны в 2D случае регистрируются сейсмоприемниками, расположенными на поверхности земли вдоль некоторого профиля (предпочтительно линейного). 3D методы соответственно позволяют проводить исследования в пределах некоторого объема

среды. Схемы расположения приемников при проведении 3D работ разнообразны и многочисленны. Их выбор зависит от детальности проводимых исследований, рельефа поверхности земли и некоторых других факторов. Существует также категория четырехмерных сейсморазведочных работ (4D), позволяющих изучать свойства среды не только в пределах некоторого объема, но также прослеживать их изменения с течением времени. Однако на текущий момент 4D методы практически не применяются ввиду сложности и дороговизны их реализации. Важными отличительными особенностями 3D и 4D сейсморазведочных методов, являются горизонтальная и вертикальная разрешающая способности, в лучшем случае соответственно равные 25 и 8 метров, а также *возможность применения в пределах регулярной трехмерной сетки, охватывающей большую площадь месторождения.*

По типу изучаемых волн в методах сейсморазведки можно выделить следующие три группы:

- *Метод отраженных волн (МОВ) [1,2], в частности его модификация - метод общей глубинной точки (МОГТ), наиболее часто применяется на практике. МОВ направлен на изучение волн, отраженных от границы раздела геологических пластов. Данный метод используется для решения множества разведочных задач, в число которых входят построение структурных карт, оценка коллекторских свойств, прогнозирование залежей углеводородов и др.*
- *Метод преломленных волн (МПВ) [1,2] – направлен на изучение волн, преломленных от границ геологических пластов. Данный метод практически не применяется при разведке углеводородов, однако используется в некоторых отраслях, например, в инженерно-геологических изысканиях.*
- *Метод вертикального сейсмического профилирования (ВСП) [1,15] базируется на изучении продольных и поперечных волн. В отличии от МОВ и МПВ, ВСП относится к методам скважинной сейсморазведки и используется для детального изучения околоскважинного пространства. Задачи, решаемые ВСП, весьма обширны. Среди них можно выделить следующие: получение*

зависимости время отражения-глубина; определение тонкослоистой и толстолистой модели среды; привязка данных наземной сейсморазведки к скважинным данным.

Из числа вышеупомянутых методов, наибольшего внимания при решении задач прогноза вещественного состава, заслуживает МОГТ, т.к. в сравнении с другими сейсморазведочными методами, позволяет получать наиболее детальное представление о строении геологической среды в пределах больших площадей (чаще всего в пределах исследуемого месторождения). МОГТ позволяет существенно усилить полезный сигнал на фоне случайных помех и подавить регулярные помехи. Схема проведения сейсморазведочных работ методом ОГТ приведена на рисунке 1.3 [2]:

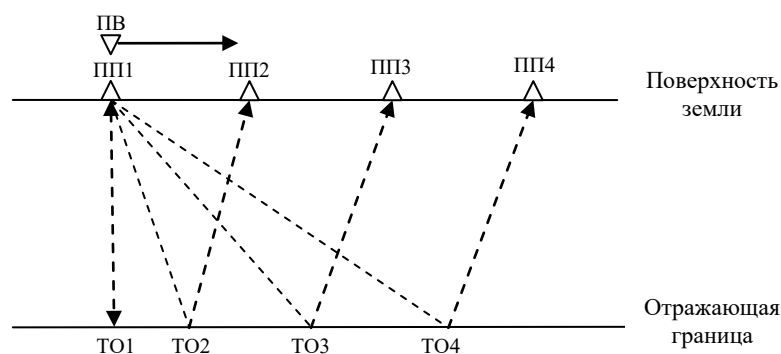


Рисунок 1.3 – Схема проведения сейсморазведочных работ методом ОГТ (ПВ – пункт взрыва; ПП – пункт приема; ТО – точка отражения).

При фиксированном положении пункта взрыва (ПВ) осуществляется запись сейсмограммы. Далее ПВ перемещается с определенным шагом вдоль наблюдаемого профиля, и сейсмограмма записывается снова. Процесс повторяется до тех пор, пока ПВ не будет перемещен по всему профилю. Для устранения краевых эффектов ПВ также может быть вынесен за пределы профиля. Результатом описанной процедуры является набор сейсмограмм ОПВ, которые в процессе дальнейшей совместной обработки образуют временные разрезы (в случае 2D) или временные кубы (в случае 3D) ОГТ.

Одним из обязательных этапов интерпретации сейсмических данных является атрибутивный анализ. В общем случае, под *сейсмическим атрибутом*

принято подразумевать любой количественный или качественный параметр, извлеченный из сейсмических данных [1]. По типу извлекаемых параметров сейсмические атрибуты делятся на кинематические и динамические. Кинематические атрибуты используются для изучения кинематических параметров сейсмического поля, к которым относятся траектория движения, время и скорость распространения волн. Динамические атрибуты соответственно используются для изучения динамических параметров: форма, амплитуда волн и т.п. [1, 2, 3].

Классификация сейсмических атрибутов не ограничивается типом извлекаемого параметра. Атрибуты также делятся по характеру исходных данных, которыми могут выступать сейсмические изображения или же сейсмограммы; по размерности исследуемого пространства (1D, 2D, 3D); по способу получения: качественно или количественно и т. д. [1, 2]. Рассматриваемая классификация крайне разнообразна и привести её в полном объеме в рамках текущего раздела не представляется возможным. Однако, любой сейсмический атрибут, независимо от классификации, *является интегральной характеристикой множества параметров (физических свойств) геологической среды* [1, 2, 3].

Методы *геофизических исследований скважин* (ГИС) позволяют проводить детальные исследования различных параметров горных пород вдоль стволов скважин. ГИС используются для определения последовательности и глубины залегания геологических пластов, их коллекторских и петрофизических параметров, степени насыщения флюидами и т.д. [5]. По способу проведения ГИС делятся на *электрические, магнитные, акустические и радиоактивные*. В сравнении с сейсморазведочными методами, ГИС обладают большей вертикальной разрешающей способностью (до 10 см.) и позволяют измерять параметры горных пород напрямую. Однако, ввиду того скважины в большинстве случаев бурятся по редкой нерегулярной сетке (рисунок 1.4), ввиду чего горизонтальная разрешенность данных ГИС крайне мала.

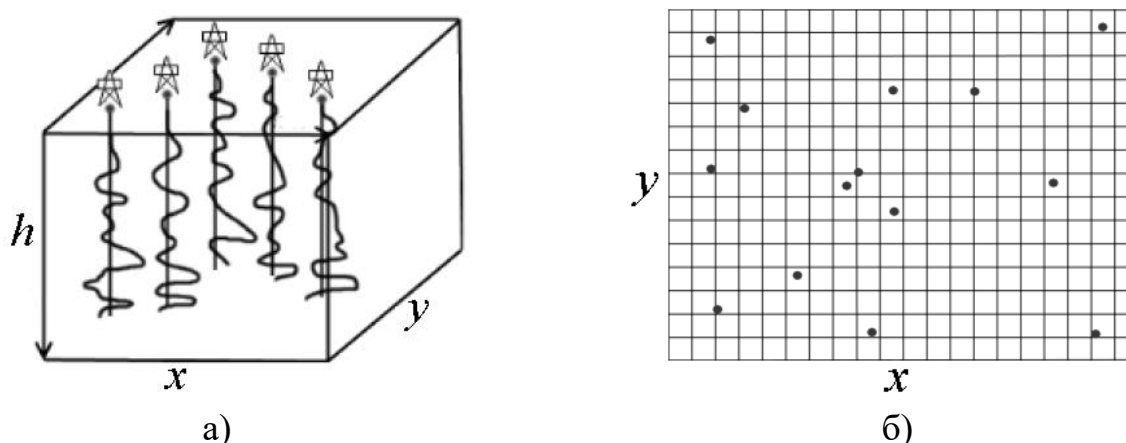


Рисунок 1.4 – Стволы скважин и соответствующие им кривые ГИС (а); пример расположения скважин на плоскости (б)

Магнитные методы используются для изучения магнитных свойств пород. Выделяют два основных магнитных метода: каротаж по магнитной восприимчивости и каротаж по естественному магнитному полю. *Каротаж по магнитному полю* проводится с помощью трех взаимно перпендикулярных датчиков, движущихся вдоль ствола скважины. Датчики измеряют вектор напряженности естественного магнитного поля пород, позволяя тем самым выявлять намагниченные рудные тела в околоскважинном пространстве. *Каротаж магнитной восприимчивости* применяется для измерения магнитной восприимчивости горных пород. Магнитная восприимчивость может измеряться по величине реактивной составляющей напряженности вторичного магнитного поля или основываясь на изменениях индуктивности соленоида. Данный вид каротажа применяется для определения содержания железа в горных породах, выделения зон залегания руд и др. [5].

Электрические методы применяют для исследования электромагнитных полей геологических пород. Выделяют две группы полей: естественные и искусственные. Естественные поля возникают вследствие химических процессов и природных явлений, протекающих в земных породах. Искусственные поля являются следствием воздействия на породы источниками постоянного и переменного тока [5]. Естественные электрические поля измеряют с помощью

метода *потенциалов собственной поляризации* горных пород (ПС). Метод ПС заключается в регистрации изменения электрического потенциала вдоль ствола скважины, предварительно заполненного специальным глинистым раствором. ПС преимущественно используется для выделения участков песчаных пластов с высокой проницаемостью, ввиду специфичного поведения регистрируемой кривой. Её значение возрастает напротив песчаных коллекторов и убывает с увеличением глинистости породы.

Одним из методов измерения искусственных электрических полей является каротаж *кажущегося сопротивления* (КС). КС проводится с помощью специального измерительного зонда, равномерно опускающегося вдоль ствола скважины. Зонд одновременно выполняет две функции: записывает значение удельного сопротивления горных пород и перпендикулярно распределяет электрический ток на боковой поверхности скважины. КС используется для определения насыщения пластов-коллекторов. При высоком содержании воды, значение удельного сопротивления крайне мало. Обратное утверждение справедливо для нефтенасыщенных и газонасыщенных коллекторов.

Радиоактивные методы используются для изучения ионизирующего излучения земных пород и выделяются своей многочисленностью. Среди всех методов, в рамках задачи разведки углеводородных месторождений, можно выделить *гамма-каротаж* (ГК) и *нейтронный гамма каротаж* (НГК) [5, 13]. ГК измеряет радиоактивность пород, возникающую естественным образом: за счет радиоактивных изотопов глинистых минералов. Он используется для оценки литологии, выделения интервалов коллекторов, оценки глинистости пластов. Кривая ГК очень проста в интерпретации, она отклоняется влево в зонах песчаных пластов и вправо – в областях с высоким содержанием глин. Суть метода НГК заключается в регистрации нейтронного и гамма-излучений, возникающих при облучении земных пород источником нейтронов. Данный вид каротажа применяется для оценки литологии и интервалов коллекторов, определения характера насыщения. Наибольшие показания кривой НГК ставят в

соответствие газонасыщенным коллекторам, её промежуточные значения – нефтенасыщенным и водонасыщенным коллекторам.

Акустические методы и, в частности, *метод акустического каротажа* (АК) [5, 13] можно отчасти отнести к скважинным сейсморазведочным методам. АК основан на изучении характеристик волн, которые вызываются в стволе скважины с помощью специальных ультразвуковых источников, распространяются в земных породах и регистрируются специальным каротажным зондом. Данные АК позволяют измерять такие характеристики земных пород как проницаемость (трещиноватость), средняя и пластовая скорость распространения упругих колебаний, интервалы коллекторов.

При разведке месторождений данные сейсморазведки и ГИС используются совместно. На первых этапах редкая сетка сейсморазведочных данных используется для выявления потенциально перспективных залежей полезных ископаемых. ГИС проводятся с целью подтверждения наличия залежи и изучения коллекторских свойств среды. Последующие этапы изучения месторождения предполагают уплотнение сетки сейсмических наблюдений, с целью точного оконтуривания залежи и оценки запасов [9, 26].

Сопоставляя методы сейсморазведки и ГИС и обобщая их вышеприведенное описание, можно выделить следующие особенности:

- Методы сейсморазведки предоставляют густую сеть изученности и позволяют проводить измерения на больших площадях. При этом вертикальная разрешающая способность сейсморазведочных методов значительно уступает ГИС (8 м. против 10 см.).
- Сейсмические атрибуты являются интегральными характеристиками всех параметров геологической среды.
- Методы ГИС позволяют проводить детальные исследования различных параметров горных пород, однако лишь в небольшом околоскважинном пространстве.

- Сетка скважин, в которых проводят ГИС, обычно является редкой и нерегулярной. В свою очередь 3D сейсмические данные измеряются по равномерной сетке, намного более плотной, чем сетка измерений ГИС.

1.4. Методы построения объемных моделей геологической среды

Первоначально параметры геологической среды измеряются с помощью методов ГИС, ввиду чего известны в стволах скважин с частым шагом по глубине. Как сказано выше, в подавляющем числе случаев скважины бурятся по нерегулярной координатной сетке (рисунок 2б), а в соответствии с принципом *равной достоверности* [9], для полноценного описания изменчивости среды, сеть измерений должна быть регулярной и как можно более частой. Исходя из этого, задача прогноза параметров геологической среды может быть поставлена как задача аппроксимации или интерполяции известных значений параметра в узлах некоторой регулярной сетки [37, 54, 111-113]. При такой постановке задачи, для её решения могут быть использованы общеизвестные методы, такие как: триангуляция с линейной интерполяцией, интерполяция сплайнами, метод обратных расстояний и т. д. [49, 56, 59, 61, 64, 67, 68, 69, 70, 83-86, 101-107]. Эффективность этих методов зависит от плотности и регулярности реальных измерений [64, 66], что является существенным ограничением в условиях нерегулярной и редкой сетки скважинных измерений.

Методами, менее зависимыми от регулярности сетки измерений, являются *геостатистические методы* [16, 17, 42-48, 50, 52, 53, 62, 87, 93, 124-126]. Классические методы геостатистики осуществляют интерполяцию в условиях предположения однородности второго рода, в соответствии с которым, ковариационные свойства интерполируемого параметра являются функциями расстояния и могут быть описаны с помощью вариограммы. Если прогнозируемый параметр удовлетворяет условию однородности, а вариограмма точно определяет его ковариационные свойства, методы геостатистики способны давать качественное решение даже в условиях нерегулярной сетки измерений. В

рамках задачи моделирования параметров геологической среды, имеющей сложный анизотропный характер, условие однородности часто не соблюдается, и информация об анизотропности теряется в результирующих моделях. Для решения этой проблемы, геостатистические методы могут привлекать дополнительные параметры, измеренные по более частой координатной сетке в пределах всего прогнозируемого объёма.

Говоря о параметрах геологической среды, дополнительными параметрами принято считать сейсмические атрибуты [1, 8, 11, 16, 19, 20]. Это обусловлено тем, что сейсмические атрибуты являются интегральными характеристиками сразу множества параметров [30, 31]. На основе этого утверждения разработано множество методов моделирования, относящихся к различным группам:

1. Методы геостатистики.
2. Методы прямого пересчета сейсмических атрибутов в параметры среды.
3. Методы, основанные на использовании искусственных нейронных сетей.
4. Методы сейсмической инверсии.

В рамках рассматриваемого вопроса далее приведен обзор упомянутых выше методов.

1.4.1. Методы геостатистики

Как уже было сказано выше, *геостатистическое моделирование* осуществляется в условиях предположения *однородности второго рода*, в соответствии с которым, корреляция между значениями параметра, измеренного в двух различных точках пространства, зависит от расстояния между этими точками и не зависит от значений самого параметра. Введенное предположение позволяет осуществлять оценку пространственной корреляции с помощью вариограммы [18]:

$$V(\Delta\rho) = \frac{1}{2} M[(z(\rho + \Delta\rho) - z(\rho))^2], \quad (1.1)$$

где M - оператор математического ожидания, $z(\rho), z(\rho + \Delta\rho)$ - соответственно значение параметра в точке с координатой ρ и с координатой отстоящей от ρ на расстояние $\Delta\rho$. Вариограмма, рассчитанная по формуле (1.1), называется экспериментальной и в стационарном случае имеет вид возрастающей функции. Чем больше значение вариограммы, тем менее значима корреляционная зависимость.

Значения экспериментальной вариограммы (1.1) могут быть получены лишь по точкам измерений прогнозируемого параметра. Для расчета значений вне точек измерений, экспериментальная вариограмма заменяется на её аппроксимационный аналог – модельную вариограмму [16, 17, 18, 115].

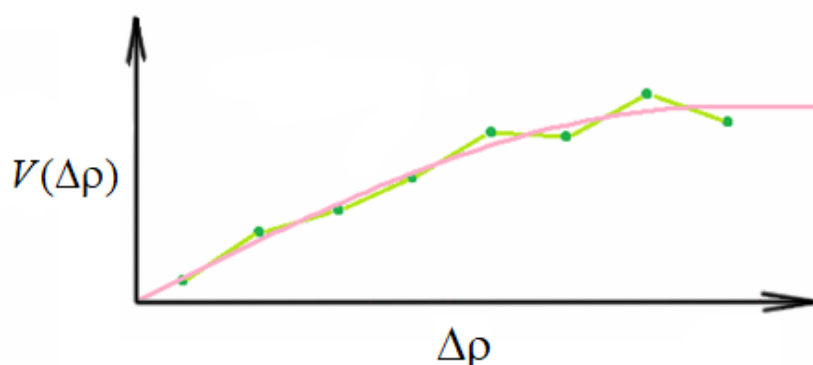


Рисунок 1.5 – Экспериментальная вариограмма (сплошная линия) и соответствующая ей модель

В геостатистике набор модельных вариограмм ограничен:

$$1. \text{ Сферическая модель } V(\Delta\rho) = \begin{cases} C_0 + C \left(\frac{3\Delta\rho}{2R} - \frac{\Delta\rho^3}{2R^3} \right), & 0 \leq \Delta\rho \leq R, \\ C_0 + C, & \Delta\rho > R; \end{cases} \quad (1.2)$$

$$2. \text{ Экспоненциальная модель } V(\Delta\rho) = C_0 + C \left(1 - \exp\left(-\frac{\Delta\rho}{R}\right) \right); \quad (1.3)$$

$$3. \text{ Гауссовская модель } V(\Delta\rho) = C_0 + C \left(1 - \exp\left(-\frac{\Delta\rho^2}{R^2}\right) \right); \quad (1.4)$$

4. Кубическая модель

$$V(\Delta\rho) = \begin{cases} C_0 + C \left(\frac{7\Delta\rho^2}{R^2} - \frac{35\Delta\rho^3}{4R^3} + \frac{7\Delta\rho^5}{2R^5} - \frac{3\Delta\rho^7}{4R^7} \right), 0 \leq \Delta\rho \leq R, \\ C_0 + C, \Delta\rho > R, \end{cases} \quad (1.5)$$

где C_0 – эффект самородка (коэффициент, определяющий значение вариограммы при $\Delta\rho = 0$); C – порог вариограммы (величина $C_0 + C$ определяет максимальное значение вариограммы); R – доверительный радиус. Как видно, модель вариограммы не зависит от численных значений параметра и может быть рассчитана для любого значения $\Delta\rho$. Параметры модельной вариограммы выбираются в соответствии с методом наименьших квадратов таким образом, чтобы невязка с экспериментальной вариограммой была минимальной.

Основные положения геостатистического подхода изложены в классической работе [16] Матерона Ж. Подробный обзор существующих геостатистических методов приведен в работах [16] Демьянова В.В., Савельевой Е.А и [92] Goovaerts P. Об особенностях применения геостатистических методов в рамках моделирования параметров геологической среды говорится в работе [11] Ковалевского Е.В. Наиболее эффективным геостатистическим методом считается *кригинг* и его модификации (кокригинг, кригинг с внешним дрейфом и др.). Он основан на утверждении о том, что значение параметра в любой точке прогнозируемого поля может быть представлено в виде взвешенной суммы его известных значений:

$$\hat{z}(\rho_0) = \sum_{i=1}^n w_i z(\rho_i), \quad (1.6)$$

где $z(\rho_i)$ – значение параметра, известное в точке ρ_i ; w_i – весовой коэффициент, соответствующий i -й точке; n – количество точек, в которых значение параметра является известным. Численные значения весовых коэффициентов для выражения (1.6) вычисляются путем решения системы линейных алгебраических уравнений вида [1, 16, 17, 18]:

$$BW = B^0; \quad (1.7)$$

$$B = \begin{pmatrix} V(\Delta\rho_{11}) & V(\Delta\rho_{12}) & \cdots & V(\Delta\rho_{1n}) & 1 \\ V(\Delta\rho_{21}) & V(\Delta\rho_{22}) & \cdots & V(\Delta\rho_{2n}) & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ V(\Delta\rho_{n1}) & V(\Delta\rho_{n2}) & \cdots & V(\Delta\rho_{nn}) & 1 \\ 1 & 1 & \cdots & 1 & 0 \end{pmatrix}; W = \begin{pmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_n \\ \mu \end{pmatrix}; B^0 = \begin{pmatrix} V(\Delta\rho_{01}) \\ V(\Delta\rho_{02}) \\ \vdots \\ V(\Delta\rho_{0n}) \\ 1 \end{pmatrix},$$

где B – матрица значений вариограммы, рассчитанная относительно точек, в которых известны значения прогнозируемого параметра; W – вектор искомых численных значений весовых коэффициентов; B^0 – вектор значений вариограммы, рассчитанный относительно точки прогноза; $\Delta\rho_{ij}$ – расстояние между точками i и j . Дисперсию оценки (1.6), в соответствии с [16, 17, 92], можно записать в следующем виде:

$$M \left[\left(\hat{z} - z_0 \right)^2 \right] = \psi_z^2 - 2 \sum_{i=1}^n w_i c_{0i} + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j c_{ij} \quad (1.8)$$

где z_0 – истинное значение прогнозируемого параметра в оцениваемой точке, с координатой ρ_0 ; ψ_z^2 – вариация прогнозируемого поля. Второе и третье слагаемое выражения (1.8) определяют взвешенную сумму ковариаций прогнозной точки и исходных данных и показывают, что погрешность моделирования будет меньше в тех точках, где существует значимая ковариационная зависимость с известными данными и будет расти при удалении от точек прогноза.

Возможность выбора модели вариограммы является основным преимуществом геостатистического подхода и кригинга в частности. Благодаря этой возможности модель пространственной изменчивости скважинных данных можно корректировать и выбирать наиболее подходящую под конкретный прогнозируемый параметр. Еще одним преимуществом Кригинга является возможность прогноза параметра в любой точке исследуемого пространства (объема).

Основной недостаток геостатистического подхода заключается в предположении стационарности второго рода. В случае, когда прогнозируемые данные не удовлетворяют этому предположению, экспериментальная

вариограмма имеет очень сложное поведение, которое невозможно описать какой-либо аппроксимационной моделью. Следовательно, использование любой модельной вариограммы, зависящей только от удаленности точек и не зависящей от измерений в этих точках, будет приводить к существенным отклонениям результата от реальности.

1.4.2. Методы прямого пересчета сейсмических атрибутов в параметры среды

Методы прямого пересчета сейсмических атрибутов в параметры среды в общем случае сводятся к установлению функциональной зависимости между параметром и одним или несколькими сейсмическими атрибутами [1, 19]. Наиболее простой метод прямого пересчета базируется на линейном регрессионном анализе. Суть метода заключается в расчете коэффициентов уравнения линейной регрессии следующего вида:

$$\hat{z}(x_0, h_c) = b_0 + \sum_{j=1}^m b_j a_j(x_0, h_c), \quad (1.9)$$

где $\hat{z}(x_0, h_c)$ – прогнозируемое значение параметра среды; $a_j(x_0, h_c)$ – значение j -го сейсмического атрибута, рассчитанное в точке прогноза; b_0, b_j – коэффициенты линейной регрессии; m – количество сейсмических атрибутов, используемых для прогноза; x_0 – координата точки прогноза, h_c – значение глубины, для которой осуществляется прогноз. Коэффициенты линейной регрессии рассчитываются методом наименьших квадратов, на основании известных значений прогнозируемого параметра.

Для достижения максимальной точности прогноза, перед этапом расчета коэффициентов регрессии из имеющегося набора сейсмических атрибутов осуществляется отбор наиболее информативных. Простым и часто используемым количественным критерием информативности является коэффициент корреляции

Пирсона, рассчитываемый между прогнозируемым параметром и сейсмическими атрибутами.

$$r(Z, A_j) = \frac{\sum_{h=h_{\min}}^{h_{\max}} [(z(x_i, h) - M[z(x_i, h)])(a_j(x_i, h) - M[a_j(x_i, h)])]}{\sqrt{\sum_{h=h_{\min}}^{h_{\max}} (z(x_i, h) - M[z(x_i, h)])^2 \sum_{h=h_{\min}}^{h_{\max}} (a_j(x_i, h) - M[a_j(x_i, h)])^2}}, \quad (1.10)$$

где h_{\max}, h_{\min} – соответственно верхняя и нижняя граница глубинного окна, в котором осуществляется оценка корреляционной зависимости. Если коэффициент корреляции равен или превышает значение 0.7, тогда сейсмический атрибут используется в расчетах, в противном случае атрибут исключается из набора [19].

Недостаток линейной регрессии заключается в том, что взаимосвязь между сейсмическими атрибутами и параметрами среды, как показывает практика, не может быть описана линейными закономерностями. Недостаток методов прямого пересчета в целом заключается в том, что взаимосвязь невозможно определить в большинстве случаев и она может отличаться для отдельно рассматриваемой скважины, глубины и пространственной координаты.

1.4.3. Методы, основанные на использовании искусственных нейронных сетей

Основная особенность рассматриваемой группы методов заключается в том, что в процессе обучения они способны устанавливать сложные, нелинейные закономерности между сейсмическими атрибутами и параметрами среды [76-81, 109, 110, 117-123]. Любая искусственная нейронная сеть (ИНС) представляет собой набор связанных между собой формальных нейронов. Формальный нейрон в свою очередь (рис 1.6) – это упрощенная модель биологического нейрона, состоящая из сумматора и нелинейного преобразователя. Цель сумматора – прием входных сигналов и их суммирование.

Цель нелинейного преобразователя – обработка суммированного сигнала в соответствии с выбранной функцией активации и вывод результата [20].

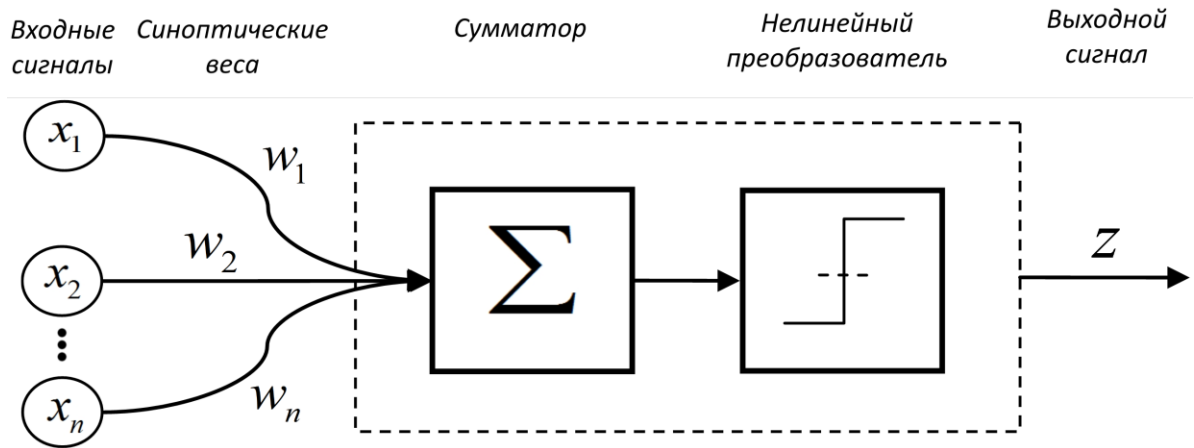


Рисунок 1.6 – Структура формального нейрона

Структурно ИНС представляет собой два или более слоя формальных нейронов. Первый и последний слой соответственно называются «входным» и «выходным», все промежуточные слои называются «скрытыми» (рисунок 1.7). Нейроны «входного» слоя не выполняют функцию сумматора и преобразователя, а лишь передают исходные сигналы на последующие слои. Нейроны «выходного» слоя не связаны с последующими слоями, ввиду чего формируют результат работы сети. Нейроны «скрытого» слоя осуществляют промежуточную обработку данных. Количество скрытых слоев, как и количество нейронов на каждом из них не ограничено. Структуру ИНС принято подбирать в зависимости от решаемой задачи. Так, для решения задачи пересчета сейсмических атрибутов в параметры среды может быть использован *многослойный линейный перцептрон* (МЛП), обучающийся по алгоритму *обратного распространения ошибки* [19, 21].

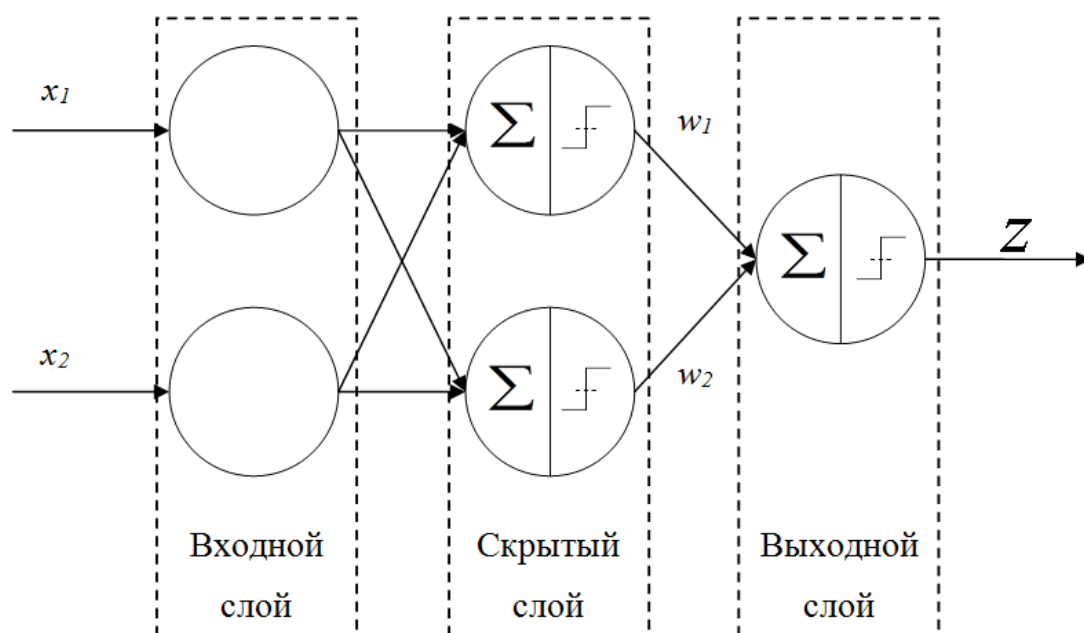


Рисунок 1.7 – Структура нейронной сети с одним скрытым слоем

Алгоритм обратного распространения ошибки относится к алгоритмам обучения с учителем. Обучение с учителем предполагает разбиение входного набора данных на две выборки: обучающую и тестовую. Обучающая выборка используется для настройки синоптических весов. Тестовая выборка используется для оценки качества обучения. В рамках рассматриваемой задачи, для обучения ИНС используют значения параметра среды, измеренные в стволах скважин, и значения сейсмического атрибута, известные вблизи этих же скважин. При наличии данных по m скважинам, объемы обучающей и тестовой выборок соответственно равны m_1 и m_2 ($m = m_1 + m_2; m_1 \gg m_2$). В процессе обучения синоптические веса настраиваются таким образом, чтобы средняя погрешность пересчета сейсмического атрибута в параметр ГИС по m_1 скважинам была минимальной. Затем обученная сеть проверяется с использованием тестовой выборки и, если результаты проверки удовлетворительны, ИНС применяется для пересчета разреза/куба сейсмического атрибута в разрез/куб параметра среды [8, 19, 20, 21, 82].

В работе [82] Оборнева Е.А. приводится обзор вариантов использования ИНС при решении обратных геофизических задач. Один из примеров

использования ИНС для прогнозирования параметров геологической среды приведен в работе [21] Лаврика А.С. В работе [76] Кушнера Д.Ю. приводится пример использования ИНС для аппроксимации данных электромагнитного каротажа. Базовая теория ИНС и машинного обучения подробно изложена в работе [20] Pijush Samui.

К основным преимуществам нейронных сетей можно отнести:

1. Высокая скорость расчета модели при наличии уже обученной сети (алгоритма).
2. Гибкость. Как для отдельно взятого пласта, так и для определенного интервала, обучение может осуществляться с использованием одного или множества сейсмических атрибутов и параметров среды.

К их недостаткам можно отнести:

1. ИНС необходимо переобучать для каждого отдельного геологического объекта месторождения, пласта и т.д.
2. При определенном наборе входных данных возможна несходимость алгоритма обучения.
3. Реализуется аппроксимация, а не интерполяция исходных данных.

Первый недостаток несущественен, т.к. приводит лишь к увеличению времени расчета и не влияет на качество моделей; второй недостаток компенсируется тщательным отбором исходных данных; третий недостаток приводит к несоответствию реальных и прогнозных значений параметра уже в точках измерений.

1.4.4. Методы сейсмической инверсии

Сейсмическая инверсия на сегодняшний день считается ведущей группой методов прогнозирования параметров геологических [21, 22, 57, 88, 94, 95, 96, 97, 98, 100]. *Под сейсмической инверсией обычно понимают группу алгоритмов преобразования временного сейсмического разреза в разрез акустических или упругих параметров среды.* Сейсмическая инверсия может

рассматриваться как детерминистическая или стохастическая (геостатистическая) и может выполняться по сейсмограммам (до суммирования) или по разрезам/кубам (после суммирования) [24, 25].

Детерминистические методы инверсии предполагают итерационное уменьшение отклонения синтетических сейсмических разрезов от реальных. Стохастические методы обеспечивают минимальное отклонение путем усреднения наиболее вероятных реализаций синтетических разрезов [1, 22]. Результаты инверсии принимаются достоверными, если невязка синтетического и реального разреза не превышает некоторого заданного значения. Синтетические разрезы получают путем свертки некоторого импульса с результатом инверсии. Импульс, в свою очередь, оценивается статистически только по сейсмическим данным или с привлечением скважинных измерений. Важным моментом является то, что импульс подбирается в пределах некоторого целевого интервала. Это в дальнейшем приводит к отклонению синтетических и реальных разрезов вне целевого интервала.

Акустическая инверсия — это процедура установления зависимости акустического импеданса от времени записи отраженных волн при нормальном падении луча [99]:

$$I(x, y, t) = p(x, y, t)v(x, y, t), \quad (1.11)$$

где $p(x, y, t)$ - плотность породы в точке x, y, t ; $v(x, y, t)$ - скорость сейсмической волны, проходящей через точку x, y, t . Акустические и упругие параметры физически взаимосвязаны с рядом других параметров, например, с плотностью. Соответственно, акустический импеданс может быть использован для расчета необходимого параметра при условии, что известна взаимосвязь. Проблема заключается в том, что в большинстве случаев взаимосвязь известна лишь приближенно, и она может меняться как для отдельно взятого месторождения, так и для отдельно взятой глубины. Ввиду этого наиболее оптимальная зависимость между результатами инверсии и параметром среды подбирается методом

наименьших квадратов, методом градиентного спуска, нейросетевыми методами и др. [1, 8, 18, 23].

Существует несколько реализаций акустической инверсии: рекурсивная инверсия, инверсия на основе оператора, инверсия редких импульсов и инверсия на основе модели.

Рекурсивная инверсия основана на предположении о том, что геологическая среда состоит из множества слоев с однородными свойствами и значения акустического импеданса на границах этих слоев могут быть получены по рекуррентной формуле следующего вида:

$$I_n(x, y) = I_0(x, y) \prod_{i=1}^n \frac{1 + r_i(x, y)}{1 - r_i(x, y)}, \quad (1.12)$$

где $I_n(x, y)$ - прогнозируемое значение акустического импеданса для n -го (вышележащего) слоя; I_0 - значение акустического импеданса; n - номер слоя в слоистой среде; $r_i(x, y)$ - коэффициент отражения от подошвы i -го слоя.

Значения коэффициентов отражений извлекают из сейсмических данных путем проведения двух последовательных операций:

1. Деконволюция сейсмического разреза с целью получения разреза псевдоакустического импеданса.
2. Масштабирование псевдоакустического импеданса к значениям коэффициентов отражения.

Основным недостатком рекурсивной инверсии является накопление погрешностей с глубиной и предположение об однородности геологических пластов.

Инверсия на основе оператора сводится к свертке некоторого передаточного оператора (фильтра) с сейсмическим разрезом. При формировании оператора его фазово-частотный спектр принимается равным -90° . Амплитудно-частотный спектр (АЧС) оператора рассчитывается в частотной области, как соотношение АЧС акустического импеданса и АЧС сейсмических данных.

$$U_{CI}(f) = \frac{U_I(f)}{U_S(f)}, \quad (1.13)$$

где $U_{CI}(f)$ - амплитудно-частотный спектр оператора; $U_S(f)$ - амплитудно-частотный спектр сейсмических данных; U_I - амплитудно-частотный спектр акустического импеданса. Амплитудно-частотный спектр акустического импеданса аппроксимируется эмпирической зависимостью [27] $U_{AI}(f) = \Delta f_r^b, b < 0$, в которой b подбирается с учетом данных акустического каротажа.

Инверсия на основе оператора проста в реализации и дает лучшие результаты, в сравнении с рекурсивной инверсией. Её основным недостатком является использование единственного свёрточного оператора, что приводит к возможности хорошего прогноза только в рамках одного пласта, для которого была получена АЧС.

Инверсия редких импульсов основывается на предположении о том, что геологическая среда состоит из конечного числа однородных пластов с горизонтальными границами. Это предположение позволяет представить синтетические сейсмические разрезы в виде сверточной модели.

$$A(x, y, t) = r(x, y, t) * w(t), \quad (1.14)$$

$$r(x, y, t) = \sum_{n=0}^{N-1} r_n(x, y, t) \delta(t - n\Delta t), \quad (1.15)$$

$$\sum_{n=0}^{N-1} |r_n| \rightarrow \min, \quad (1.16)$$

где $r(x, y, t)$ - значение коэффициента отражения, $*$ - оператор свертки; $w(t)$ - импульс; δ - дельта функция Дирака. Задача восстановления значений коэффициентов отражений является некорректной, т.к. существует множество решений, удовлетворяющих выражению (1.15). Для устранения некорректности, вводится ограничение (1.16), позволяющее выбрать единственное решение из множества имеющихся. Существует несколько различных алгоритмов реализаций

инверсии редких импульсов, позволяющих получать более устойчивое решение за счет введения в ограничение (1.16) дополнительных условий.

Инверсия, основанная на модели, заключается в поиске оптимальной модели коэффициентов отражения на основе первоначального приближения. На практике наиболее часто применяется низкочастотное приближение, в соответствии с которым коэффициенты отражения при нормальном падении определяются через значения акустического импеданса [28]:

$$r_i(x, y) = \frac{1}{2} [\ln(I_{i+1}(x, y)) - \ln(I_i(x, y))], \quad (1.17)$$

где I – коэффициент отражения от подошвы i -го слоя. Для нахождения коэффициентов отражения относительно n пластов, решается система уравнений

$$\begin{pmatrix} r_1(x, y) \\ r_2(x, y) \\ \vdots \\ r_{n-1}(x, y) \\ r_n(x, y) \end{pmatrix} = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} -1 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & -1 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 1 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \ln(I_1(x, y)) \\ \ln(I_2(x, y)) \\ \vdots \\ \ln(I_{n-1}(x, y)) \\ \ln(I_n(x, y)) \end{pmatrix}. \quad (1.18)$$

Значения амплитуд синтетического сейсмического разреза записывают в виде сверточной модели

$$\begin{pmatrix} a_1(x, y) \\ a_2(x, y) \\ \vdots \\ a_{n-1}(x, y) \\ a_n(x, y) \end{pmatrix} = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} w_1 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ w_2 & w_1 & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ w_{n-1} & w_{n-1} & \cdots & w_1 & 0 \\ w_n & w_n & \cdots & w_2 & w_1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} r_1(x, y) \\ r_2(x, y) \\ \vdots \\ r_{N-1}(x, y) \\ r_N(x, y) \end{pmatrix}, \quad (1.19)$$

где w_j - j -е значение извлеченного импульса.

Геостатистическая инверсия основана на последовательном стохастическом моделировании. На первом этапе моделирования в пределах исследуемого объема случайным образом выбираются несколько сейсмических трасс, координаты которых приближенно совпадают с координатами скважин. С использованием каротажных данных, эти сейсмические трассы преобразуются в

трассы импеданса и затем многократно интерполируются методом кригинга. Этот процесс повторяется для нескольких выборок сейсмических трасс до тех пор, пока количество моделей импеданса не достигнет предварительно заданного значения. На следующем этапе трассы импеданса преобразуются в синтетические сейсмические трассы и в дальнейшем сопоставляются со своими реальными аналогами. Корректной принимается та модель, совпадение для которой максимально [1]. В отличие от вышеупомянутых методов сейсмической инверсии, осуществляющих аппроксимацию кривых ГИС, геостатистическая инверсия осуществляет интерполяцию. Однако, ввиду необходимости применения метода кригинга, на геостатистическую инверсию накладываются те же ограничения, что и на методы геостатистики.

Краткий и информативный обзор основных положений сейсмической инверсии приведен в работах [22, 23] Ампилова Ю.П., [94] Russell В.Н. Подробный обзор и классификация методов сейсмической инверсии приведены в работе [100] Кондратьева И.К. Сравнительный анализ методов приводится в работе [28] Данько Д.А. Описание методов геостатистической инверсии, а также их недостатков приводится в работе [116] Мясоедова Д.Н.

На основании вышеприведенного анализа существующих методов моделирования параметров геологической среды, можно выделить их основные недостатки:

1. Методы прямого пересчета, нейронные сети и сейсмическая инверсия осуществляют аппроксимацию, а не интерполяцию известных параметров среды. Это приводит к тому, что модельные значения параметров не соответствуют реальным измерениям.
2. Вариограммы, используемые в геостатистике для описания пространственной изменчивости параметра, являются функциями расстояния и не могут в полной мере описать анизотропность реального геологического объекта. Ввиду этого, геостатистические модели обладают низкой пространственной разрешенностью.

3. Эффективность большинства современных методов зависит от навыков интерпретатора.

Отдельно стоит отметить, что для большинства рассмотренных методов оценка точности результата осуществляется с помощью кросс-валидации. Эффективность кросс-валидации зависит от метода моделирования, объема выборки и взаимосвязи исходных данных, опыта интерпретатора и других факторов. В случае линейной зависимости обучающей выборки и валидной выборки, результаты кросс-валидации всегда будут положительными, в противном случае покажут высокие погрешности вне зависимости от качества моделирования. Поэтому кросс-валидация в условиях малой выборки не может являться гарантом качественной оценки точности.

Ввиду существования вышеприведенных недостатков, отметим, что необходимой является либо модификация существующих методов, либо разработка нового метода, лишенного этих недостатков.

Выводы по главе 1

В главе приводится обзор методов сейсморазведки, геофизических исследований скважин, методов прогноза параметров геологической среды. В результате обзора выявлено, что сейсморазведочные методы обладают высокой горизонтальной разрешающей способностью и могут быть использованы для исследования больших площадей. Методы геофизических исследований скважин позволяют проводить детальные исследования горных пород вдоль стволов скважин, которые в свою очередь бурятся в узлах редкой нерегулярной сетки.

Существующие методы прогноза параметров геологической среды в общем случае можно разделить на две группы. Первая группа в качестве исходной информации использует только данные ГИС и демонстрирует хорошие результаты в условиях регулярной сетки скважинных измерений. Вторая группа методов более эффективна в условиях редкой нерегулярной сетки, однако

применима лишь при наличии сейсмических наблюдений в пределах всей исследуемой площади.

Методы моделирования, рассмотренные в рамках главы, обладают рядом недостатков: методы прямого пересчета, сейсмической инверсии и нейронных сетей являются аппроксимационными, а не интерполяционными; методы прямого пересчета и нейронных сетей предполагают наличие однозначной взаимосвязи между сейсмическим атрибутом и прогнозируемым параметром; методы геостатистики предполагают, что моделируемый параметр удовлетворяет условиям однородности второго рода; между реальными сейсмическими разрезами и разрезами, полученными в ходе сейсмической инверсии, существует отклонение, обусловленное выбором импульса, соответствующего лишь некоторому целевому интервалу; единственным предлагаемым способом оценки качества моделирования рассмотренных методов является кросс-валидация.

Исходя из приведенного анализа существующих методов моделирования параметров геологической среды, актуальной является разработка нового интерполяционного метода, позволяющего получать эффективные модели неоднородной и анизотропной среды по нерегулярной редкой сети наблюдений с оценкой точности прогнозирования, независимой от человеческого фактора и взаимосвязи исходных данных.

ГЛАВА 2 ГЕОСТАТИСТИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ ПОСТРОЕНИЯ ОБЪЕМНЫХ МОДЕЛЕЙ

В этой главе рассмотрены общие положения геостатистического подхода, а также преимущества и недостатки классических геостатистических методов. Предложен геостатистический метод кригинга эквивалентных моделей, реализующий неоднородную анизотропную модель геологической среды. Рассмотрены способы адаптации нового метода к структурным факторам. Приведены результаты сравнения погрешностей обычного кригинга и кригинга эквивалентных моделей.

2.1. Общие положения геостатистического подхода

На сегодняшний день существует множество геостатистических методов, позволяющих осуществлять оценку параметров среды с использованием данных ГИС и 3Д МОГТ [1, 11, 16, 17, 71, 72, 75]. Все они относятся к классу интерполяционных и в общем случае записывают модель параметра среды виде взвешенной суммы (1.6), а весовые функции для этой суммы рассчитывают путем решения системы линейных уравнений вида (1.7). Коэффициенты левой и правой части системы (1.7) представляют собой значения вариограммы – модели ковариационной функции прогнозируемого параметра. Вариограмма рассчитывается как функция расстояния (1.2-1.5) и предполагает введение ограничения однородности второго рода, в соответствии с которым вариация параметра зависит только от удаленности оцениваемых точек и не зависит от значений параметра в этих точках [17]. Отсюда возникает основная проблема классических геостатистических методов: если моделируемый параметр в полной мере не соответствует условию однородности второго рода, вариация этого параметра не может быть корректно воспроизведена с помощью модельных вариограмм.

Другая проблема геостатистического подхода заключается в неограниченности рассчитываемых значений весовых функций. Подобная неограниченность делает возможным получение физически нереального результата, что очевидно некорректно в рамках моделирования [127]. Для более простого понимания обсуждаемой проблемы, рассмотрим пример. Пусть имеются значения параметра, измеренные в трех точках: $Z(x_1, y_1) = 1$, $Z(x_2, y_2) = 0.1$, $Z(x_3, y_2) = 0.3$; пусть также являются известными численные значения весовых функций, рассчитанные относительно некоторой произвольной точки: $w_1 = -0.5$, $w_2 = 0.7$, $w_3 = 0.8$ ($w_1 + w_2 + w_3 = 1$ в соответствии с условием (2.4)). Известно, что реальные значения параметра Z ограничены в диапазоне $[0, 1]$. Прогнозируемое значение параметра, в рамках примера может быть рассчитано как: $Z(x_1, y_1)w_1 + Z(x_2, y_2)w_2 + Z(x_3, y_2)w_3$ и соответственно равно -0.19 . Такое значение не может быть физически интерпретировано, т.к. находится вне допустимого диапазона $[0, 1]$. Отсюда следует, что применение классических геостатистических методов не гарантирует получение корректной модели параметра среды.

Исходя из вышесказанного, актуальной является разработка новых геостатистических методов моделирования параметров геологической среды, учитывающих неоднородность исследуемого геологического объекта и исключающих вероятность получения физически нереального результата. Актуальным также является анализ погрешностей моделирования среды с использованием разработанного метода.

Основным предметом анализа геостатистики являются пространственные переменные, т.е. переменные с координатной привязкой. Примером пространственной переменной $z(\rho)$ являются количество осадков, объем выброса выхлопных газов и т.д. В рамках задач, рассматриваемых в диссертации, пространственными переменными выступают параметры геологической среды, такие как коэффициент пористости, коэффициент проницаемости, плотность, электрическая сопротивляемость и т.д.

В геостатистике оценка неизвестного значения Z пространственной переменной осуществляется в соответствии с выражением [16, 17, 92]:

$$Z = \int_O w(\rho)z(\rho)d\rho, \quad (2.1)$$

где ρ – пространственная координата; $w(\rho)$ – весовая функция; O - некоторое геометрическое поле, вне которого весовая функция $w(\rho)$ равна нулю. На практике, Z рассчитывается с использованием ограниченного набора известных значений пространственной переменной $z_i(\rho), i = \overline{1, N}$, попавших в пределы некоторого геометрического поля [16, 17, 92]:

$$\hat{Z} = \sum_{i=1}^N w_i(\rho)z_i(\rho), \quad (2.2)$$

где N - количество измерений, попавших в геометрическое поле V . Среднеквадратическую погрешность оценки \hat{Z} можно записать в следующем виде [16, 17, 92]:

$$\begin{aligned} \sigma_{\hat{Z}}^2(\rho) &= M \left[(Z - \hat{Z})^2 \right] = M \left[\left(Z - \sum_{i=1}^N w_i(\rho)z_i(\rho) \right)^2 \right] = \\ &= M \left[Z^2 \right] - 2M \left[Z \sum_{i=1}^N w_i(\rho)z_i(\rho) \right] + M \left[\sum_{i=1}^N w_i(\rho)z_i(\rho) \sum_{j=1}^N w_j(\rho)z_j(\rho) \right] = \\ &= \psi^2(\rho) - 2 \sum_{i=1}^N w_i(\rho)M \left[z_i(\rho)Z \right] + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_i(\rho)w_j(\rho)M \left[z_i(\rho)z_j(\rho) \right] = \\ &= \psi^2(\rho) - 2 \sum_{i=1}^N w_i(\rho)c_{0i}(\rho) + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_i(\rho)w_j(\rho)c_{ij}(\rho). \end{aligned} \quad (2.3)$$

где $C_{ij}(\rho)$ - функция ковариации, определяемая значениями параметра в точках измерений; $C_{0i}(\rho)$ - функция ковариации, определяемая значениями параметра в точке прогноза и точках измерений; $\psi^2(\rho)$ - вариация прогнозируемого поля.

Т.к. существует бесконечное множество равновероятных оценок \hat{Z} , из всего этого множества необходимо выбрать одну единственную, удовлетворяющую

некоторым критериям. В методе кригинга оценка \hat{Z} осуществляется таким образом, чтобы она являлась несмещенной и удовлетворяла условию минимума среднеквадратической погрешности (2.3). Условие несмещенности достигается путем наложения на весовые коэффициенты ограничения [16, 17, 92]:

$$\sum_{i=1}^N w_i(\rho) = 1 \quad (2.4)$$

и добавления в (2.2) множителя Лагранжа $\mu(\rho)$. Выражение (2.3) при этом приобретает следующий вид [16,17]:

$$\sigma_{\text{OK}}^2 = \psi^2(\rho) - \sum_{i=1}^N w_i(\rho) c_{0i}(\rho) - \mu(\rho), \quad (2.5)$$

где $\mu(\rho)$ - множитель Лагранжа. Задача минимизации выражения (2.5) решается путем его дифференцирования относительно каждого $w_i(\rho)$ и $\mu(\rho)$. В результате образуется система линейных алгебраических уравнений (СЛАУ) следующего вида [16, 17, 92]:

$$C^z(\rho) \cdot W(x_0, y_0, \rho) = Co^z(x_0, y_0, \rho), \quad (2.6)$$

где $C^z(\rho)$ – матрица ковариационных функций $C_{ij}^z(\rho) = M[z_i(\rho)z_j(\rho)]$ известных значений пространственной переменной, с дополнительной строкой и столбцом, введенными методом неопределенных множителей Лагранжа ($C_{iN+1}^z(\rho) = 1; C_{N+1j}^z(\rho) = 1; C_{N+1N+1}^z(\rho) = 0$); $Co^z(x_0, y_0, \rho)$ – матрица ковариационных функций $Co^z(x_0, y_0, \rho) = M[z_i(\rho)Z(x_0, y_0, \rho)] = c_{0i}(\rho)$ параметров в точках измерений с параметром в точке прогноза ($Co_{N+1}^z(x_0, y_0, \rho) = 1$); $W(\rho)$ – матрица весовых функций ($W(\rho)_{N+1} = \mu(\rho)$).

Ввиду того, что $Z(\rho)$ неизвестно в точке прогноза, невозможно рассчитать правую часть системы (2.6) и её необходимо моделировать. В геостатистике моделирование правой части осуществляется в предположении о том, что пространственная переменная удовлетворяет условиям однородности второго рода [16]:

1. Математическое ожидание (2.2) существует и не зависит от положения ρ :

$$m(\rho) = M[Z(\rho)] = const. \quad (2.7)$$

2. Для любого $\Delta\rho$ разность $Z(\rho) - Z(\rho + \Delta\rho)$ имеет конечную вариацию, не зависящую от ρ (стационарность приращений):

$$Var[Z(\rho + \Delta\rho) - Z(\rho)] = \frac{1}{2} M[Z(\rho + \Delta\rho) - Z(\rho)]^2 = V(\Delta\rho). \quad (2.8)$$

Выражение (2.8), представляющее собой статистический момент второго порядка, называется модельной вариограммой. Модельная вариограмма используется для описания пространственной вариации переменной $Z(\rho)$ и зависит только от расстояния $\Delta\rho$, ввиду чего может быть рассчитана в любой точке исследуемого пространства (объема). Ввиду того, что $V(\Delta\rho)$ не зависит от значений $Z(\rho)$ и пространственных координат, геостатистические методы могут давать сглаженное решение, не воспроизводящее вариабельность исходных данных [16]. Вариабельность, приближенную к реальной, можно добавить, например, с помощью *стохастического моделирования*. Однако в таком случае модели приобретают случайный характер. Другим решением рассматриваемой проблемы может являться привлечение дополнительных данных. Как отмечается в [11], учесть в процессе интерполяции дополнительные данные можно тремя способами:

- использовать как тренд;
- использовать как дрейф;
- выполнить кокригинг прогнозируемых и дополнительных параметров.

Если дополнительный параметр измерен по густой регулярной сетке (включающей в себя точки прогноза) и несет в себе информацию о необходимых ковариационных свойствах среды, существует четвертый способ. В этом способе дополнительные параметры используются для моделирования ковариационных свойств прогнозируемого параметра.

2.2. Метод кригинга эквивалентных моделей

Основываясь на геостатистической модели пространственной переменной (2.2), запишем оценку прогнозируемого параметра в виде [16, 17, 92]:

$$\hat{F}(x, y, h) = \sum_{i=1}^N v_i(x, y, h) f_i(h), \quad (2.9)$$

где x, y, h – пространственные координаты и глубина; $w_i(x, y, h)$ – весовая функция параметра, измеренного в i -й точке измерений; $f_i(h)$ – известные значения параметра в i -й точке измерений; $\hat{F}(x, y, h)$ – прогнозируемое значение параметра; N – количество точек измерений. Также, по аналогии с (2.3), запишем среднеквадратическую погрешность полученной оценки в фиксированной точке x_0, y_0 [16, 17, 92]:

$$\begin{aligned} \sigma_F^2(h) &= M \left[\left(F(h) - \sum_{i=1}^N v_i(h) f_i(h) \right)^2 \right] = \\ &= M \left[F(h)^2 \right] - 2M \left[F(h) \sum_{i=1}^N v_i(h) f_i(h) \right] + M \left[\sum_{i=1}^N v_i(h) f_i(h) \sum_{j=1}^N v_j(h) f_j(h) \right] = \\ &= (\psi(h))^2 - 2 \sum_{i=1}^N v_i(h) M \left[F(h) f_i(h) \right] + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N v_i(h) v_j(h) M \left[f_i(h) f_j(h) \right] = \\ &= (\psi(h))^2 - 2 \sum_{i=1}^N v_i(h) c_{0i}(h) + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N v_i(h) v_j(h) c_{ij}(h). \end{aligned} \quad (2.10)$$

Путем дифференцирования выражения (2.10) относительно каждого $v_i(h)$, получим систему линейных алгебраических уравнений следующего вида:

$$C^f(h) \cdot V(x_0, y_0, h) = Co^f(x_0, y_0, h), \quad (2.11)$$

где $C^f(h)$ – матрица ковариационных функций $C_{ij}^f(h) = M[f(x_i, y_i, h) f(x_j, y_j, h)] = f_i(h) f_j(h) = c_{ij}$ известных значений параметра; $V(x_0, y_0, h)$ – матрица весовых функций, $Co^f(x_0, y_0, h)$ – матрица ковариационных функций $Co_i^f(x_0, y_0, h) = M[f_i(h) F^0(h)] = c_{i0}$ параметра среды в точках измерений и

в точке прогноза (x_0, y_0, h) . Для выполнения условия несмещенности (2.4), в систему (2.11) методом неопределенных множителей Лагранжа добавляется дополнительное уравнение с соответствующими коэффициентами при неизвестных. В результате, система (2.11) в матричном виде принимает следующий вид:

$$C^f(h) = \begin{pmatrix} c_{11}(h) & \cdots & c_{1N}(h) & 1 \\ c_{21}(h) & \cdots & c_{2N}(h) & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ c_{N1}(h) & \cdots & c_{NN}(h) & 1 \\ 1 & \cdots & 1 & 0 \end{pmatrix}, \quad V(x_0, y_0, h) = \begin{pmatrix} v_1(x_0, y_0, h) \\ v_2(x_0, y_0, h) \\ \vdots \\ v_N(x_0, y_0, h) \\ \mu(x_0, y_0, h) \end{pmatrix},$$

$$Co^f(x_0, y_0, h) = \begin{pmatrix} c_{10}(x_0, y_0, h) \\ c_{20}(x_0, y_0, h) \\ \vdots \\ c_{N0}(x_0, y_0, h) \\ 1 \end{pmatrix}.$$

Среднеквадратическая погрешность, с учетом ограничения (2.4), преобразуется к виду [16, 17]:

$$\sigma_F^2(x, y, h) = \psi^2(x, y, h) - \sum_{i=1}^N v_i(x, y, h) c_{i0}(x, y, h). \quad (2.12)$$

Отметим, что правая часть полученной системы не может быть рассчитана по имеющимся данным.

Построим геостатистическую модель дополнительного параметра $A(x, y, h)$ по данным, взятым вблизи точек с измерениями прогнозируемого параметра:

$$A(x_0, y_0, h) = \sum_{i=1}^N w_i(x_0, y_0, h) a_i(h), \quad (2.13)$$

где $w_i(x_0, y_0, h)$ – весовая функция дополнительного параметра в i -й точке измерений; $a_i(h) = A(x_i, y_i, h)$ – выборка значений дополнительного параметра вблизи i -й точки измерений. Далее, аналогично (2.11), запишем систему линейных уравнений с использованием значений дополнительного параметра:

$$C^a(h) \cdot W(x_0, y_0, h) = Co^a(x_0, y_0, h), \quad (2.14)$$

где элементы матрицы $C^a(h) - c_{ij}^a(h) = M[a_i(h)a_j(h)]$, соответствуют ковариациям дополнительного параметра в точках измерений с координатами (x_i, y_i) и (x_j, y_j) на глубине h ; $Co^a(x_0, y_0, h)$ – матрица ковариаций дополнительного параметра в точке прогноза и в точках измерений; $W(x_0, y_0, h)$ – матрица весовых функций, рассчитанных по дополнительному параметру.

Введем гипотезу, что ковариационные свойства, как свойства внутренней изменчивости или взаимосвязи, дополнительных параметров $A(x, y, h)$ и ковариационные свойства прогнозируемого параметра $F(x, y, h)$ идентичны, или хотя бы близки, т.к. измерены по одному и тому же объекту.

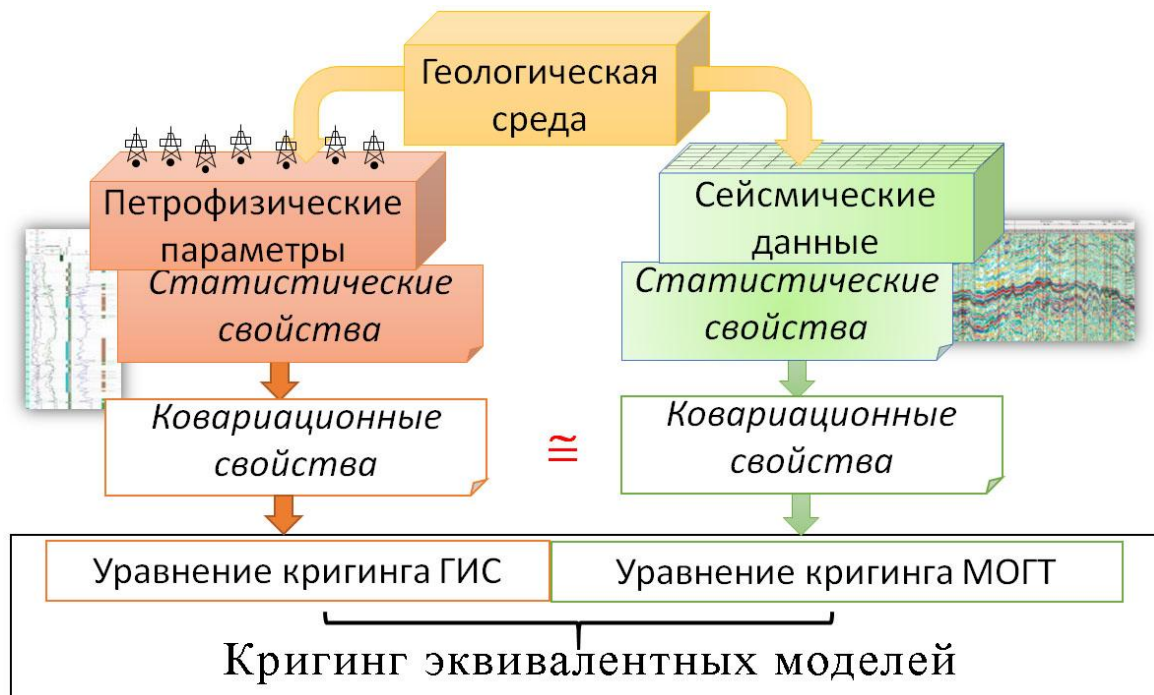


Рисунок 2.1 – Связь сейсмических данных и параметров среды

Благодаря этому можно утверждать, что в произвольной точке (x, y, h) система (2.11) будет эквивалентна системе (2.14), построенной по данным сейсморазведки [8]. Т.е. решения систем окажутся одинаковыми или близкими. На основании этого запишем новую модель прогнозируемого параметра:

$$\hat{F}_{ЭК}(x, y, h) = \sum_{i=1}^N w_i(x, y, h) f_i(h). \quad (2.15)$$

В соответствии с выражением (2.15), оценка значения параметра в точке прогноза может быть найдена на основании весовых функций, полученных по значениям дополнительного параметра. Теперь, если дополнительный параметр известен в точке прогноза, численные значения весовых функций могут быть определены по реальным данным и моделирование ковариационных свойств больше не требуется. В таком случае, согласно (2.3), среднеквадратическая погрешность кригинга эквивалентных моделей может быть записана в виде:

$$\sigma_{\text{ЭК}}^2(x, y, h) = \psi^2(x, y, h) - \sum_{i=1}^N w_i(x, y, h) c_{i_0}^a(x, y, h). \quad (2.16)$$

В приложении к геофизическим задачам, для параметров ГИС в качестве дополнительных параметров могут выступать сейсмические атрибуты. Ковариационные функции сейсмических атрибутов можно рассчитывать путем осреднения в скользящем глубинном окне несмотря на то, что сейсмическое поле является неоднородным и нестационарным процессом. Это обусловлено тем, что для сейсмического атрибута в любой точке пространства условие локальной стационарности допустимо в пределах длины волны λ , т.к. сейсмические колебания являются импульсным случайным процессом [124].

$$c_{ij}^a(h) = M \left[A(x_i, y_i, h) A(x_j, y_j, h) \right] = \frac{1}{\lambda} \int_{h-\lambda/2}^{h+\lambda/2} A(x_i, y_i, \tau) A(x_j, y_j, \tau) d\tau. \quad (2.17)$$

Нерешенной проблемой остается неограниченность значений весовых функций системы (2.14), из-за которой результаты кригинга эквивалентных моделей могут содержать «физически нереальные» значения, т.е. значения $\hat{F}(x, y, h)$, не входящие в область допустимых (например, отрицательные значения удельной проводимости, коэффициента пористости). Вышеупомянутую проблему можно предотвратить путем наложения на весовые функции дополнительного ограничения [73]:

$$w_i(x, y, h) \geq 0. \quad (2.18)$$

Одновременное соблюдение (2.4) и (2.18) гарантирует, что значения весовых функций будут лежать в диапазоне $[0,1]$, их сумма будет равна 1, а результат оценки (2.15) окажется в пределах, определенных значениями исходных данных. Однако, т.к. (2.18) представляет собой неравенство, его невозможно добавить в систему (2.14) в явном виде. Для устранения этой проблемы, поиск решения предлагается осуществлять итерационно, исключая из системы строки и столбцы, которым соответствуют отрицательные значения весовых функций.

Если решение системы (2.14) - нетривиально, тогда в соответствии с методом Крамера, коэффициенты вектора неизвестных СЛАУ могут быть получены с помощью определителя основной матрицы C^a и определителя матрицы C_i , где C_i – это матрица, полученная путем замены i -го столбца C^a на столбец свободных членов [16]:

$$w_i(x, y, h) = \frac{\det(C_i(x, y, h))}{\det(C^a(h))}, \quad \mu(x, y, h) = \frac{\det(C_{N+1}(x, y, h))}{\det(C^a(h))}. \quad (2.19)$$

В соответствии с выражением (2.19), если k -я точка измерений совпадает с точкой прогноза, тогда k -й столбец основной матрицы СЛАУ будет совпадать со столбцом свободных членов $c_{ik} = c_{0i}$ и, следовательно, $\det(C_k) = \det(C^a)$, а $\det(C_i) = 0$ для $\forall i \neq k$. Из этого следует, что решениями будут являться $w_k(x_k, y_k, h) = 1$ и $w_i(x_k, y_k, h) = 0$ для $\forall i \neq k$, $\mu(x_k, y_k, h) = 0$. Подставляя полученные решения в выражение (2.15), получаем что $\hat{F}(x_k, y_k, h) = w_k(x_k, y_k, h)f_k(h) = f_k(h)$. Т.е. в точках измерений прогнозное значение будет точно совпадать со своим истинным значением $F(x, y, h)$.

В итоге метод кригинга эквивалентных моделей обладает двумя важными особенностями, которые в совокупности позволяют получать правдоподобные модели параметров среды:

- 1) метод является интерполяционным, т.е. он позволяет без искажений воспроизводить реальные данные в точках измерений;

- 2) в отличие от классических геостатистических методов, кригинг эквивалентных моделей не требует введения гипотезы об однородности и в полной мере реализует неоднородную модель во всем прогнозируемом объеме.

2.3. Кригинг эквивалентных моделей, адаптированный к структурным факторам

Выражения (2.15) и (2.17), принятые выше, применимы лишь в условиях модели горизонтально-слоистой среды, предполагающей возможность сравнения сейсмических атрибутов и свойств среды в одинаковых диапазонах глубин h . На практике это предположение часто нарушается, в особенности при моделировании на больших удалениях, т.к. геологическая среда характеризуется нелинейной геометрией границ и имеет сложное строение, часто отягощенное разрывными нарушениями [10]. Исходя из выше сказанного, практическое применение любого метода моделирования и пространственного анализа геолого-геофизических данных обязательно требует проведения адаптации этого метода к структурным факторам, примером которых являются отражающие горизонты.

Имея множество прослеженных отражающих горизонтов $\tilde{H}_k(x, y), k = \overline{1, K}$, задача расчета объемной модели параметра среды может быть переопределена с учетом наличия информации о структурных особенностях геологического объекта. Кригинг эквивалентных моделей может быть адаптирован к структурным факторам геологической среды путем коррекции выражений (2.15) и (2.17). При этом коррекция должна осуществляться с учетом мощности (толщины) и положения геологических пластов [12]. В простейшем случае, когда имеется оценка одного горизонта $\tilde{H}(x, y)$, можно предположить, что мощность и геометрия всех пластов – согласованы и постоянны на любой глубине. Выражения (2.9) и (2.13) в этом случае могут быть переписаны в виде:

$$F(x, y, h) = \sum_{i=1}^N v_i(x, y, h) f_i(H_i(x, y, h)), \quad (2.20)$$

$$A(x, y, h) = \sum_{i=1}^N w_i(x, y, h) a_i(H_i(x, y, h)), \quad (2.21)$$

где $H_i(x, y, h) = \tilde{H}(x_i, y_i) + h - \tilde{H}(x, y)$ – глубина, учитывающая поправку относительно горизонта в прогнозной точке и в точке (x_i, y_i) (рисунок 2.2).

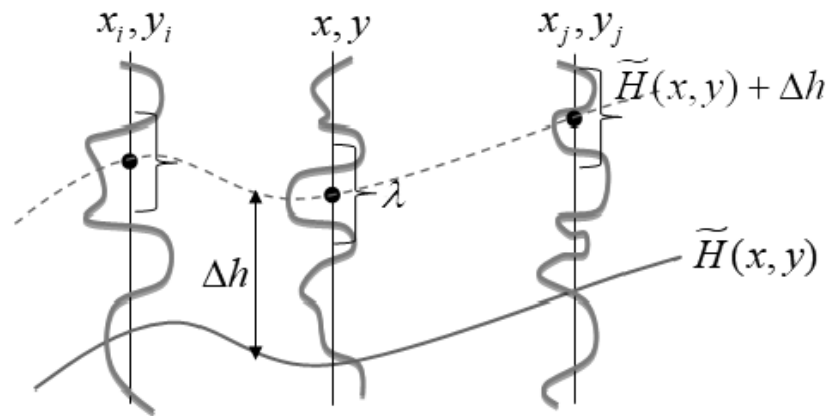


Рисунок 2.2 – Выбор интервалов оценки ковариационных функций (случай для модели с согласованной геометрией пластов)

Коэффициенты основной матрицы СЛАУ (2.14) при этом могут быть вычислены в соответствии с выражением:

$$c_{ij}(x, y, h) = \frac{1}{\lambda} \int_{\lambda/2}^{\lambda/2} a_i(\tau + H_i(x, y, h)) a_j(\tau + H_j(x, y, h)) d\tau, \quad (2.22)$$

а, коэффициенты правой части:

$$c_{0i}(x, y, h) = \frac{1}{\lambda} \int_{\lambda/2}^{\lambda/2} A(x, y, \tau + H_0(x, y, h)) a_j(\tau + H_j(x, y, h)) d\tau. \quad (2.23)$$

Адаптация с использованием выражений (2.22) и (2.23) предполагает, что для каждой отдельной точки прогноза может существовать уникальная матрица ковариационных функций $C(x, y, h)$. В итоге для каждой точки прогноза необходимо осуществлять расчет основной матрицы системы и анализ её обусловленности, что приводит к существенному увеличению времени моделирования.

Рассмотрим способы уменьшения времени расчета ковариационных матриц и соответственно способы уменьшения времени моделирования. Для этого из набора всех (x, y, h) рассмотрим такое подмножество, каждый элемент которого удовлетворяет уравнению поверхности, определяемой горизонтом $H(x, y, \eta) = \tilde{H}(x, y) + \eta$, где η - смещение относительно горизонта. Важной особенностью $H_k(x, y, \eta)$ является то, что его значение постоянно при фиксированном значении η в каждой точке моделируемого объема.

$$H_k(x, y, \eta) = \tilde{H}(x_k, y_k) + \eta = H_k(\eta).$$

Исходя из этого, коэффициенты основной матрицы системы (2.14) оказываются независимыми от координат точки прогноза:

$$c_{ij}(\eta) = \frac{1}{\lambda} \int_{-\lambda/2}^{\lambda/2} a_i(\tau + \tilde{H}(x_i, y_i) + \eta) a_j(\tau + \tilde{H}(x_j, y_j) + \eta) d\tau, \quad (2.24)$$

$$c_{0i}(x, y, \eta) = \frac{1}{\lambda} \int_{\lambda/2}^{\lambda/2} A(x, y, \tau + \tilde{H}(x, y) + \eta) a_i(\tau + \tilde{H}(x_i, y_i) + \eta) d\tau. \quad (2.25)$$

Принимая во внимание выражения (2.24) и (2.25), система (2.14) и выражение (2.15) могут быть переписаны в следующем виде:

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^N w_j^0(x, y, \eta) c_{ij}(\eta) + \mu(x, y, \eta) = c_{i0}(x, y, \eta), & i = \overline{1, N}; \\ \sum_{j=1}^N w_j^0(x, y, \eta) = 1. \end{cases} \quad (2.26)$$

$$F(x, y, \tilde{H}(x_0, y_0) + \eta) = \sum_{i=1}^N w_i(x, y, H_i(\eta)) f_i(H_i(\eta)). \quad (2.27)$$

Из выражения (2.26) видно, что основная матрица новой СЛАУ зависит только от значения η и не зависит от пространственных координат прогнозируемой точки. Благодаря этому адаптированный алгоритм можно оптимизировать таким образом, чтобы процедуры формирования и анализа основной матрицы проводилось лишь раз относительно текущего значения η .

В случае, при котором границы геологических пластов не согласованы, описание структурных факторов среды требует наличия оценки хотя бы двух горизонтов, $\tilde{H}_1(x, y)$ и $\tilde{H}_2(x, y)$ (рисунок 2.3).

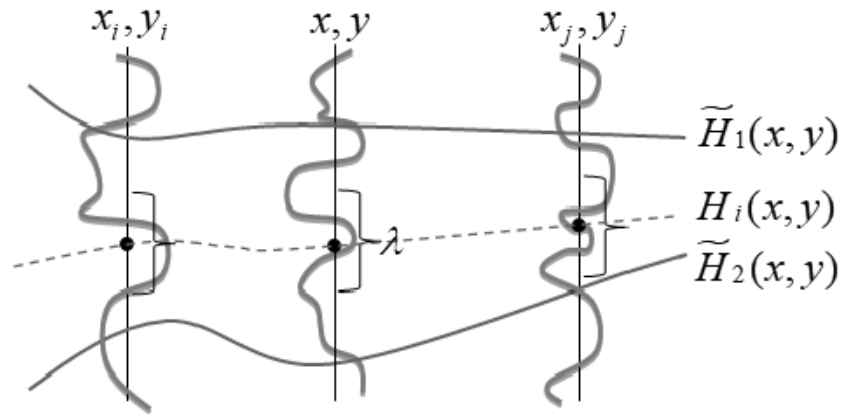


Рисунок 2.3 – Выбор интервалов оценки ковариационных функций (случай для модели с несогласованной геометрией кровли и подошвы пласта)

Рассмотрим выборку точек, удовлетворяющих следующему условию:

$$\tilde{H}_1(x, y) \leq h \leq \tilde{H}_2(x, y), \quad (2.28)$$

Тогда значения ковариации переопределим в виде:

$$c_{ij}(x, y, h) = \frac{1}{\lambda} \int_{\lambda/2}^{\lambda/2} a_i(\tau + H_i(x, y, h)) a_j(\tau + H_j(x, y, h)) d\tau, \quad (2.29)$$

$$c_{0i}(x, y, h) = \frac{1}{\lambda} \int_{\lambda/2}^{\lambda/2} A(x, y, \tau + H(x, y, h)) a_i(\tau + H_i(x, y, h)) d\tau$$

где $H_i(x, y, h) = \tilde{H}_1(x_i, y_i) + \partial h(x, y, h) (\tilde{H}_2(x_i, y_i) - \tilde{H}_1(x_i, y_i))$,

$$\partial h(x, y, h) = \frac{h - \tilde{H}_1(x, y)}{\tilde{H}_2(x, y) - \tilde{H}_1(x, y)}.$$

∂h - коэффициент пропорциональности.

По аналогии с (2.22), адаптация с использованием выражения (2.29) влечет за собой уникальность ковариационной матрицы $C(x, y, h)$ относительно каждой отдельно взятой точки прогноза. Эта уникальность соответственно приводит к существенному увеличению времени моделирования, т.к. требует формирования и анализа множества матриц. Для устранения вышеупомянутой проблемы рассмотрим ситуацию, при которой коэффициент пропорциональности ∂h равен

некоторой постоянной величине в пределах $[0,1]$ и не зависит от координат точки прогноза.

$$H_i(\partial h) = \tilde{H}_2(x_i, y_i) + \partial h(\tilde{H}_1(x_i, y_i) - \tilde{H}_2(x_i, y_i)).$$

Коэффициенты матриц системы (2.14), в таком случае, оказываются равными:

$$c_{ij}(\partial h) = \frac{1}{\lambda} \int_{\lambda/\lambda/2}^{\lambda/2} a_i(\tau + H_i(\partial h)) a_j(\tau + H_j(\partial h)) d\tau, \quad (2.30)$$

$$c_{0i}(x, y, \partial h) = \frac{1}{\lambda} \int_{\lambda/\lambda/2}^{\lambda/2} A(x, y, \tau + H_0(x, y, \partial h)) a_i(\tau + H_i(\partial h)) d\tau, \quad (2.31)$$

где $H_0(x, y, \partial h) = \tilde{H}_1(x, y) + \partial h(\tilde{H}_2(x, y) - \tilde{H}_1(x, y)) = H_0(\partial h)$.

С учетом выражений (2.30) и (2.31), система (2.14) и выражение (2.15) преобразуются к следующему виду:

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^N w_j(x, y, \partial h) c_{ij}(\partial h) + \mu(x, y, \partial h) = c_{i0}(x, y, \partial h), & i = \overline{1, N}, \\ \sum_{j=1}^N w_j(x, y, \partial h) = 1. \end{cases} \quad (2.32)$$

$$F(x, y, h) = \sum_{i=1}^N w_i(x, y, \partial h) f_i(H_i(\partial h)), \quad (2.33)$$

где $h = \partial h(\tilde{H}_2(x, y) - \tilde{H}_1(x, y)) + \tilde{H}_1(x, y)$.

Из выражения (2.32) видно, что основная матрица СЛАУ не зависит от пространственных координат прогнозируемой точки и для фиксированного значения коэффициента пропорциональности ∂h может быть определена единожды.

В результате, обобщая недостатки первого и второго метода адаптации, можно сделать следующие выводы:

- Первый метод может быть использован при наличии информации лишь об одном отражающем горизонте, однако базируется на модели геологической среды с согласованной геометрией границ.

- Второй базируется на модели с несогласованной геометрией кровли и подошвы и более достоверно отражает структурные факторы геологической среды, однако требует наличия информации сразу о двух горизонтах.
- Скорость работы предлагаемых методов оптимизирована за счет независимости основных матриц систем (2.26) и (2.32) от пространственных координат точки прогноза.

На основании анализа недостатков, третий метод адаптации может быть реализован путем совместного использования первого и второго. Вторым методом адаптации (для модели с несогласованной геометрией кровли и подошвы) целесообразно применять при выполнении условия (2.28), т.е. в случае, когда точка прогноза заключена между двумя реперными горизонтами. В противном случае, когда $\tilde{H}_1(x, y) \geq h$ или $\tilde{H}_q(x, y) \leq h$, где q – номер последнего (самого глубокого) горизонта, целесообразно применять первый метод (для модели с согласованной геометрией пластов). Третий метод лишен выше приведенных недостатков и может быть применен как при наличии информации об одном горизонте, так и с использованием информации о множестве.

2.4. Анализ погрешностей кригинга эквивалентных моделей

Большинство геостатистических методов работают только в условиях стационарности прогнозируемых параметров. Поэтому, анализ погрешностей геостатистических методов начинается с проверки гипотезы о стационарности исходных данных. Наиболее часто он опирается на анализ гистограмм, предполагающий проверку на нормальность распределения. В случае, когда гипотеза отвергается, необходимо применять комплекс мер по приведению исходных данных к стационарности и этот комплекс мер включает в себя: классификацию, ранжирование и т.п. [11, 16, 21, 58, 74, 75, 114, 116]. В зависимости от области применения, комплекс этих мер может существенно отличаться. Следующим этапом является анализ экспериментальной

вариограммы. Предполагается, что с увеличением расстояния от точки прогноза, корреляционные связи снижаются и критерием стационарности является выход вариограммы на «плато» [11, 16, 90, 91]. В сложных ситуациях, вариограмма оценивается с учетом анизотропии параметра.

При геостатистическом моделировании существует возможность оценки погрешности (2.5), которая получена в общих выражениях и не зависит от процедур подготовки исходных данных и параметров оценки вариограммы. Поэтому она не имеет практического применения, но демонстрирует важные свойства кригинга: *погрешность кригинга растет с удалением от точек прогноза, а сама прогнозная величина характеризует среднее значение.* Единственным способом количественной оценки качества геостатистического моделирования остается сравнение гистограмм исходных и модельных данных.

Кригинг эквивалентных моделей предполагает, что исходные данные являются измерениями нестационарных процессов, поэтому не требует проведения процедур анализа гистограмм, подготовки исходных данных, подбора модели и параметров вариограммы. Погрешность кригинга эквивалентных моделей (2.16) на первый взгляд аналогична погрешности обычного кригинга (2.5), однако зависит от ковариации дополнительного параметра, а не от ковариации исходных данных. Это существенное отличие требует проведения исследований.

Рассмотрим случай, когда параметры в точке прогноза не могут быть представлены в виде линейной комбинации параметров в токах измерений, что приводит к появлению отклонений:

$$Q_a(h) = a_0(h) - \sum_{i=1}^N w_i a_i(h),$$

$$Q_f(h) = f_0(h) - \sum_{i=1}^N v_i f_i(h).$$

Детерминированную составляющую $Q(h)$ можно интерпретировать как недостающие (неизвестные) значения параметров и представить в виде линейной

комбинации: $Q_a(h) = \sum_{j=1}^M v_j^a \tilde{a}_j(h)$, $Q_f(h) = \sum_{j=1}^M v_j^f \tilde{f}_j(h)$. На основании этого введем

общие модели прогнозируемого и дополнительного параметров среды, представляющие собой линейную комбинацию известных N значений и M неизвестных значений:

$$\begin{aligned} a_0(h) &= \hat{A}(h) + Q_a(h) = \sum_{i=1}^N w_i a_i(h) + \sum_{j=1}^M v_j^a \tilde{a}_j(h), \\ f_0(h) &= \hat{F}(h) + Q_f(h) = \sum_{i=1}^N v_i f_i(h) + \sum_{j=1}^M v_j^f \tilde{f}_j(h). \end{aligned} \quad (2.34)$$

Допустим, что между значениями дополнительного параметра $a_i(h)$, между $\tilde{a}_j(h)$, между $a_i(h)$ и $\tilde{a}_j(h)$ может существовать корреляционная связь, но их совокупность представляет собой линейно-независимое множество. При этом, ковариационные функции дополнительного параметра и прогнозируемого параметра равны.

Под достаточным множеством данных далее будем подразумевать такое множество минимального объема, на основании которого можно с заданной точностью и в заданной точке восстановить параметры среды в виде линейной комбинации (2.15) данных из множества. Для анализа погрешностей кригинга эквивалентных моделей необходимо рассмотреть три случая: множество исходных данных является достаточным; множество исходных данных является недостаточным; множество исходных данных является избыточным.

2.4.1. Погрешности при достаточном множестве данных

В случае если неизвестная составляющая модели (2.34) равна нулю ($Q(h) = 0$), т.е. множество $\{f_i(h)\}_{i=1}^N$ - достаточно:

$$f_r(h) = \sum_{i=1}^N v_i f_i(h), \quad \sum_{i=1}^N v_i = 1,$$

$$a_r(h) = \sum_{i=1}^N w_i a_i(h), \quad \sum_{i=1}^N w_i = 1. \quad (2.35)$$

Согласно (2.16) для получения среднеквадратической погрешности необходимо оценить вариацию модели и множитель Лагранжа. Вариация модели:

$$\Psi^2 = M [f^2(h)] = \sum_{i=1}^N v_i \sum_{j=1}^N v_j M [f_i(h) f_j(h)] = \sum_{i=1}^N v_i \sum_{j=1}^N v_j c_{ij}. \quad (2.36)$$

Согласно введённому ранее предположению об эквивалентности ковариационных свойств и равенстве весов прогнозируемого и дополнительного параметра

$$\Psi^2 = \sum_{i=1}^N w_i \sum_{j=1}^N w_j c_{ij}^a.$$

Для оценки множителя Лагранжа (2.19) найдем основную матрицу системы C^a (2.14) и матрицу C_{N+1} . Коэффициенты матрицы свободных членов СЛАУ (2.14) могут быть записаны в виде линейной комбинации элементов основной матрицы:

$$\begin{aligned} c_{10} &= M [a_1(h) a_r(h)] = \sum_{j=1}^N w_j c_{1j}^a, \\ c_{20} &= M [a_2(h) a_r(h)] = \sum_{j=1}^N w_j c_{2j}^a, \\ &\vdots \quad \quad \quad \vdots \\ c_{N0} &= M [a_K(h) a_r(h)] = \sum_{j=1}^N w_j c_{Nj}^a. \end{aligned} \quad (2.37)$$

Следовательно, в общем случае матрицу C_i с учетом условия нормирования весовых коэффициентов можно записать в виде:

$$C_i = \begin{pmatrix} c_{11} & \dots & w_1 c_{11} + \dots + w_N c_{1N} & \dots & c_{1N} & 1 \\ c_{21} & \dots & w_1 c_{21} + \dots + w_N c_{2N} & \dots & c_{2N} & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ c_{N1} & \dots & w_1 c_{N1} + \dots + w_N c_{NN} & \dots & c_{NN} & 1 \\ 1 & \dots & w_1 + \dots + w_N & \dots & 1 & 0 \end{pmatrix}. \quad (2.38)$$

Т.к. определитель матрицы является полилинейной функцией строк или столбцов [27], определитель матрицы (2.38) можно разложить в виде суммы следующего вида:

$$\det(C_i) = \begin{vmatrix} c_{11} & \dots & w_1 c_{11} & \dots & c_{1N} & 1 \\ c_{21} & \dots & w_1 c_{21} & \dots & c_{2N} & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ c_{N1} & \dots & w_1 c_{N1} & \dots & c_{NN} & 1 \\ 1 & \dots & w_1 & \dots & 1 & 0 \end{vmatrix} + \dots + \begin{vmatrix} c_{11} & \dots & w_i c_{1i} & \dots & c_{1N} & 1 \\ c_{21} & \dots & w_i c_{2i} & \dots & c_{2N} & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ c_{N1} & \dots & w_i c_{Ni} & \dots & c_{NN} & 1 \\ 1 & \dots & w_i & \dots & 1 & 0 \end{vmatrix} + \dots$$

$$\dots + \begin{vmatrix} c_{11} & \dots & w_n c_{1n} & \dots & c_{1n} & 1 \\ c_{21} & \dots & w_n c_{21} & \dots & c_{2n} & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ c_{n1} & \dots & w_n c_{n1} & \dots & c_{nn} & 1 \\ 1 & \dots & w_n & \dots & 1 & 0 \end{vmatrix} = w_i \begin{vmatrix} c_{11} & \dots & c_{1i} & \dots & c_{1n} & 1 \\ c_{21} & \dots & c_{2i} & \dots & c_{2n} & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ c_{n1} & \dots & c_{ni} & \dots & c_{nn} & 1 \\ 1 & \dots & 1 & \dots & 1 & 0 \end{vmatrix} = w_i \det(C^a) \quad (2.39)$$

Аналогичным способом, анализируя матрицу C_{N+1} , можно доказать, что:

$$\det(C_{N+1}) = \begin{vmatrix} c_{11} & \dots & c_{1i} & \dots & c_{1N} & w_1 c_{11} + \dots + w_N c_{1N} \\ c_{21} & \dots & c_{2i} & \dots & c_{2N} & w_1 c_{21} + \dots + w_N c_{2N} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ c_{N1} & \dots & c_{Ni} & \dots & c_{NN} & w_1 c_{N1} + \dots + w_N c_{NN} \\ 1 & \dots & 1 & \dots & 1 & w_1 + \dots + w_N \end{vmatrix} = 0.$$

В соответствии с (2.39), решением системы (2.14) будут являться весовые коэффициенты введенной модели и нулевой множитель Лагранжа:

$$\hat{w}(x_0, y_0, h_0) = w_i \frac{\det(C^a)}{\det(C^a)} = w_i, \quad \mu(x_0, y_0, h_0) = \frac{0}{\det(C^a)} = 0 \quad (2.40)$$

Т.е. оцениваемые весовые функции $\hat{w}(x_0, y_0, h_0)$ совпадают со своими истинными значениями. Исходя из этого, если известные данные представляют собой достаточное множество для точки прогноза (x, y, h) , среднеквадратическая погрешность с учетом (2.35, 2.36, 2.40) оказывается нулевой:

$$\sigma_{\text{ЭК}}^2(x_0, y_0, h_0) = \sum_{i=1}^N w_i \sum_{j=1}^N w_j c_{ij}^a - \sum_{i=1}^N w_i(h) c_{i0}^a(h) = 0. \quad (2.41)$$

Таким образом, в отличие от кригинга, в котором погрешность моделирования равна нулю только в точках измерений, кригинг эквивалентных моделей обеспечивает точный прогноз в любой точке, для которой множество данных достаточно.

2.4.2. Погрешности при недостаточном множестве данных

Рассмотрим случай, когда модель среды является линейной комбинацией не только известных измерений, но и неизвестной детерминированной составляющей (модель недостаточная):

$$\begin{aligned} f_u(h) &= \sum_{i=1}^N v_i f_i(h) + v^f \tilde{f}(h), \quad \sum_{i=1}^N v_i + v^f = 1, \\ a_u(h) &= \sum_{i=1}^N w_i a_i(h) + v^a \tilde{a}(h), \quad \sum_{i=1}^N w_i + v^a = 1. \end{aligned} \quad (2.42)$$

Для получения среднеквадратической погрешности оценим вариацию и множитель Лагранжа. Вариация модели:

$$\begin{aligned} \psi^2 &= M[f^2(h)] = M\left[\left(\sum_{i=1}^N v_i f_i(h) + v^f \tilde{f}(h)\right)\left(\sum_{i=1}^N v_i f_i(h) + v^f \tilde{f}(h)\right)\right] = \\ &= \sum_{i=1}^N v_i \sum_{j=1}^N (v_j c_{ij} + 2v^f c_{iN+1}) + (v^f)^2 \psi_{\tilde{f}}^2, \end{aligned} \quad (2.43)$$

где ψ^2 - вариация неизвестной составляющей; $c_{iN+1} = M[f_i(h)\tilde{f}(h)]$. Согласно введённому ранее предположению об эквивалентности ковариационных свойств и равенстве весов прогнозируемого и дополнительного параметра

$$\psi^2 = \sum_{i=1}^N w_i \left(\sum_{j=1}^N w_j c_{ij}^a + 2v^a c_{iN+1}^a \right) + (v^a)^2 \psi_{\tilde{f}}^2.$$

Для оценки множителя Лагранжа, найдем определители матриц C_i и C_{N+1} . Коэффициенты матрицы свободных членов СЛАУ (2.14) могут быть записаны в виде линейной комбинации элементов основной матрицы:

$$\begin{aligned}
c_{10} &= M[a_1(h)a_u(h)] = \sum_{j=1}^N w_j c_{1j}^a + \upsilon^a c_{1N+1}, \\
c_{20} &= M[a_2(h)a_u(h)] = \sum_{j=1}^N w_j c_{2j}^a + \upsilon^a c_{2N+1}, \\
&\vdots \quad \quad \quad \vdots \\
c_{N0} &= M[a_N(h)a_u(h)] = \sum_{j=1}^N w_j c_{Nj}^a + \upsilon^a c_{NN+1}.
\end{aligned} \tag{2.44}$$

Следовательно, в общем случае матрицу C_i с учетом условия нормирования весовых коэффициентов можно записать в виде:

$$C_i = \begin{pmatrix} c_{11} & \dots & w_1 c_{11} + \dots + w_N c_{1N} + \upsilon c_{1N+1} & \dots & c_{1N} & 1 \\ c_{21} & \dots & w_1 c_{21} + \dots + w_N c_{2N} + \upsilon c_{2N+1} & \dots & c_{2N} & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ c_{N1} & \dots & w_1 c_{N1} + \dots + w_N c_{NN} + \upsilon c_{NN+1} & \dots & c_{NN} & 1 \\ 1 & \dots & w_1 + \dots + w_N + \upsilon & \dots & 1 & 0 \end{pmatrix} \tag{2.45}$$

Т.к. определитель матрицы является полилинейной функцией строк или столбцов [27], определитель матрицы (2.45) можно разложить в виде суммы следующего вида:

$$\begin{aligned}
\det(C_i) &= \left\| \begin{array}{cccccc} c_{11} & \dots & w_1 c_{11} & \dots & c_{1N} & 1 \\ c_{21} & \dots & w_1 c_{21} & \dots & c_{2N} & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ c_{N1} & \dots & w_1 c_{N1} & \dots & c_{NN} & 1 \\ 1 & \dots & w_1 & \dots & 1 & 0 \end{array} \right\| + \dots + \left\| \begin{array}{cccccc} c_{11} & \dots & w_i c_{1i} & \dots & c_{1N} & 1 \\ c_{21} & \dots & w_i c_{2i} & \dots & c_{2N} & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ c_{N1} & \dots & w_i c_{Ni} & \dots & c_{NN} & 1 \\ 1 & \dots & w_i & \dots & 1 & 0 \end{array} \right\| + \dots \\
&\dots + \left\| \begin{array}{cccccc} c_{11} & \dots & \upsilon c_{1N+1} & \dots & c_{1N} & 1 \\ c_{21} & \dots & \upsilon c_{2N+1} & \dots & c_{2N} & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ c_{N1} & \dots & \upsilon c_{NN+1} & \dots & c_{NN} & 1 \\ 1 & \dots & \upsilon & \dots & 1 & 0 \end{array} \right\| = w_i \left\| \begin{array}{cccccc} c_{11} & \dots & c_{1i} & \dots & c_{1N} & 1 \\ c_{21} & \dots & c_{2i} & \dots & c_{2N} & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ c_{N1} & \dots & c_{Ni} & \dots & c_{NN} & 1 \\ 1 & \dots & 1 & \dots & 1 & 0 \end{array} \right\| + \dots
\end{aligned}$$

$$\dots + v^a \begin{vmatrix} c_{11} & \dots & c_{1N+1} & \dots & c_{1N} & 1 \\ c_{21} & \dots & c_{2N+1} & \dots & c_{2N} & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ c_{N1} & \dots & c_{NN+1} & \dots & c_{NN} & 1 \\ 1 & \dots & 1 & \dots & 1 & 0 \end{vmatrix} = w_i \det(C^a) + v^a \det(G_i)$$

Аналогичным способом, анализируя матрицу C_{N+1} , можно доказать, что:

$$\det(C_{N+1}) = \begin{vmatrix} c_{11} & \dots & c_{1N} & w_1 c_{11} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ c_{N1} & \dots & c_N & w_1 c_{N1} \\ 1 & \dots & 1 & w_1 \end{vmatrix} + \dots + \begin{vmatrix} c_{11} & \dots & c_{1N} & w_N c_{11} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ c_{N1} & \dots & c_N & w_N c_{N1} \\ 1 & \dots & 1 & w_N \end{vmatrix} +$$

$$+ \begin{vmatrix} c_{11} & \dots & c_{1N} & v^a c_{1N+1} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ c_{N1} & \dots & c_N & v^a c_{NN+1} \\ 1 & \dots & 1 & v^a \end{vmatrix} = v^a \det(G_{N+1}),$$

$$\hat{w}_i = w_i + v^a \frac{\det(G_i)}{\det(C^a)}, \quad \mu = v^a \frac{\det(G_{N+1})}{\det(C^a)}, \quad (2.46)$$

$$\text{где } G_i = \begin{pmatrix} c_{11} & \dots & c_{1N+1} & \dots & c_{1N} & 1 \\ c_{21} & \dots & c_{2N+1} & \dots & c_{2N} & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ c_{N1} & \dots & c_{NN+1} & \dots & c_{NN} & 1 \\ 1 & \dots & 1 & \dots & 1 & 0 \end{pmatrix}; \quad G_{N+1} = \begin{pmatrix} c_{11} & \dots & c_{1N} & c_{1N+1} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ c_{N1} & \dots & c_N & c_{NN+1} \\ 1 & \dots & 1 & 1 \end{pmatrix}.$$

Таким образом, если известные данные представляют собой недостаточное множество для прогнозируемой точки (x_0, y_0, h_0) :

- Погрешность оценки весовых функций прямо пропорциональна весовому коэффициенту неизвестного значения v^a ;
- множитель Лагранжа прямо пропорционален весовому коэффициенту неизвестного значения v^a и в общем случае отличен от нуля.

Среднеквадратическая погрешность также становится отличной от нуля

$$\begin{aligned}
\sigma_{\text{ЭК}}^2(x_0, y_0, h_0) &= \sum_{i=1}^N w_i \left(\sum_{j=1}^N w_j c_{ij}^a + 2v^a c_{iN+1}^a \right) + (v^a)^2 \psi_f^2 - \sum_{i=1}^N \left(w_i + v \frac{\det(G^i)}{\det(C^a)} \right) c_{i0}^a(h_0) = \\
&= (v^a)^2 \psi_f^2 + \sum_{i=1}^N w_i \sum_{j=1}^N w_j c_{ij}^a + 2v^a \sum_{i=1}^N w_i c_{iN+1}^a - \sum_{i=1}^N \left(w_i + v^a \frac{\det(G^i)}{\det(C^a)} \right) \left(\sum_{j=1}^N w_j c_{ij}^a + v^a c_{iN+1}^a \right) = \\
&= (v^a)^2 \psi_f^2 + \sum_{i=1}^N w_i \sum_{j=1}^N w_j c_{ij}^a + 2v^a \sum_{i=1}^N w_i c_{iN+1}^a - \\
&\quad - \sum_{i=1}^N \left(w_i \sum_{j=1}^N w_j c_{ij}^a + w_i v^a c_{iN+1}^a + v^a \frac{\det(G^i)}{\det(C^a)} \sum_{j=1}^N w_j c_{ij}^a + v^a \frac{\det(G^i)}{\det(C^a)} v^a c_{iN+1}^a \right) = \\
&= (v^a)^2 \psi_f^2 + v^a \sum_{i=1}^N \left(2w_i c_{iN+1}^a - w_i c_{iN+1}^a - \frac{\det(G^i)}{\det(C^a)} \sum_{j=1}^N w_j c_{ij}^a - \frac{\det(G^i)}{\det(C^a)} v^a c_{iN+1}^a \right) = \\
&= (v^a)^2 \psi_f^2 + v^a \sum_{i=1}^N \left(w_i c_{iN+1}^a - \frac{\det(G^i)}{\det(C^a)} \sum_{j=1}^N w_j c_{ij}^a - \frac{\det(G^i)}{\det(C^a)} v^a c_{iN+1}^a \right) = \\
&= v^a \left(v^a \psi_f^2 + \sum_{i=1}^N \left(w_i c_{iN+1}^a - \frac{\det(G^i)}{\det(C^a)} \left(\sum_{j=1}^N w_j c_{ij}^a - v^a c_{iN+1}^a \right) \right) \right), \tag{2.47}
\end{aligned}$$

прямо-пропорционален весовому коэффициенту неизвестного значения, определяется ковариациями не только известных значений, но и неизвестного значения с известными.

На практике выражение (2.47) вычислить не представляется возможным, т.к. в него входят значения веса неизвестной составляющей и ковариация неизвестного с известным. Большое практическое значение будет иметь оценка веса неизвестной составляющей по множителю Лагранжа. Однако выражение (2.46) зависит от ковариаций известного с неизвестным. Проведем анализ матрицы G_{N+1} по выражениям (2.44). Если в последнем столбце G_{N+1} заменить ковариации неизвестной составляющей с известными значениями на среднее значение квадрата в точке прогноза, получим оценку матрицы G_{N+1} в виде:

$$\hat{G}_{N+1} = \begin{pmatrix} c_{11} & \dots & c_{1N} & \Psi_{\bar{f}}^2 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ c_{N1} & \dots & c_N & \Psi_{\bar{f}}^2 \\ 1 & \dots & 1 & 1 \end{pmatrix}.$$

В точках, где множество недостаточно с максимальным весом $\upsilon^a = 1$, $\Psi_{\bar{f}}^2 = c_{iN+1}$ и следовательно, $\hat{G}_{N+1} = G_{N+1}$. Во всех остальных случаях это равенство не соблюдается, поэтому *оценку веса неизвестного* в виде:

$$\hat{\upsilon}^a = \mu \frac{\det(C^a)}{\det(\hat{G}_{N+1})}. \quad (2.48)$$

следует понимать как верхнюю оценку веса неизвестной составляющей. Т.к. вес неизвестной составляющей находится в пределах $[0,1]$, а погрешность кригинга эквивалентных моделей прямо пропорциональна этому весу, оценку (2.48) *можно интерпретировать как относительную погрешность моделирования*.

Для сопоставления с погрешностью кригинга проведем аналитические исследования на однородной модели (2.34), в которой прогнозный параметр известен в двух точках: $x=a$; $x=b$. Неизвестную составляющую определим в единственной точке $x=n$, определенной в середине интервала $[a, b]$. Значения принятых весовых функций отображены на рисунке 2.4. Такая модель соответствует ограничениям, выдвинутым в постановке задачи кригинга. При этом для кригинга эквивалентных моделей она является крайне нежелательной т.к. множество исходных данных недостаточно на всем интервале, кроме точек a и b , и преимущества кригинга эквивалентных моделей при анализе неоднородностей не могут быть продемонстрированы.

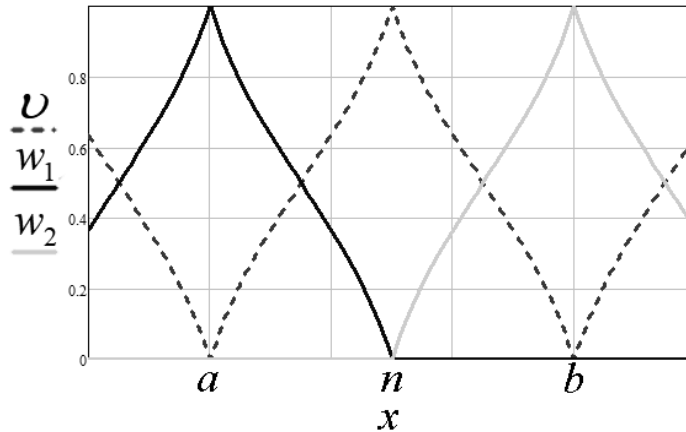


Рисунок 2.4 – Модельные весовые функции

Ковариационная функция принята равной $c(\rho) = \psi^2 e^{-\beta|\rho|}$ ($\psi = 1$ относительных единиц). График ковариационной функции и соответствующей ей вариограммы представлен на рисунке 2.5.

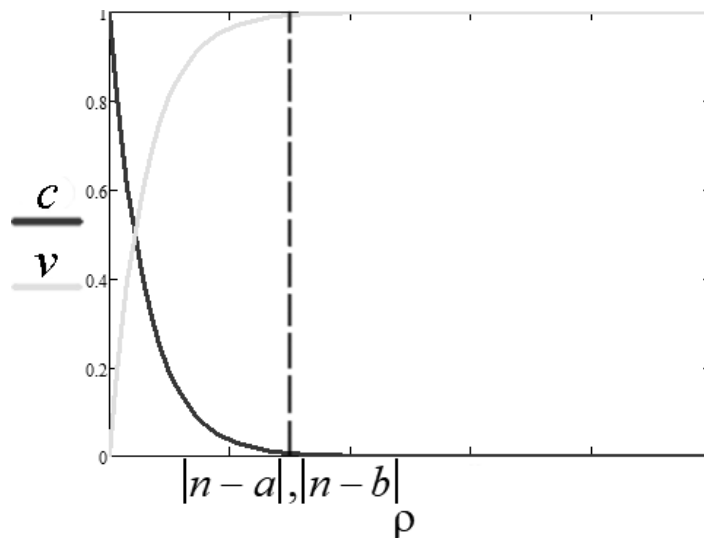


Рисунок 2.5 – Ковариационная функция и вариограмма модели

На основании этой модели были рассчитаны среднеквадратические погрешности обычного кригинга и кригинга эквивалентных моделей согласно выражениям (2.3), (2.47) и оценка веса неизвестной составляющей согласно (2.48).

В качестве примера на рисунке 2.6 приведены результаты расчета при $\beta = \frac{8}{b-a}$.

Как и следовало ожидать минимальные погрешности наблюдаются вблизи точек, где параметр известен. Максимальные погрешности для кригинга наблюдаются на наибольших удалениях от точек с известными значениями. Для кригинга

эквивалентных моделей наибольшая погрешность наблюдается в точке максимума коэффициента неизвестной составляющей ($\nu^a = 1$).

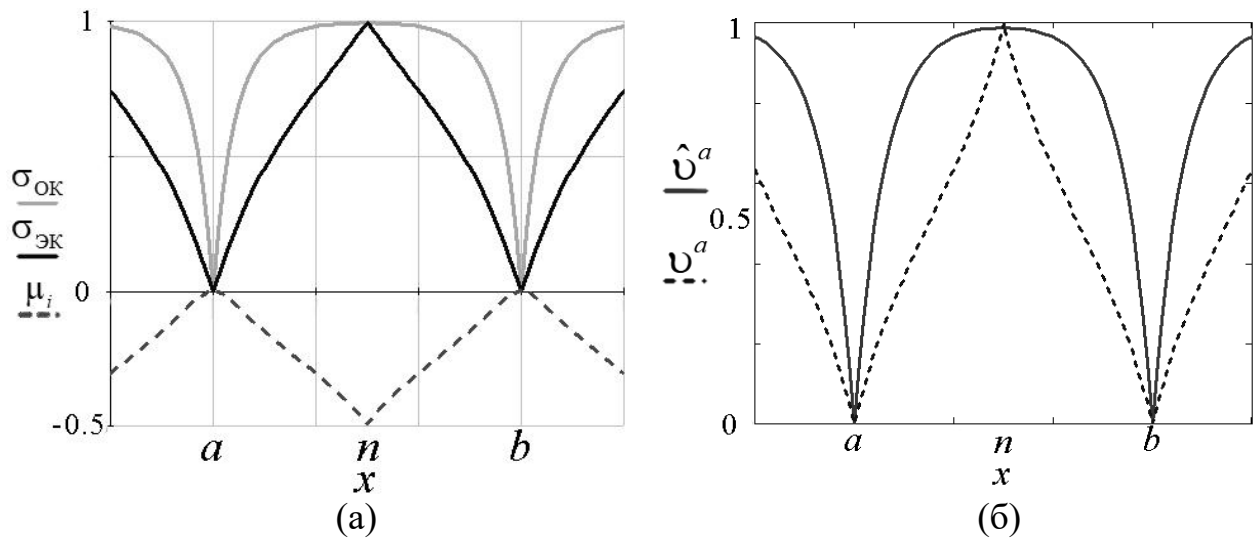


Рисунок 2.6 – Среднеквадратическая погрешность кригинга и кригинга эквивалентных моделей, множитель Лагранжа для однородной модели (а); относительная погрешность кригинга эквивалентных моделей и вес неизвестной составляющей (б)

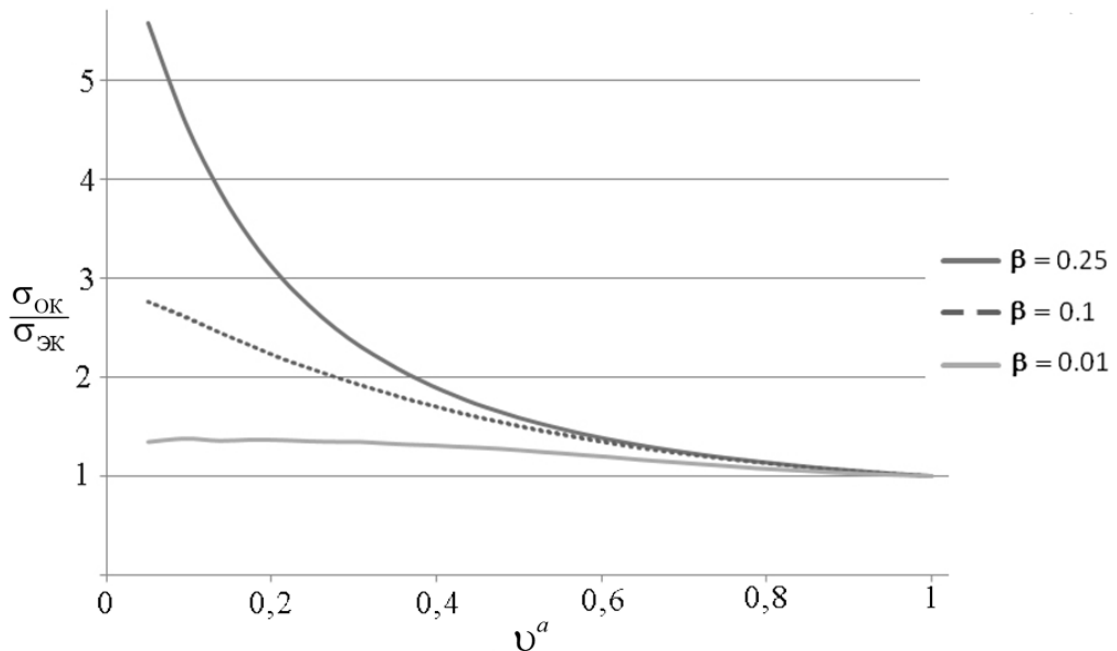


Рисунок 2.7 – Отношение погрешности обычного кригинга к погрешности кригинга эквивалентных моделей в зависимости от веса неизвестной составляющей

Из рисунка 2.6б видно, что оценка веса (2.48) оказалась больше своих истинных значений на всем исследуемом интервале, за исключением точек измерений, где оценка веса оказалась равной нулю. Исходя из этого можно утверждать, что выражение (2.48) допустимо использовать как верхнюю оценку веса неизвестной составляющей. Подобные расчеты проводились для различных значений β .

На рисунке 2.7 вынесены результаты сопоставления погрешностей обычного кригинга и кригинга эквивалентных моделей в зависимости от значений веса неизвестной составляющей. Из графиков на рисунке видно, что точность обычного кригинга и кригинга эквивалентных моделей одинакова при единственном условии: если значение в точке прогноза не может быть представлено весовой суммой известных значений (т.е. вес неизвестной составляющей равен единице). Во всех прочих случаях погрешность кригинга эквивалентных моделей оказывается меньше. Эффективность кригинга эквивалентных моделей по сравнению с обычным кригингом растет с уменьшением веса неизвестной составляющей и увеличением β (уменьшение интервала корреляции исходных данных).

2.4.3. Погрешности при избыточном множестве данных

Вышеприведенный анализ опирался на предположение о линейной независимости множества исходных данных. Рассмотрим случай, когда модель (2.34) состоит из $N+M$ известных слагаемых, неизвестная составляющая равна нулю ($Q(h)=0$), а множество $\{a_i(h)\}_{i=1}^N$ первых N известных измерений образует достаточное множество. Множество $\{a_i(h)\}_{i=1}^{N+M}$ является *избыточным*, т.е. *содержащим в себе элементы, исключение которых не приведет к увеличению погрешность моделирования.*

В частном случае, когда элементы $\{a_i(h)\}_{i=1}^N$ и $\{a_i(h)\}_{i=N+1}^{N+M}$ линейно независимы, использование множества $\{a_i(h)\}_{i=1}^{N+M}$ приведет только к увеличению количества уравнений системы (2.14) и не повлияет на результат её решения. В общем случае, линейная зависимость между элементами $\{a_i(h)\}_{i=1}^N$ и $\{a_i(h)\}_{i=N+1}^{N+M}$ приводит к вырожденности или плохой обусловленности системы (2.14). *Вырожденной* называется система, определитель основной матрицы которой равен нулю [29]. Это возможно в случае, если некоторые строки (столбцы) основной матрицы являются линейной комбинацией других. *Плохо обусловленной* называется система, число обусловленности основной матрицы которой велико [29]. Одна из главных причин роста числа обусловленности заключается в существовании значимой корреляционной взаимосвязи между некоторыми строками (столбцами) основной матрицы, либо их комбинации. Очевидным является, что вероятность формирования вырожденной или плохо обусловленной системы (2.14) может привести к получению некорректного результата. Ввиду этого, процедуры расчета определителя и числа обусловленности основной матрицы C^a являются обязательными.

Формирование вырожденной или плохо обусловленной системы можно предотвратить, путем анализа множества $\{a_i(h)\}_{i=1}^{N+M}$ и последующего исключения его избыточных элементов. В рамках задачи формирования СЛАУ, избыточными являются те элементы, исключение которых приводит к существенному снижению числа обусловленности. Обзор методов исключения избыточных элементов требует рассмотрения большого количества источников из области линейной алгебры, математической статистики и в рамках рассматриваемого раздела не представляется возможным. В простейшем варианте предлагается использовать метод отбора элементов выборки, используемый в классическом геостатистическом подходе.

Выбор необходимых элементов для формирования системы в классическом геостатистическом подходе осуществляется с учетом предположения, что

значение параметра $\hat{F}(x, y, h)$ отлично от нуля только в некоторой ограниченной области $O(x, y, h)$, называемой *геометрическим полем* пространственной переменной. В общем случае, если число измерений мало, границы геометрического поля задаются равными границам исследуемого месторождения. В противном случае границы задаются окружностью с заданным радиусом и центром, совпадающим с местоположением точки прогноза. Для формирования системы уравнений используются ближайшие $\tilde{n} \leq N$ измерения, попавшие в пределы окружности. Если сеть измерений неравномерна, тогда для учета анизотропии окружность дополнительно делится на несколько секторов. Каждому сектору ставится в соответствие максимально допустимое количество ближайших измерений \tilde{n}_i , $\sum_i^m \tilde{n}_i = \tilde{n}$, где m - количество секторов.

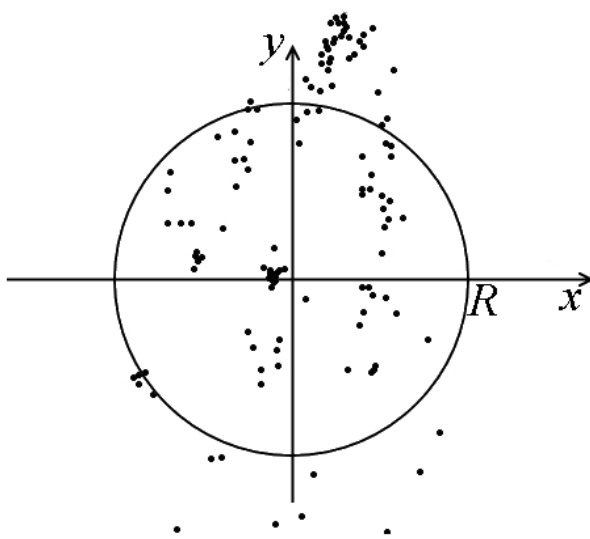


Рисунок 2.8 – Геометрическое поле с четырьмя секторами, определяемое окружностью радиуса R

Таким образом, максимально допустимое количество измерений, используемых для формирования системы (2.14), ограничивается некоторым заранее заданным количеством. Подобный способ отбора элементов не гарантирует получения хорошо обусловленной системы, т.к. близлежащие измерения могут быть линейно зависимыми. Однако, при ограничении количества

уравнений в системе, вероятность превышения числа обусловленности значений порядка 10^3 существенно снижается.

Выводы по главе 2

В главе приводится описание новой модели среды (2.15), связывающей два уравнения кригинга по прогнозируемому (2.9) и дополнительному параметрам (2.13). Разработан новый метод, получивший название «кригинг эквивалентных моделей». Рассматриваются вопросы его адаптации к структурным факторам геологической среды. Предлагается три варианта адаптации: для модели с согласованной геометрии границ; для модели с несогласованной геометрией кровли и подошвы; универсальный метод адаптации, учитывающий оба предыдущих случая. Показано, что кригинг эквивалентных моделей является интерполяционным методом, т.е. без искажений воспроизводящим исходные данные в результирующей модели, и в отличие от известных геостатистических аналогов, использует неоднородную и анизотропную модель среды. Добавление условия неотрицательности весовых коэффициентов позволяет исключить вероятность получения физически нереального результата.

Анализ погрешностей моделирования среды на моделях *достаточного* и *недостаточного* множества данных показал, что

- вне зависимости от удаления от точек измерений, погрешность кригинга эквивалентных моделей будет равна нулю в зонах, где множество исходных данных является достаточным;
- множитель Лагранжа, характеризующийся как «неинтересный» в теории геостатистики, прямо пропорционален весовой функции неизвестных данных и может быть применен как мера оценки достаточности множества исходных данных.

Предложена оценка веса неизвестной составляющей на основе множителя Лагранжа, и показано, что данная оценка может быть использована как верхняя оценка относительной погрешности прогноза.

Сопоставление погрешностей обычного кригинга и кригинга эквивалентных моделей в условиях недостаточного множества исходных данных показал:

- что точность обычного кригинга и кригинга эквивалентных моделей одинакова при единственном условии: если значение в точке прогноза не может быть представлено весовой суммой известных значений (т.е. вес неизвестной составляющей равен единице);
- во всех прочих случаях погрешность кригинга эквивалентных моделей оказывается меньше (рисунок 2.7). Эффективность кригинга эквивалентных моделей по сравнению с обычным кригингом растет с уменьшением веса неизвестной составляющей и увеличением β (уменьшение интервала корреляции исходных данных).

Анализ вопросов, связанных с использованием избыточного множества данных, показал возможность возникновения вырожденной или плохо обусловленной системы. В связи с этим было принято решение ограничивать множество в соответствии с классическими геостатистическими методами.

ГЛАВА 3

АЛГОРИТМЫ ПОСТРОЕНИЯ ОБЪЕМНЫХ МОДЕЛЕЙ ГЕОЛОГИЧЕСКОЙ СРЕДЫ

В этой главе приведено описание алгоритма кригинга эквивалентных моделей и его адаптивных вариантов. Рассмотрены вопросы, связанные с переходом от непрерывного представления сейсмического сигнала к дискретному. Предложены способы оптимизации времени работы алгоритмов, а также их распараллеливания.

3.1. Алгоритм кригинга эквивалентных моделей

Во многих публикациях [11, 16, 17] к основной проблеме использования геостатистических алгоритмов относят выбор модели вариограммы. Наиболее часто используемые модели представлены выражениями (1.2–1.5). Критерием качества выбора является совпадение модельной и экспериментальной вариограммы с определенной точностью [17]. Сложность выбора модели заключается в том, что задача построения экспериментальной вариограммы является некорректной, а качество её решения возлагается на опыт интерпретатора. Так, например, одним из параметров экспериментальной вариограммы является *лаг* [16]. Увеличение лага приводит к усреднению значений экспериментальной вариограммы и соответственно к потере разрешающей способности модели параметра. При этом величина лага не регламентирована ни в одном из изученных источников и в простейшем случае задается произвольной. Предлагаемый в данной работе метод кригинга эквивалентных моделей исключает вышеупомянутую проблему выбора вариограммы.

Другие проблемы являются индивидуальными для отдельно взятых геостатистических алгоритмов. Например, *кригинг с внешним дрейфом* позволяет задавать тренд моделируемого параметра с помощью дополнительного параметра,

при условии, что между ними имеется существенная корреляционная взаимосвязь, а дополнительный параметр удовлетворяет условию однородности второго рода. *Кокригинг* получает значения весовых коэффициентов для расчета прогнозного значения (1.6) с учетом взаимной корреляции прогнозируемого и дополнительного параметра (могут быть использованы несколько дополнительных параметров сразу). Как и в случае с кригингом с внешним дрейфом, в кокригинге использование дополнительных параметров допустимо только при наличии значимой корреляционной взаимосвязи с прогнозируемым параметром. Так, принимая параметр ГИС в качестве основного, а сейсмический атрибут в качестве дополнительного параметра, кригинг с внешним дрейфом и кокригинг оказываются неэффективными т.к. корреляционная связь между параметром среды и сейсмическим атрибутам зачастую несущественна. Вдобавок сейсмические атрибуты, как правило, не удовлетворяют условию однородности второго рода. Следует отметить, что наличие значимой корреляционной связи между прогнозируемым и дополнительным параметром не является обязательным критерием для использования кригинга эквивалентных моделей.

Алгоритмизация кригинга эквивалентных моделей, а также его адаптивных вариантов, предполагает переход от аналитического представления сейсмического сигнала к цифровому. Расчет ковариационных функций в аналитическом виде подразумевает непрерывность сейсмического сигнала и сводится к вычислению интеграла (2.17) (для адаптивных методов интегралы (2.24) и (2.30)). Переход к цифровому представлению влечет за собой необходимость принятия гипотезы о том, что сейсмический сигнал является реализацией случайного процесса и может быть представлен в виде дискретного временного ряда [36]. Отдельными проблемами алгоритмизации являются оценка трудоемкости разработанных алгоритмов; их оптимизация и распараллеливание. Целями данной главы являются рассмотрение вышеупомянутых проблем и описание программной реализации разработанных алгоритмов.

Алгоритм кригинга эквивалентных моделей сводится к расчету значения параметра среды в каждой точке множества $\{x, y, h\}$, образующего трехмерную регулярную координатную сетку. Пределы и шаг дискретизации этой сетки задаются с учетом пределов и шага дискретизации сейсмического куба МОГТ 3D, т.к. прогноз может быть осуществлен лишь в тех точках, в которых известны сейсмические (дополнительные) данные. Значения параметра в каждом узле сетки $\{x, y, h\}$ рассчитываются путем весового суммирования по формуле (2.15), а значения весовых функций рассчитываются путем решения системы линейных уравнений (2.14). Коэффициенты этой системы представляют собой значения ковариации, в непрерывном виде рассчитываемые по формуле (2.17). Дискретная формула расчета ковариации может быть сформулирована в следующем виде:

$$c_{ij}^a(h_m) = \frac{1}{K} \sum_{k=m-\frac{K}{2}}^{m+\frac{K}{2}} A(x_i, y_i, h_k) A(x_j, y_j, h_k). \quad (3.1)$$

где K – размер окна, в пределах которого осуществляется выборка значений сейсмического атрибута; h_m – положение точки прогноза по глубине. Чем больше K , тем большее количество значений сейсмического атрибута (дополнительного параметра) попадет в пределы окна. Справедливо и обратное. Т.к. при различных значениях K величина $c_{ij}^a(h_m)$ также будет различной (а впоследствии различными будут и результаты выражений (2.14) и (2.15)), возникает необходимость формулировки критериев выбора K . В среднем, разрезающая способность взрывных сейсмических методов составляет $4m$ (8 мс) [38]. Т.е. геологические объекты, мощность которых составляет менее четырех метров фиксируются в интегральном виде, либо не фиксируются вовсе, что делает невозможной оценку их ковариационных свойств. В свою очередь объекты, мощность которых равна или превышает четыре метра, отчетливо прослеживаются на горизонтальных разрезах, а изменения их ковариационных свойств могут быть зафиксированы. Таким образом, выборку сейсмического атрибута предлагается осуществлять в рамках окна с размером K от четырех метров и более. При этом немаловажно

учитывать, что использование окна слишком большого размера приводит к вертикальному усреднению ковариационных характеристик нескольких объектов, т.е. влечет потерю детализации по вертикали. Максимальный размер следует ограничивать исходя из средней мощности геологических объектов исследуемого участка.

Важным для рассмотрения вопросом также является дискретизация непрерывного сейсмического сигнала и последующая разница вертикального шага дискретизации сейсмических атрибутов и параметров ГИС. На рисунках 3.1(а), 3.1(б) и 3.1(в) соответственно изображены: упрощенное представление непрерывного сейсмического сигнала; его дискретный аналог; кривая ГИС, пространственно соответствующая сейсмическому сигналу.

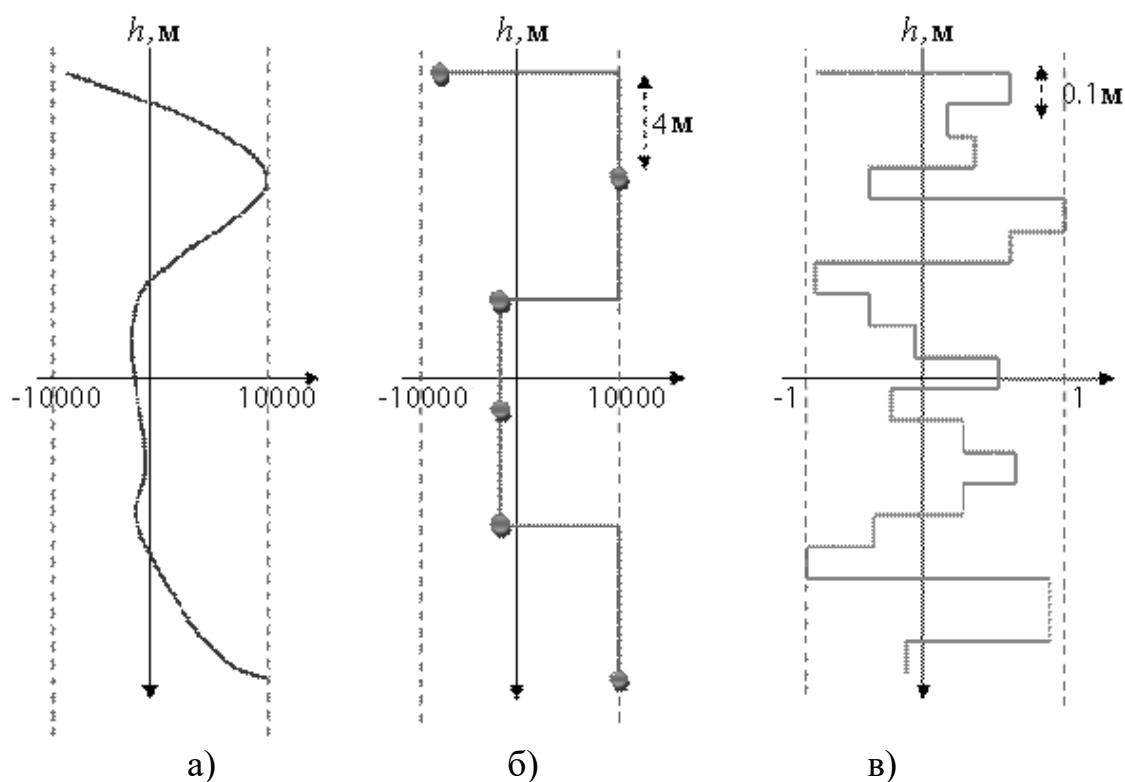


Рисунок 3.1 – Упрощенное представление: а - непрерывного сейсмического сигнала; б – дискретного представления сейсмического сигнала; в - кривой ГИС, пространственно соответствующей сейсмическому сигналу

Для расчета прогнозного значения параметра ГИС в точке (x, y, h) по формуле (2.15) необходимо осуществить выборку сейсмического атрибута

относительно этой же точки. Выборка осуществляется в пределах вертикального окна размера K . Положение центра окна определяется координатами точки (x, y, h) . Как было сказано ранее, разрешающая способность сейсмических методов в среднем составляет 4м, в то время как методы ГИС позволяют получать информацию о параметрах среды с шагом дискретизации до 0.1м. В случае если положение вертикального окна будет меняться в соответствии с шагом дискретизации ГИС, выборка сейсмического атрибута может оказаться невозможной при попадании (x, y, h) в интервал между отсчетами. Для предотвращения рассмотренной проблемы сейсмические атрибуты предлагается предварительно интерполировать с шагом дискретизации ГИС.

Учитывая вышеприведенные рекомендации, алгоритм кригинга эквивалентных моделей может быть описан в виде следующей последовательности действий (рисунок 3.2) [41]:

1. Ввод размера вертикального скользящего окна K .
2. Выбор произвольной точки (x, y, h) в которой известны значения дополнительного параметра и не осуществлен прогноз параметра среды. Если такой точки не существует, тогда остановка алгоритма, иначе переход к пункту 3.
3. Выборка значений прогнозируемого параметра в точках измерений $\{x_i, y_i\}$ ($i = \overline{1, N}$, где N – количество точек измерений).
4. Выборка значений дополнительного параметра в точках измерений $\{x_i, y_i\}$. Положение окна в горизонтальной плоскости определяется координатами точки $\{x, y\}$. Центр скользящего окна совпадает с координатой h . Верхняя и нижняя границы соответственно определяются выражениями $h+K/2$ и $h-K/2$.
5. Выборка значений дополнительного параметра в точке прогноза (x, y, h) .
6. Расчет коэффициентов ковариации основной матрицы системы и правой части по формуле (3.1); формирование системы линейных уравнений вида (2.14); расчет числа обусловленности $cond$; если $cond < 10^3$, тогда принять систему обусловленной и перейти к пункту 6, иначе возврат к пункту 2.

7. Решение системы уравнений; если среди полученных решений имеются отрицательные, переход к пункту 7, иначе переход к пункту 8.
8. Исключение из системы строк и столбцов, соответствующих отрицательным решениям. Если количество уравнений в системе оказывается равным двум, соответствующие решения принимаются равными: $w_i(x,y,h) = 1$, $\mu(x,y,h) = 0$.
9. Оценка значения параметра в текущей точке прогноза (x,y,h) по формуле (2.15); переход к пункту 2.

Система уравнений вида (2.14), получаемая в ходе выполнения пункта 5, проверяется на обусловленность [39]. В большинстве источников, связанных с решением СЛАУ и учебников по линейной алгебре указывается, что если число обусловленности $cond$ основной матрицы системы превышает значение 10^3 , тогда система может считаться плохо обусловленной. В рамках рассматриваемой задачи, использование плохо обусловленных систем не допустимо, т.к. малые возмущения её коэффициентов влекут за собой существенные изменения в решении, а наличие помех в сейсмических данных делает возмущение коэффициентов системы неизбежным. В разделе 2.4.3 рассмотрены вопросы, связанные с предотвращением формирования плохо обусловленной системы (2.14).

В случае, если СЛАУ (2.14) проходит проверку на обусловленность, её решение осуществляется по расширенной схеме, предполагающей исключение из системы строк и столбцов, соответствующих отрицательным решениям:

1. Решение системы уравнений (2.14).
2. Проверка наличия отрицательных решений.
3. Если отрицательные решения существуют, из системы исключаются соответствующие им строки и столбцы; возврат к пункту 1.

Расширенная схема обеспечивает выполнение условия (2.18), что в совокупности с условием (2.4) ограничивает значения весовых функций в диапазоне $[0,1]$. Весовое суммирование с использованием ограниченных весовых функций

гарантирует, что значение прогнозируемого параметра будет лежать в диапазоне значений реальных аналогов. Таким образом, исключается вероятность получения физически нереального результата.

Решения системы, полученные в соответствии с приведенной выше схемой, используются для вычисления весовой суммы (2.15), т.е. для расчета прогнозного значения в текущей точке (x,y,h) . Стоит отметить, что вектор неизвестных системы уравнений (2.14) также включает в себя множитель Лагранжа и решение системы в точке (x,y,h) влечет за собой получение численного значения этого множителя. Как было показано в разделе 2.4.2, множитель Лагранжа прямо пропорционален погрешности кригинга эквивалентных моделей и может быть использован для оценки относительной погрешности моделирования.

Формирование системы уравнений (2.14) в одной точке предполагает расчет $N \cdot N + N$ ковариаций. Учитывая, что количество точек в формируемом кубе совпадает с количеством формируемых систем, равным $crossline \cdot inline \cdot M$, где $crossline$ – количество линий модели вдоль оси X ; $inline$ – количество линий модели вдоль оси Y ; M – количество вертикальных отсчетов модели, общее количество рассчитываемых ковариаций составит:

$$O_1 = (N \cdot N + N) \cdot crossline \cdot inline \cdot M = (N + 1) \cdot crossline \cdot inline \cdot M \cdot N.$$

Например, для модели с количеством отсчетов, равным $100 \cdot 100 \cdot 2000 = 2 \cdot 10^7$ и количеством скважин, равным 25, общее количество рассчитываемых ковариаций составит: $O_1 = (25 \cdot 25 + 25) \cdot 2 \cdot 10^7 = 1.3 \cdot 10^{10}$.

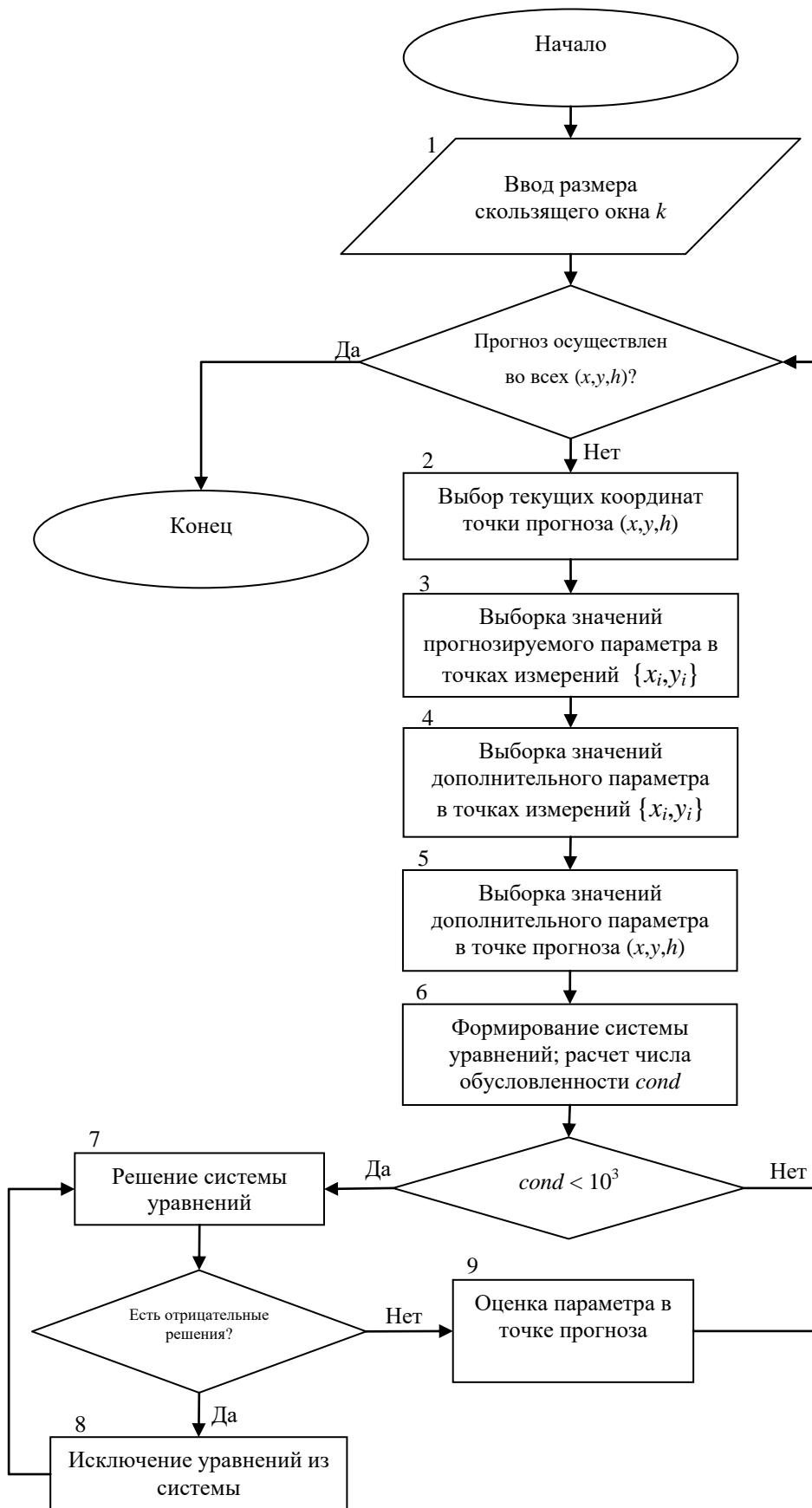


Рисунок 3.2 – Общая схема алгоритма кригинга эквивалентных моделей

Уменьшение общего количества рассчитываемых ковариаций и соответственно оптимизация рассматриваемого алгоритма могут быть достигнуты за счет независимости основной матрицы $C^a(h)$ от координат точки прогноза (x,y) . Каждая уникальная матрица $C^a(h_m), i = \overline{1, M}$ (M – количество отсчетов по вертикали) может быть предварительно рассчитана и сохранена в некотором буфере и в дальнейшем многократно использована для формирования систем. Оптимизированный алгоритм кригинга эквивалентных моделей может быть сформулирован в виде следующей последовательности действий (рис 3.3):

1. Ввод размера вертикального скользящего окна K .
2. Выбор значения глубины h , относительно которой не был осуществлен расчет ковариационных функций, переход к пункту 3. Если таких значений нет, переход к пункту 6
3. Выборка значений прогнозируемого параметра в точках измерений $\{x_i, y_i\}$ относительно текущей глубины h .
4. Выборка значений дополнительного параметра в точках измерений $\{x_i, y_i\}$ относительно текущей глубины h .
5. Формирование основной матрицы системы уравнений (2.14); расчет числа обусловленности $cond(h_m)$. Переход к пункту 2.
6. Выбор произвольной точки (x, y, h) в которой известно значение дополнительного параметра и не осуществлен прогноз. Если такой точки не существует, тогда остановка алгоритма, иначе переход к пункту 7.
7. Если $cond(h) < 10^3$, тогда переход к пункту 8. В противном случае переход к пункту 6.
8. Выборка значений дополнительного параметра в точке прогноза (x, y, h) с учетом размера скользящего окна K . Формирование правой части системы (2.14).
9. Решение системы уравнений; если среди полученных решений имеются отрицательные, переход к пункту 10, иначе переход к пункту 11.

10. Исключение из системы строк и столбцов, соответствующих отрицательным решениям; переход к пункту 9.
11. Оценка параметра среды в текущей точке прогноза по формуле (2.15); переход к пункту 6.

Приведенный выше оптимизированный алгоритм кригинга эквивалентных моделей предполагает предварительный расчет и повторное использование левых частей системы (2.14) (ковариационных матриц). Общее количество рассчитываемых ковариаций в оптимизированном алгоритме составляет $O_2 = (N \cdot N + N) \cdot M$. Т. е. количество ковариаций в оптимизированном алгоритме в $\frac{O_1}{O_2} = \text{crossline} \cdot \text{inline}$ раз меньше в сравнении с алгоритмом без оптимизации.

Например, для модели с количеством отсчётов, равным $O_2 = 100 \cdot 100 \cdot 2000 = 2 \cdot 10^7$ и количеством скважин, равным 25, общее количество рассчитываемых ковариаций составит: $O_2 = (25 \cdot 25 + 25) \cdot 2000 = 1.3 \cdot 10^6$ (против $O_1 = 1.3 \cdot 10^{10}$ для алгоритма без оптимизации).

Оптимизация времени выполнения этапа 9 может быть достигнута путем выбора метода решения системы уравнений (2.14). После применения методов снижения плохой обусловленности, можно предполагать, что решение может быть найдено любым известным методом. Наиболее распространённым методом решения СЛАУ является метод Гаусса [40]. К его основным преимуществам относятся простота реализации и возможность оценки совместности системы. К недостаткам можно отнести высокую вычислительную сложность, порядка $O(n^3)$, где $n = N + I$ – размерность системы, и невозможность распараллеливания.

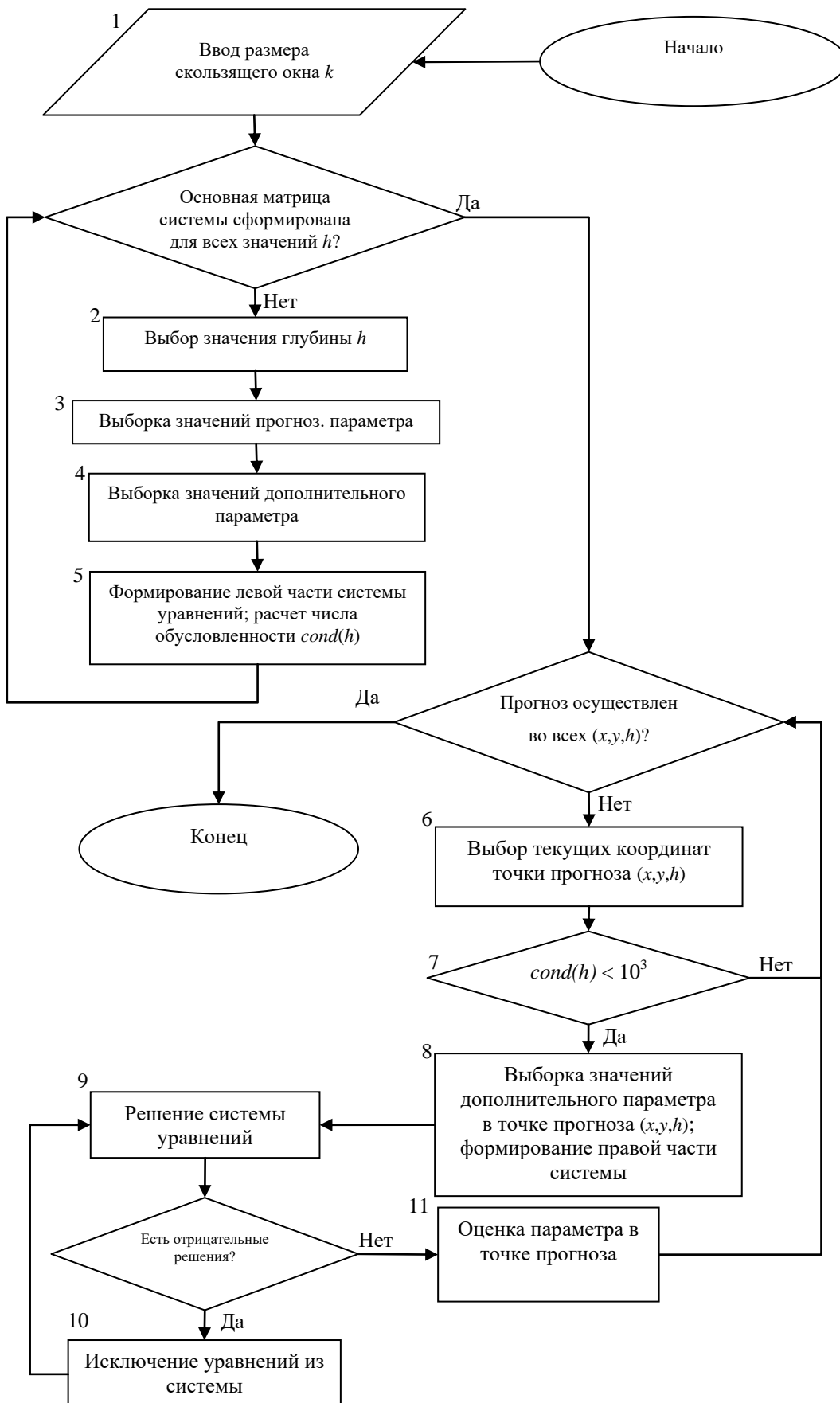


Рисунок 3.3 – Общая схема оптимизированного алгоритма

Ключевой особенностью системы (2.14) является симметричность основной матрицы относительно главной диагонали. Для решения подобных систем разработан ряд методов, позволяющих осуществить решение за меньшее количество операций. Одним из таких методов является метод сопряженных градиентов [40]. В отличие от метода Гаусса, метод сопряженных градиентов является итерационным. Максимальная сложность метода составляет $O(n^3)$ и достигается лишь в одном частном случае, когда число итераций, затраченных на решение системы, равно размерности системы n . В общем случае, количество выполненных операций для метода составляет $n^2 \cdot i$, где i – количество итераций затраченных на решение системы ($0 < i \leq n$). Т.е в случае, когда $i = 1$, количество операций для метода сопряженных градиентов составит n^2 (против n^3 для метода Гаусса).

В итоге предлагается два алгоритма моделирования параметров геологической среды: алгоритм кригинга эквивалентных моделей и оптимизированный алгоритм кригинга эквивалентных моделей. Целесообразно использовать именно оптимизированный алгоритм, т.к. для его реализации требуется в $\frac{O_1}{O_2} = \text{crossline} \cdot \text{inline}$ раз меньше операций расчета ковариации, в сравнении с методом без оптимизации. Предлагаемые алгоритмы, в отличие от классических геостатистических, не требуют введения условия однородности второго рода и моделируют ковариационные свойства прогнозируемого параметра на основании ковариационных свойств сейсмического атрибута. Также в рамках предлагаемых алгоритмов решена проблема получения физически нереальных результатов, путем наложения на весовые функции дополнительного условия (2.18) и решения СЛАУ (2.14) по расширенной схеме.

3.2. Алгоритм кригинга эквивалентных моделей для избыточной выборки данных

Как было показано в разделе 2.4.3, в условиях избыточного множества исходных данных возникает вероятность формирования плохо обусловленной системы (2.14). Исходя из этого, перед этапом формирования системы необходимо добавить этап исключения избыточных элементов из множества. Метод исключения, предлагаемый в 2.4.3, аналогичен классическому геостатистическому и в качестве критерия исключения предлагает использовать удаленность от точки прогноза и принадлежность определенному сектору. В результате, этап исключения избыточных данных может быть сведен к алгоритму следующего вида (рисунок 3.4):

1. Ввод параметров алгоритма: координата точки прогноза (x, y, h) ; максимально допустимая удаленность R_{max} элементов множества от точки прогноза; количество секторов S ; максимальное количество элементов в секторах m_{max} .
2. Расчет удаленности $R = \{r_1, r_2 \dots r_N\}$ элементов множества от точки прогноза (x, y, h) .
3. Сортировка элементов множества по критерию удаленности от точки прогноза (x, y, h) .
4. Выбор элемента отсортированной выборки с индексом $i = 0$.
5. Если $i > N$ или $r_i > R_{max}$, тогда остановка алгоритма, иначе переход к пункту 6.
6. Определение сектора, к которому относится элемент множества.
7. Если количество элементов в секторе не превышает заданного максимального m_{max} , тогда перенос элемента в результирующий массив; увеличение i на единицу и возврат к пункту 5.

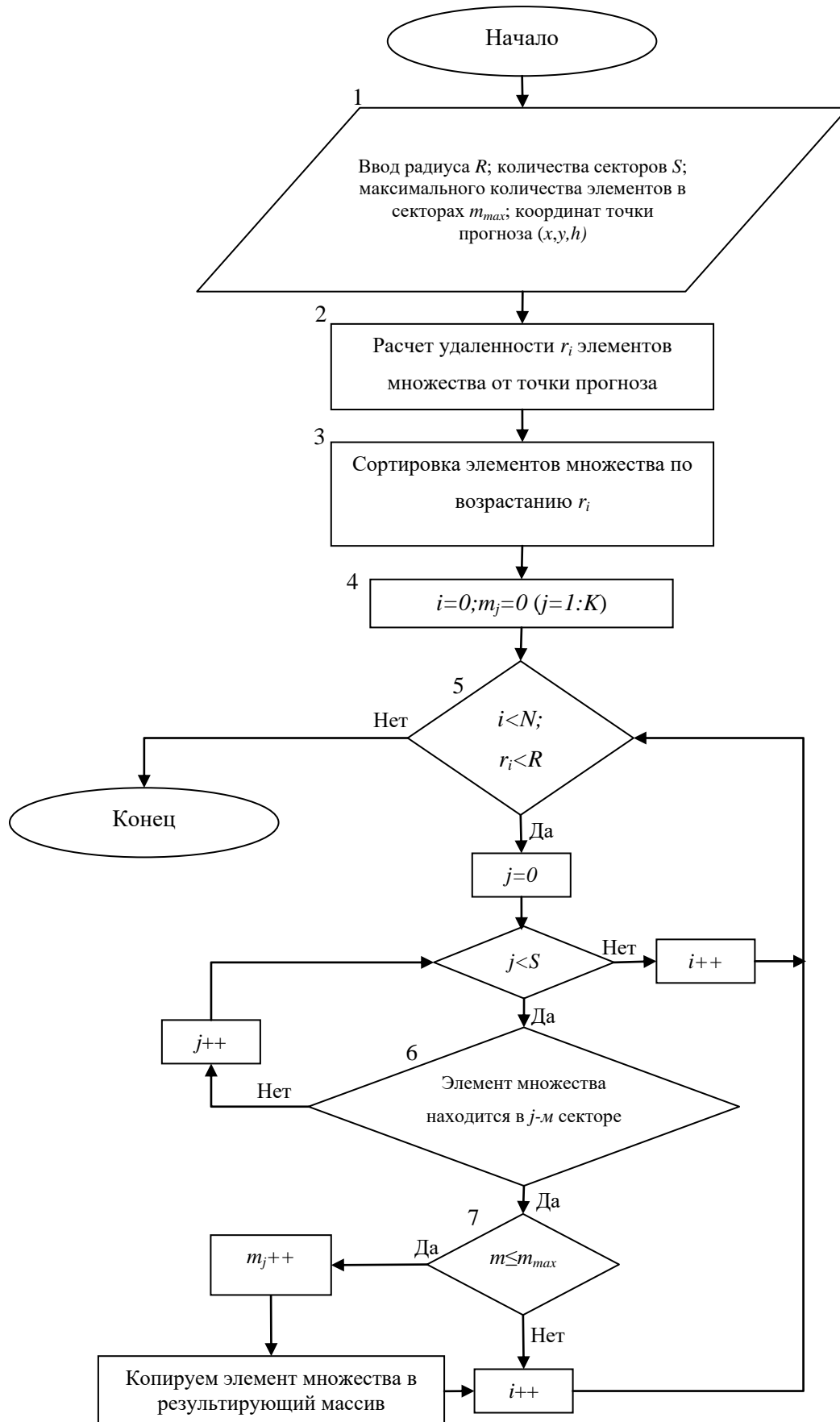


Рисунок 3.4 – Общая схема алгоритма исключения избыточных данных

Представленный выше алгоритм позволяет ограничивать объём используемого множества данных по двум критериям: максимальная удаленность элементов выборки от точки прогноза; максимальное количество элементов в одном секторе. Введение первого критерия гарантирует, что для формирования системы (2.14) будут использоваться элементы выборки, расположенные достаточно близко к точке прогноза. В классическом геостатистическом подходе предполагается, что вероятность схожести ковариационных свойств выше для близлежащих измерений и измерениями, расположенными на большом расстоянии, можно пренебречь. Стоит отметить, что в условиях реальных данных это предположение не всегда является корректным и ковариационные свойства сейсмического атрибута, измеренного в далеко расположенных друг от друга точках, могут быть схожи. Второй критерий обеспечивает равномерность распределения используемых элементов выборки вокруг точки прогноза, а также ограничивает максимальный объём выборки, используемый для формирования системы (2.14). Таким образом, ограничивается и максимальное количество уравнений системы, что соответственно снижает вероятность возникновения плохой обусловленности.

3.3. Оценки ковариационных функций и алгоритм кригинга эквивалентных моделей, адаптированные к структурным факторам геологической среды

В разделе 2.3 рассматриваются способы адаптации алгоритма кригинга эквивалентных моделей к структурным факторам геологической среды; приводится описание трех возможных вариантов адаптации: для модели с согласованной геометрией границ; для модели с несогласованной геометрией границ; универсальная адаптация, учитывающая обе модели. Адаптация для моделей с согласованной геометрией границ осуществляется вдоль поверхности, смещённой на Δh , относительно положения некоторого опорного горизонта

$H(x, y)$. Коэффициенты ковариации, участвующие в формировании левой и правой частей системы (2.14) соответственно рассчитываются по формулам (2.24) и (2.25). В дискретном виде эти же формулы можно записать следующим образом:

$$c_{ij}(\eta) = \frac{1}{K} \sum_{k=-\frac{K}{2}}^{\frac{K}{2}} A(x_i, y_i, k \cdot \Delta h + H(x_i, y_i) + \eta) A(x_i, y_i, k \cdot \Delta h + H(x_j, y_j) + \eta), \quad (3.2)$$

$$c_{0i}(x, y, \eta) = \frac{1}{K} \sum_{k=-\frac{K}{2}}^{\frac{K}{2}} A(x, y, k \cdot \Delta h + H(x, y) + \eta) A_i(k \cdot \Delta h + H_i(\Delta h) + \eta). \quad (3.3)$$

Адаптация для модели с несогласованной геометрией границ осуществляется относительно коэффициента пропорциональности ∂h , являющимся функцией от положения двух реперных горизонтов $H_1(x, y)$, $H_2(x, y)$ и глубины точки прогноза h . Коэффициенты ковариации для этой модели соответственно рассчитываются по формулам (2.30) и (2.31). Дискретную запись этих же выражений можно сформулировать следующим образом:

$$c_{ij}(\partial h) = \frac{1}{K} \sum_{k=-\frac{K}{2}}^{\frac{K}{2}} A_i(k \cdot \Delta h + H_i(\partial h)) A_j(k \cdot \Delta h + H_j(\partial h)), \quad (3.4)$$

$$c_{0i}(x, y, \partial h) = \frac{1}{K} \sum_{k=-\frac{K}{2}}^{\frac{K}{2}} A(x, y, k \cdot \Delta h + H_0(x, y, \partial h)) A_i(k \cdot \Delta h + H_i(\partial h)). \quad (3.5)$$

Если значения η или ∂h окажутся непропорциональными вертикальному шагу дискретизации дополнительного параметра, выборка значений в точке (x, y, h_0) , $h_0 = k \cdot \Delta h + H(x, y) + \eta$ или (x, y, h_0) , $h_0 = k \cdot \Delta h + H_0(x, y, \partial h)$ будет невозможной. В таком случае значение дополнительного параметра можно получить путем интерполяции двух ближайших известных значений:

$$A(x, y, h_0) = A(x, y, h_{m+1}) + \frac{A(x, y, h_m) - A(x, y, h_{m+1})}{h_m - h_{m+1}} (h_0 - h_{m+1}), h_m < h_0 < h_{m+1}.$$

Отличительной чертой двух вышеупомянутых методов адаптации является способ определения положения скользящего окна, учитывающий значение η в случае модели с согласованной геометрией границ или ∂h , в случае модели с несогласованной геометрией границ. На основании η и ∂h рассчитываются поправка в положение границ окна: $H(x_i, y_i) + \eta$ и $H_0(\partial h)$ соответственно. Выборка значений дополнительного параметра осуществляется в пределах скользящего окна с учетом введенной поправки. Значения прогнозируемого параметра выбираются исходя из положения центра скользящего окна. Выбираются те значения параметра, координаты которых совпадают с координатой центра скользящего окна. Если значение поправки $H(x_i, y_i) + \eta$ или $H_0(\partial h)$ непропорционально вертикальному шагу дискретизации прогнозируемого параметра, центр скользящего окна оказывается заключенным между двумя значениями. В таком случае значение прогнозируемого параметра интерполируется.

Последующие этапы вышеупомянутых методов, такие как решение СЛАУ по расширенной схеме и расчет прогнозного значения параметра, практически повторяют друг друга. Ввиду этого адаптивный алгоритм, основанный на модели с согласованной геометрией границ, и адаптивный алгоритм, основанный на модели с несогласованной геометрией границ, могут быть сформулированы в виде единой последовательности действий (рисунок 3.5):

1. Ввод размера вертикального скользящего окна K .
2. Выбор произвольной точки (x, y, h) в которой известно значение дополнительного параметра и не осуществлен прогноз. Если такой точки не существует, тогда остановка алгоритма, иначе переход к пункту 3.
3. Расчет поправки положения скользящего окна $H(x, y) + \eta$ или $H_0(\partial h)$ относительно текущей точки прогноза; расчёт поправок $H(x, y) + \eta$ или

$H_0(\partial h)$ относительно точек измерений ($i = \overline{1, N}$, где N – количество точек измерений).

4. Выборка значений прогнозируемого параметра в точках измерений $\{x_i, y_i\}$.
5. Выборка значений дополнительного параметра в точках измерений $\{x_i, y_i\}$.
6. Выборка значений дополнительного параметра в точке прогноза.
7. Расчет коэффициентов основной матрицы системы по формулам (3.2) или (3.4) и коэффициентов правой части по формулам (3.3) или (3.5); формирование системы линейных уравнений вида (2.26) или (2.32); расчет числа обусловленности $cond$; если $cond < 10^3$, тогда принять систему обусловленной и перейти к пункту 8, иначе переход к пункту 2.
8. Решение системы уравнений; если среди полученных решений имеются отрицательные, переход к пункту 9, иначе переход к пункту 10.
9. Исключение из системы строк и столбцов, соответствующих отрицательным решениям; переход к пункту 8.
10. Оценка параметра в текущей точке прогноза (по формуле (2.27) для модели с согласованной геометрией границ; по формуле (2.33) для модели с несогласованной геометрией границ); переход к пункту 2.

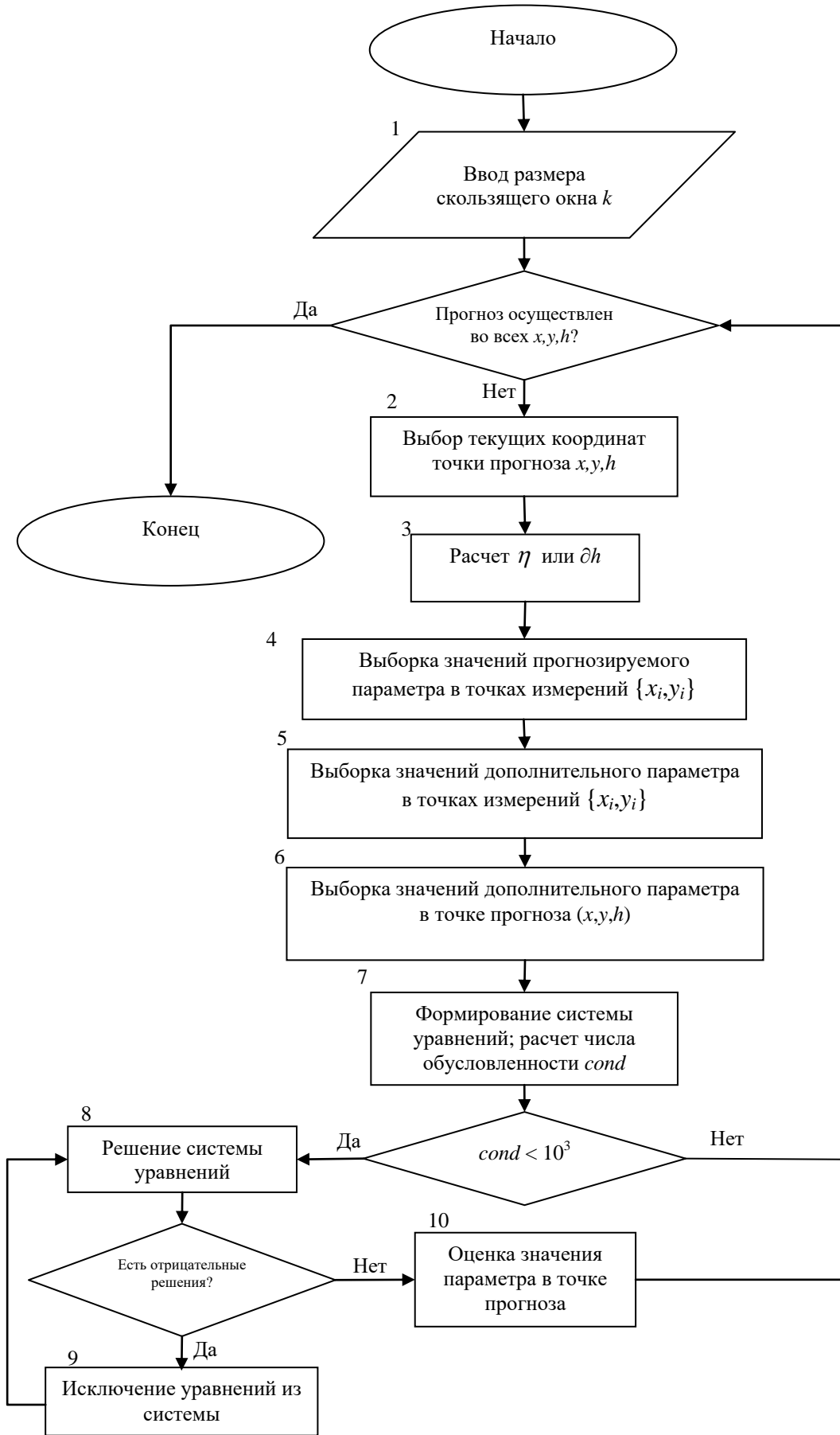


Рисунок 3.5 – Общая схема адаптивного алгоритма

В разделе 2.4, выражениями (2.24) и (2.30) показано, что основные матрицы адаптированных систем зависят только от значений η и ∂h , и независимы от координат точки прогноза x, y . В связи с этим, оптимизация приведенного выше адаптивного алгоритма может быть достигнута путем предварительного расчета основных матриц систем $C(\eta)$, $C(\partial h)$ и их последующего многократного использования. Проблема заключается в том, что всевозможные значения η и ∂h могут быть получены лишь путем последовательного расчета в каждой узле трехмерной сетки $\{x, y, h\}$. В наихудшем случае значения η и ∂h окажутся уникальными для каждого узла сетки, а количество матриц $C(\eta)$ и $C(\partial h)$ совпадет с количеством узлов. Исходя из этого, оптимизацию скорости работы адаптивного алгоритма предлагается осуществить путем ограничения количества предварительно формируемых матриц $C(\eta)$ и $C(\partial h)$. Коэффициенты всех прочих матриц предлагается получать путем интерполяции коэффициентов ближайших матриц из предварительно полученного набора.

Количество предварительно рассчитанных систем предлагается свести к значению M , равному количеству вертикальных отсчетов куба сейсмического атрибута, а соответствующие значения η_m и ∂h_m предлагается рассчитывать в пределах случайно выбранной точки измерений x_i, y_i .

$$\eta_m = H(x_i, y_i, h_m) - h_m, \quad \partial h_m = \frac{h_m - \tilde{H}_1(x_i, y_i)}{\tilde{H}_2(x_i, y_i) - \tilde{H}_1(x_i, y_i)}, \quad \text{где } m = \overline{1, M}.$$

Матрицы системы, полученные с использованием значений η_m и ∂h_m , обозначим как $C(\eta_m), m = \overline{1, M}$ и $C(\partial h_m), m = \overline{1, M}$. Последующий расчет матриц $C(\eta)$ и $C(\partial h)$ в точке прогноза (x, y, h) может быть сведен к интерполяции коэффициентов матриц $C(\eta_m)$ и $C(\eta_{m+1})$, при условии что $\eta_m < \eta < \eta_{m+1}$. При этом интерполяция коэффициентов матрицы $C(\eta)$ будет осуществляться по следующей формуле:

$$c_{ij}(\eta) = c_{ij}(\eta_{m+1}) + \frac{c_{ij}(\eta_m) - c_{ij}(\eta_{m+1})}{\eta_m - \eta_{m+1}}(\eta - \eta_{m+1}). \quad (3.6)$$

Оптимизированный алгоритм в таком случае может быть сформулирован в виде следующей последовательности действий (рисунок 3.6):

1. Ввод размера вертикального скользящего окна K . Выбор случайной точки измерений (x_{ran}, y_{ran}) .
2. Если расчет η_m или ∂h_m осуществлен во всех точках (x_{ran}, y_{ran}, h_m) , $m = \overline{1, M}$, тогда переход к пункту 7. Иначе переход к пункту 3.
3. Расчет значения $\eta_m = H(x_i, y_i, h_m) - h_m$ или $\partial h_m = \frac{h_m - \tilde{H}_1(x_i, y_i)}{\tilde{H}_2(x_i, y_i) - \tilde{H}_1(x_i, y_i)}$.
4. Выборка значений прогнозируемого параметра в точках измерений $\{x_i, y_i\}$.
5. Выборка значений дополнительного параметра в точках измерений $\{x_i, y_i\}$.
6. Расчет коэффициентов левой части системы уравнений по формуле (2.24) или (2.30); расчет чисел обусловленности $cond(\eta_m)$ или $cond(\partial h_m)$. Переход к пункту 2.
7. Выбор произвольной точки (x, y, h) в которой известно значение дополнительного параметра и не осуществлен прогноз. Если такой точки не существует, тогда остановка алгоритма, иначе переход к пункту 8.
8. Выборка значений сейсмического атрибута в точке прогноза (x, y, h) . Расчет коэффициентов правой части системы по формуле (2.25) или (2.31).
9. Если $cond(\eta_m) < 10^3$ и $cond(\Delta h_{m+1}) < 10^3$ или $cond(\partial h_m) < 10^3$ и $cond(\partial h_{m+1}) < 10^3$, тогда формирование матрицы $C(\Delta h)$ путем интерполяции коэффициентов по формуле (3.6).
10. Решение системы уравнений.
11. Если среди полученных решений имеются отрицательные, переход к пункту 12, иначе переход к пункту 13.
12. Исключение из системы строк и столбцов, соответствующих отрицательным решениям; переход к пункту 10.
13. Оценка значения параметра в текущей точке прогноза; переход к пункту 6.

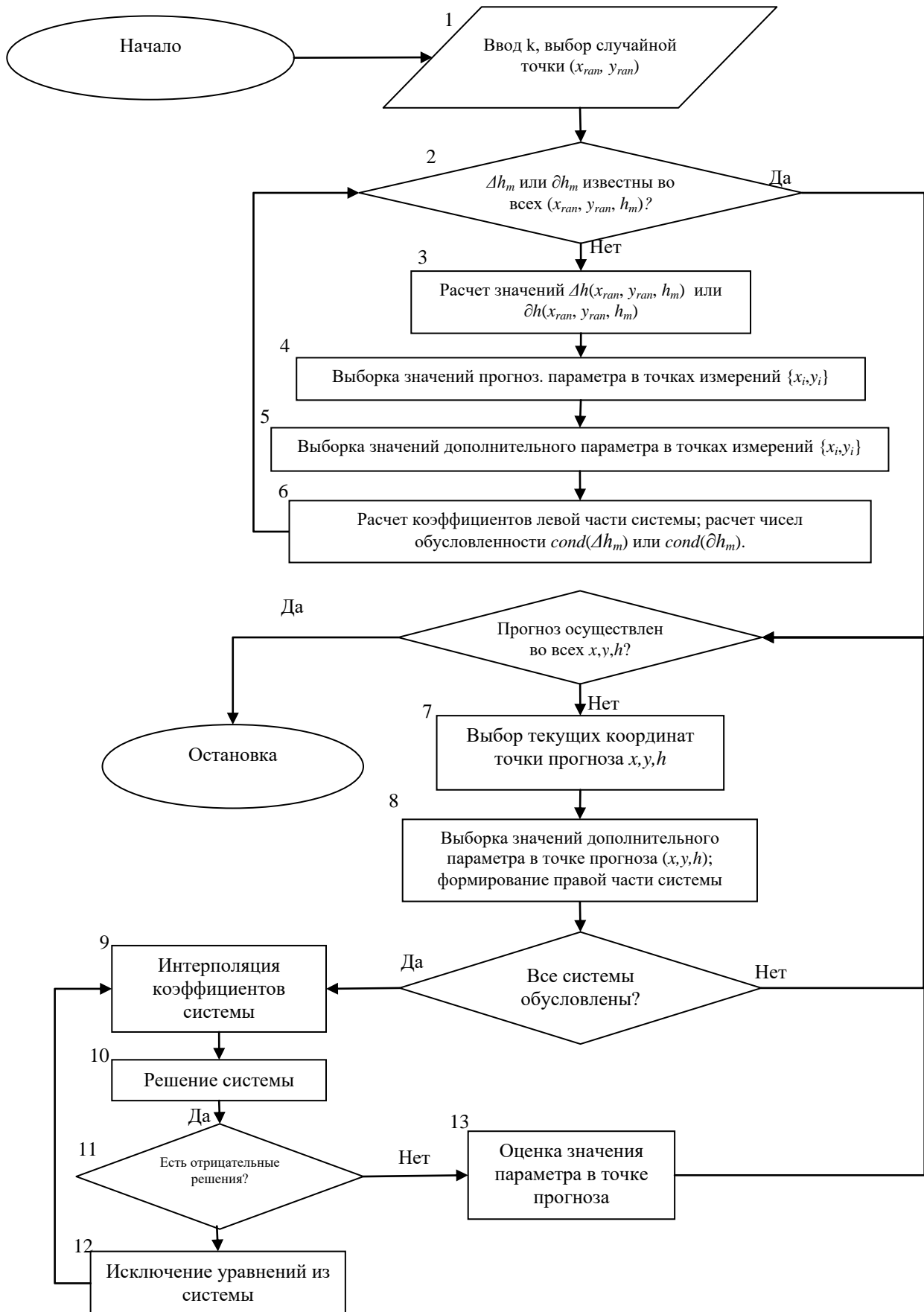


Рисунок 3.6 – Общая схема оптимизированного адаптивного алгоритма

Приведенный выше оптимизированный адаптивный алгоритм кригинга эквивалентных моделей предполагает интерполяцию коэффициентов системы (2.26) или (2.32) на основании предварительно рассчитанного набора. Интерполяция одного коэффициента требует проведения четырех операций сложения (вычитания), одну операцию деления и одну операцию умножения. Итого $n_1 = 6$ операций. Алгоритм без оптимизации предполагает расчет всех коэффициентов системы, как функцию ковариации сейсмического атрибута. Расчет ковариационной функции требует K операций умножения и $K - 1$ операций сложения, где K – количество отсчетов, попавших в пределы скользящего окна. Итого $n_2 = 2K - 1$ операций. Беря в пример $K = 5$, количество операций в оптимизированном алгоритме окажется в $\frac{n_2}{n_1} = \frac{9}{6} \approx 1.5$ раз меньше в сравнении с алгоритмом без оптимизации. При $K = 10$ это же отношение окажется равным 3.1, а при $K = 15$ - 4.8. Т. е. эффективность оптимизированного алгоритма увеличивается при увеличении количества отсчетов, попадающих в пределы скользящего окна.

Третий алгоритм адаптации, универсальный, подразумевает совместное использование алгоритмов адаптации для модели с согласованной геометрией границ и модели с несогласованной геометрией границ и предполагает наличие не менее двух горизонтов $H_q(x, y); q = \overline{1, Q}; Q \geq 2$. Выбор алгоритма расчета осуществляется исходя из положения координаты h точки прогноза относительно реперных горизонтов. Если точка прогноза оказалась заключенной между двумя горизонтами, тогда запускается алгоритм для модели с несогласованной геометрией пластов. В противном случае используется алгоритм для модели с согласованной геометрией. Исходя из этого, универсальный алгоритм адаптации может быть сформулирован в следующем виде (рисунок 3.7):

1. Выбор произвольной точки (x, y, h) в которой известно значение дополнительного параметра и не осуществлен прогноз. Если такой точки не существует, тогда остановка алгоритма, иначе переход к пункту 2.

2. Если $\tilde{H}_1(x, y) > h$ или $\tilde{H}_0(x, y) < h$, тогда расчет прогнозного значения с использованием алгоритма для модели с согласованной геометрией границ; иначе, когда точка прогноза заключена между двумя горизонтами, тогда расчет прогнозного значения ведется с использованием алгоритма с несогласованной геометрией кровли и подошвы.
3. Если расчет осуществлен не для всех (x, y, h) , возврат к пункту 1.

В результате предлагается три адаптивных алгоритма кригинга эквивалентных моделей: предполагающий согласованность геометрии границ, предполагающий несогласованность геометрии границ и универсальный алгоритм, совместно использующий два вышеупомянутых. Алгоритм, основанный на модели с согласованной геометрией границ, может быть использован при наличии информации только об одном реперном горизонте. Однако он предполагает неизменность геометрических особенностей пластов. Алгоритм, основанный на модели с несогласованной геометрией границ, можно применить только в случае, когда точка прогноза заключена между двумя реперными горизонтами. При этом он позволяет воспроизводить геометрию пластов на основании сразу двух реперных горизонтов. Универсальный алгоритм может быть использован как при наличии одного горизонта, так и с использованием множества и воспроизводит геометрию геологических пластов с учетом каждого поданного на вход реперного горизонта.

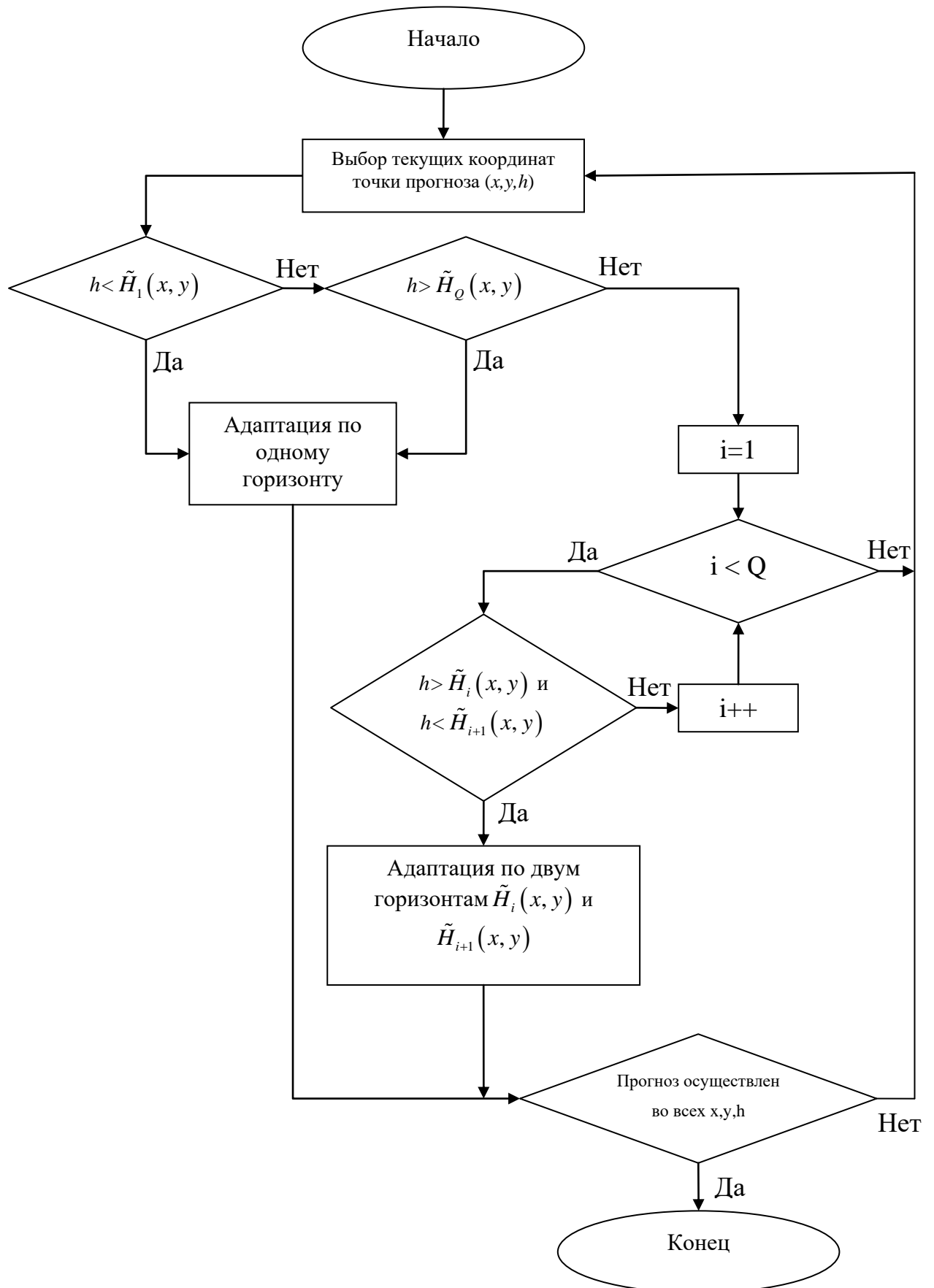


Рисунок 3.7 – Общая схема универсального алгоритма

Оптимизация скорости работы адаптивных алгоритмов достигнута за счет интерполяции коэффициентов основной матрицы систем (2.26) и (2.32) на основании коэффициентов систем из предварительно подготовленного набора. Набор включает в себя M матриц, где M – количество вертикальных отсчетов дополнительного параметра. Эффективность оптимизации зависит от количества отсчетов дополнительного параметра K , попавших в пределы вертикального скользящего окна. При K равным 15, количество математических операций, требуемых для расчета одного коэффициента системы, снижается в 4.8 раз.

3.4. Параллельный алгоритм кригинга эквивалентных моделей

В предыдущих разделах были рассмотрены вопросы оптимизации алгоритмов, связанные с уменьшением количества вычислительных операций, а также рассмотрены некоторые методы решения системы линейных уравнений вида (2.14). В данном разделе рассматривается возможность ускорения работы алгоритмов с помощью распараллеливания, которое в рамках решаемой задачи может быть реализовано за счет независимости значений прогнозируемого параметра в каждом узле трехмерной сетки $\{x, y, h\}$. В общем случае, количество параллельных потоков можно задать равным количеству отсчетов в рассчитываемой модели. Т.е. каждый отдельный поток может рассчитывать значение параметра в конкретной точке (x, y, h) . Таким образом, независимо друг от друга могут быть реализованы пункты 7-12 алгоритма, представленного на рисунке 3.5. Общая схема распараллеленного оптимизированного адаптивного алгоритма кригинга эквивалентных моделей представлена на рисунке 3.8.

Линейная часть алгоритма включает в себя этапы: расчета значений Δh или ∂h ; выборки значений дополнительного и прогнозируемого параметров в точках измерений $\{x_i, y_i\}$; расчета ковариационных функций и правых частей систем (2.37) или (2.43). Параллельная часть алгоритма подразумевает расчет параметров среды в каждой точке сетки $\{x, y, h\}$ множеством независимых потоков.

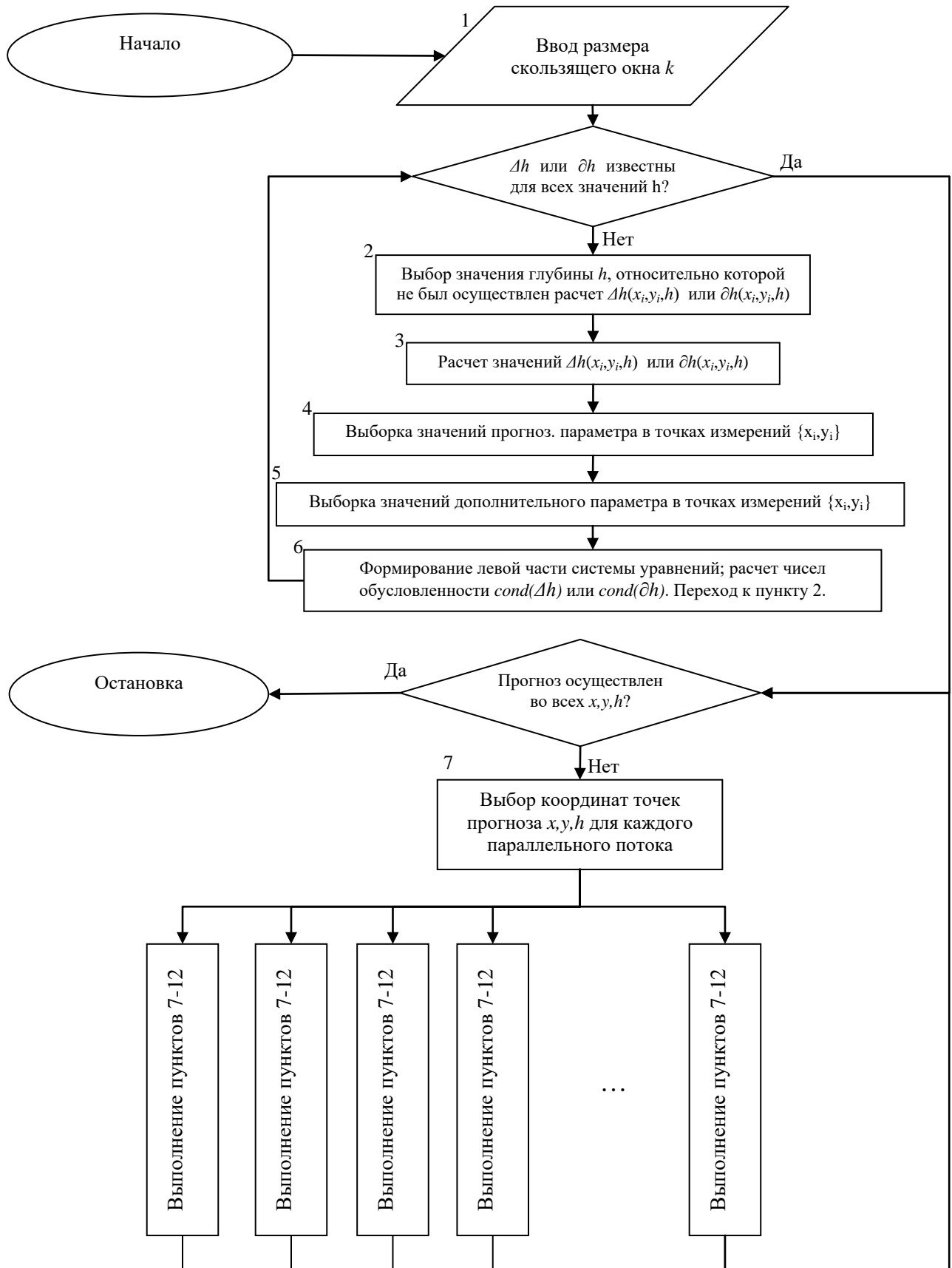


Рисунок 3.8 – Общая схема распараллеленного оптимизированного адаптивного алгоритма кригинга эквивалентных моделей

Каждый поток отвечает за выборку дополнительного параметра в прогнозируемой точке (x,y,h) ; формирование правой части и решение системы линейных уравнений; оценку значения параметра в точке прогноза. Таким образом, наиболее времязатратная часть алгоритма, связанная с формированием и решением СЛАУ, в идеальном случае может быть ускорена в $crossline \cdot inline \cdot M$ (где M – количество отсчетов МОГТ 3D по вертикали, $crossline \cdot inline$ – количество отсчетов по горизонтали). Т.е. при $crossline = 100$, $inline = 100$ и $M = 2000$, скорость расчета теоретически может быть увеличена в $100 \cdot 100 \cdot 2000 = 2 \cdot 10^7$. На практике величина ускорения будет ограничена возможностями современных ПК, в частности объемом оперативной памяти и архитектурой процессора.

Выводы по главе 3

В главе приводится описание алгоритма кригинга эквивалентных моделей, рассматривается возможность оптимизации времени его работы и распараллеливания. Показано, что оптимизация времени работы может быть достигнута за счет независимости основной матрицы системы (2.14) от координат точки прогноза (x,y) . За счет этой независимости, основные матрицы системы (2.14) можно предварительно рассчитать и затем многократно использовать. Показан пример, в котором количество рассчитываемых ковариаций удалось уменьшить в 10^4 раз. Показано, что распараллеливание алгоритма можно осуществить за счет независимости расчета прогнозируемого параметра в каждом узле исследуемой сетки $\{x,y,h\}$. Таким образом, значение параметра в каждом узле может быть рассчитано независимым потоком. Максимальное количество потоков при этом может составить $crossline \cdot inline \cdot M$.

Рассматриваются три варианта адаптации алгоритма к структурным факторам геологической среды: алгоритм, основанный на модели с согласованной

геометрией геологических границ; алгоритм, основанный на модели с несогласованной геометрией геологических границ; универсальный алгоритм, основанный на обеих вышеупомянутых моделях. В основе алгоритмов положены новые оценки ковариационных функций, учитывающие неоднородность данных и геометрию границ. Неоднородность учитывается размером окна осреднения, а геометрия границ в смещении центра окна. Алгоритм, основанный на модели с согласованной геометрией границ, может быть использован при наличии информации только об одном реперном горизонте. Однако он предполагает неизменность геометрических особенностей пластов. Алгоритм, основанный на модели с несогласованной геометрией границ, можно применить только в случае, когда точка прогноза заключена между двумя реперными горизонтами. При этом он позволяет воспроизводить геометрию пластов на основании сразу двух реперных горизонтов. Универсальный алгоритм может быть использован как при наличии одного горизонта, так и с использованием множества. Вдобавок универсальный алгоритм воспроизводит геометрию геологических пластов с учетом каждого поданного на вход реперного горизонта.

Оптимизация скорости работы адаптивных алгоритмов достигнута за счет интерполяции коэффициентов основной матрицы систем (2.26) и (2.32) на основании коэффициентов систем из предварительно подготовленного набора. Набор включает в себя M матриц, где M – количество вертикальных отсчетов дополнительного параметра. Эффективность оптимизации зависит от количества отсчетов дополнительного параметра K , попавших в пределы вертикального скользящего окна. При K равным 15, количество математических операций, требуемых для расчета одного коэффициента системы, снижается в 5 раз.

ГЛАВА 4

ИССЛЕДОВАНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ АЛГОРИТМОВ ПОСТРОЕНИЯ ОБЪЕМНЫХ МОДЕЛЕЙ ГЕОЛОГИЧЕСКОЙ СРЕДЫ И ИХ ПРОГРАММНЫХ РЕАЛИЗАЦИЙ

В этой главе приведено описание программной реализации разработанных алгоритмов. Приведены аналитические и экспериментальные доказательства выводов и тезисов, введенных в рамках главы 2. Экспериментальные доказательства каждого из тезисов осуществлялось как с использованием синтезированных данных, так и с использованием данных реальных месторождений Западной Сибири. В рамках главы приводятся результаты экспериментальной оценки помехоустойчивости алгоритмов; результаты оценки эффективности оптимизации и распараллеливания алгоритмов.

4.1. Программная реализация разработанных алгоритмов

Алгоритмы, рассмотренные в рамках третьей главы, реализованы средствами языка *C#* как часть десктопного программного приложения *Volumetric Geoenvironment* (свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2020663794). Приложение может быть запущено на персональном компьютере с установленной операционной системой Windows 7 (и выше), а также платформой .NET Framework версии 3.5 (и выше). Основной функционал включает в себя набор стандартных процедур, присущих аналогичным приложениям [55, 60, 89]:

- считывание и анализ кубов сейсмического атрибута из файлов формата *Segy*;
- считывание и анализ файла формата *xls* с информацией о параметрах среды;
- считывание и анализ данных горизонта из файла формата *ASCII*;
- запись новых файлов *Segy* в соответствии с установленным шаблоном заголовков файла;

- выборка трасс куба сейсмического атрибута по заданным координатам (например, по координатам скважин), запись выборки в файл формата *ASCII*;

а также ряд новаторских:

- визуализация геометрии загруженного куба сейсмического атрибута с визуальным отображением статистической информации;
- расчет объемной модели геологической методом «кригинга эквивалентных моделей».

Реализация вышеприведенного функционала осуществлялось в соответствии с принципами объектно-ориентированного программирования. Процедуры считывания сейсмических данных из файла *SEG-Y*, а также записи результатов моделирования, реализованы в рамках класса *C# Segy_File*. Поля этого класса хранят в себе: имя файла, шаблон файла, цифровой заголовок файла, цифровые заголовки трасс. Шаблон файла представляет собой структуру, хранящую описание байт заголовков файла и трасс. По умолчанию эта структура заполнена в соответствии со стандартом *SEG-Y_r2.0: SEG-Y revision 2.0 Data Exchange format* [33]. Реализована возможность выбора произвольного шаблона считывания файла. Цифровой заголовок файла, а также цифровые заголовки трасс хранятся в виде структуры. Заполнение вышеупомянутых структур осуществляется путем вызова конструктора класса.

Перечень основных функций класса *Segy_File*:

1. *search_position_of_trace* – поиск определенной трассы *SEG-Y* по заданным координатам. Используется при установлении соответствия параметров среды и сейсмических трасс.
2. *read_traces_in_bytes* – считывание байтов заданной группы трасс
3. *IBM_to_double* – конвертация считанных данных *SEG-Y* из формата *IBM 32-Bit Floating Point Format* в формат *Double-precision floating-point format*.
4. *double_to_IBM* – конвертация записываемых данных из формата *Double-precision floating-point format* в формат *IBM 32-Bit Floating Point Format*.

5. *write_SEGY_num_headers* – запись цифрового заголовка файла в формируемый SEGҮ.

6. *write_SEGY_trace_header* – запись заголовка одной трассы в формируемый SEGҮ.

7. *write_trace* – запись одной трассы в формируемый SEGҮ.

Процедуры считывания параметров среды реализованы в классе C# *Excel_data*. Поля рассматриваемого класса хранят в себе: имя файла *EXCEL*; имя листа с данными; количество считываемых строк; количество считываемых столбцов. В рамках конструктора класса определяется начальная и конечная глубина данных, а также шаг дискретизации.

Процедуры считывания 3D горизонта из файла реализованы в рамках класса C# *Grd_reading*. Поля этого класса хранят в себе: имя файла; координаты *X* горизонта; координаты *Y* горизонта; значения горизонта. Процедуры считывания горизонта реализованы в рамках конструктора класса и учитывают несколько ситуаций: значения горизонта заданы на равномерной регулярной сетке; значения горизонта расположены неравномерно. По завершении загрузки горизонта, каждому его значению ставится в соответствие одна из трасс загруженного сейсмического куба.

Процедуры моделирования объемного петрофизического куба реализованы в рамках двух классов: *parallel_3D_FES* и *calculation_algorithms*. *Calculation_algorithms* – это статичный класс, содержащий в себе функции для формирования отдельно взятой трассы. Класс *calculation_algorithms* включает в себя следующие процедуры:

1. *gauss_system_solving* – решение системы линейных уравнений методом Гаусса.
2. *quick_sort* – процедура сортировки данных, основанная на алгоритме «быстрой сортировки». Используется при отсеивании точек измерений по критерию расстояния.

3. *cov_matrix* – процедура расчета ковариационной матрицы (расчет основной матрицы системы 2.14).
4. *cov_vector* – процедура расчета вектора ковариационных функций (расчет правой части системы 2.14).
5. *fes_trace_calculation* – процедура расчета трассы объемной модели.

Класс *parallel_3D_FES* вызывает процедуры расчета трасс моделируемого куба в параллельных потоках. В рамках этого класса реализованы процедуры выборки данных в пределах глубинных окон и процедуры формирования заголовков создаваемого файла *SEGY*.

В рамках рассматриваемой программной реализации, исходными данными для запуска алгоритмов расчета объемных моделей параметров геологической среды являются: куб сейсмического атрибута, информация о параметрах среды (значения и координаты) и реперные горизонты. Куб сейсмического атрибута хранится в виде структурированного двоичного файла - *SEGY*. *SEGY* - это стандартизированный формат для хранения сейсмических данных, разделенный на четыре структурированных уровня: текстовый заголовок файла, цифровой заголовок файла, цифровой заголовок трассы, значения отсчетов трассы [33].

Информация о параметрах среды обычно записывается в виде текстовых файлов формата *ASCII* с расширением *las*. Файл *las* соответствует одной из исследованных скважин и его заголовки хранят в себе такую информацию, как: версия файла, название параметра, начальная глубина, конечная глубина, шаг дискретизации по глубине, код отсутствия данных и др. [34]. Т.к. анализ значения параметра, записанных в формате *las*, предполагает последовательную загрузку множества файлов, велика вероятность ошибки пользователя. Поэтому в *Volumetric Geoenvironment* считывание информации о параметрах среды осуществляется только из таблицы *EXCEL* следующей структуры:

Таблица 4.1 – Структура считываемого файла *EXCEL*

Имя скважины	Координата X	Координата Y	Глубина 1, м	Глубина 2, м	...	Глубина m , м
Скважина 1	X_1	Y_1	Параметр ₁₁	Параметр ₁₂	...	Параметр _{1m}
Скважина 2	X_2	Y_2	Параметр ₂₁	Параметр ₂₂	...	Параметр _{2m}
Скважина 3	X_3	Y_3	Параметр ₃₁	Параметр ₃₂	...	Параметр _{3m}
Скважина 4	X_4	Y_4	Параметр ₄₁	Параметр ₄₂	...	Параметр _{4m}
...
Скважина n	X_n	Y_n	Параметр _{n1}	Параметр _{n2}	...	Параметр _{nm}

Таблица со структурой, указанной выше, формируется пользователем самостоятельно. Процесс формирования таблицы может оказаться времязатратным при наличии информации о большом количестве скважин, однако является необходимым, т.к. существенно снижает вероятность использования некорректных данных для моделирования.

Реперный горизонт, т.к. представляет собой поверхность (грид), описывающую геометрию геологического пласта, может быть представлен как зависимость глубины от координат X и Y , ввиду этого обычно записывается в виде двоичного файла формата *ASCII* или в виде таблицы *MS Excel*.

Все вышеописанные данные взаимосвязаны друг с другом, ввиду чего их загрузка представляет собой ряд строго последовательных процедур.

1. Считывание значений сейсмического атрибута из файла *SEG Y*; анализ считанных данных.
2. Считывание значений параметра среды из файла *EXCEL*; анализ считанных данных.
3. Увязка значений параметра среды и сейсмического атрибута.
4. Считывание значений одного или нескольких реперных горизонтов.
5. Увязка значений горизонта со значениями сейсмического атрибута и параметра среды.

Анализ данных SEG Y предполагает вычисление таких характеристик файла как: количество хранимых в файле трасс; максимальные значения координат X , Y ,

Crossline, Inline; минимальные значения координат $X, Y, Crossline, Inline$; глубина первого и последнего отсчета трасс. В ходе увязки данных ГИС и SEGY каждой кривой ГИС ставится в соответствие ближайшая по расстоянию трасса куба сейсмического атрибута. Также на данном этапе осуществляется проверка попадания координат кривых ГИС в пределы моделируемого объема. В ходе увязки горизонта с данными ГИС и SEGY определяются точки пересечения кривых ГИС и горизонта; каждой трассы куба и горизонта. Каждой трассе сейсмического куба ставится в соответствие значение реперного горизонта, что необходимо для реализации алгоритмов, адаптированных к структурным факторам.

Программа разрабатывалась с целью предоставить пользователю возможность запуска алгоритмов моделирования параметров среды, посредством интуитивно понятного пользовательского интерфейса. Визуальный интерфейс пользователя создан средствами языка C# с использованием *Windows Forms (WF)* – простого и многофункционального API, преимуществами которого являются:

1. Возможность создавать визуальные интерфейсы без знания языков разметки, таких как XAML или HTML.
2. Возможность создавать кроссплатформенные приложения благодаря тому, что WF является частью *.Net Framework*.

Стоит отметить, что существуют более современные и многофункциональные API для языка C#, например *Windows Presentation Foundation (WPF)*. Однако WF прост в использовании и был выбран исходя из приоритета скорости разработки. Внешний вид главного окна программы приведен на рисунке (4.1):

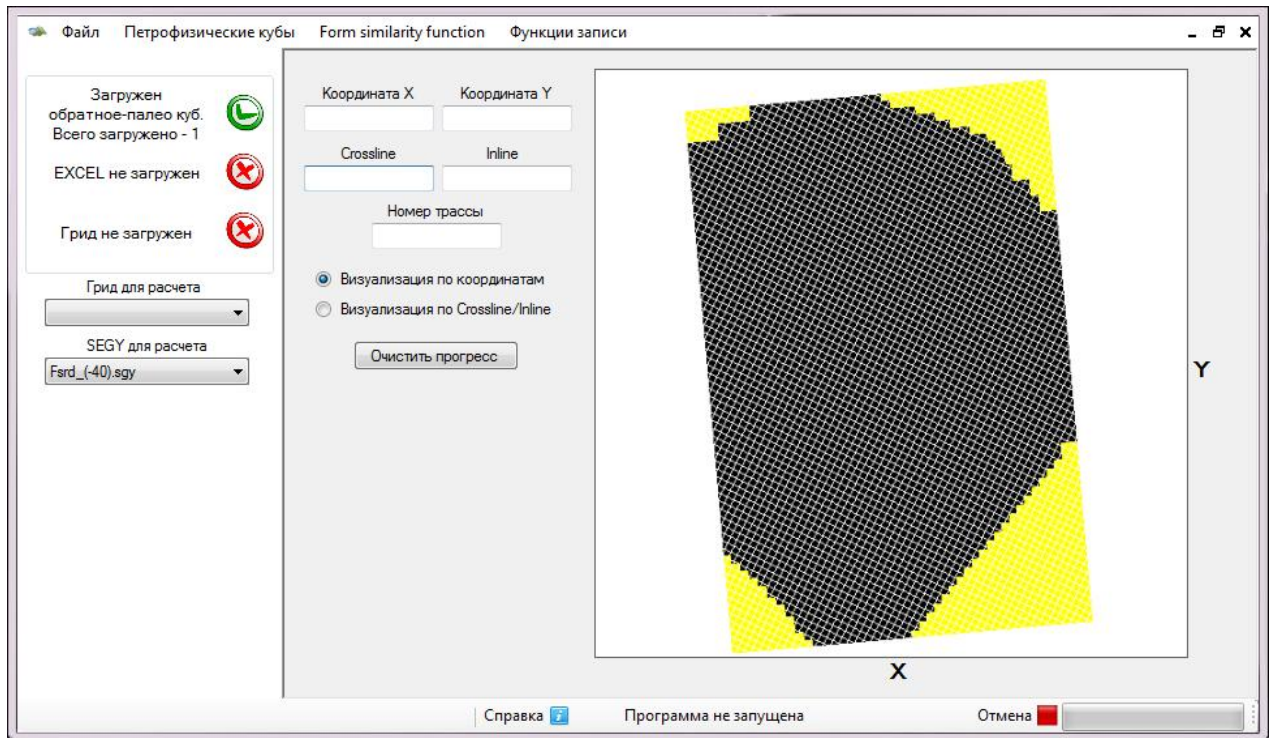


Рисунок 4.1 – Главное окно программы

В левой части окна расположены: индикаторы загрузки данных; меню выбора реперного горизонта из числа уже загруженных. В нижней части окна располагается строка состояния (рисунок 4.2):

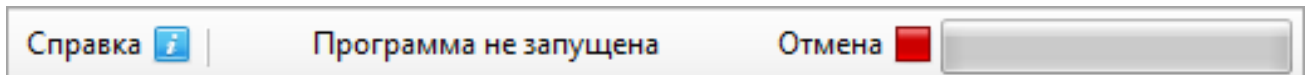


Рисунок 4.2 – Строка состояния программы

Строка состояния включает в себя: кнопку "Отмена", позволяющую остановить любую запущенную пользователем операцию; текстовое описание текущего состояния программы; ползунок прогресса текущей операции; кнопку, осуществляющую вызов документации. В верхней части окна расположено главное меню (рисунок 4.3):

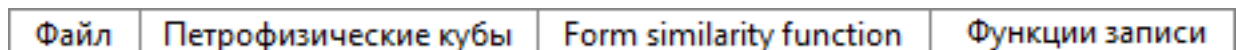


Рисунок 4.3 – Главное меню программы

Пункт главного меню «файл» включает в себя набор кнопок, отвечающих за загрузку и удаление исходных данных (рисунок 4.4):

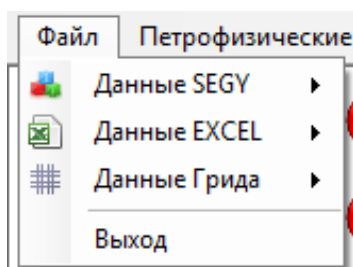


Рисунок 4.4 – Пункт главного меню - «файл»

Загрузка файлов *SEGY* осуществляется с помощью пункта главного меню "Файл → Данные *SEGY* → Загрузить". Выбор этого пункта приводит к вызову диалогового окна, изображенного на рисунке 4.5:

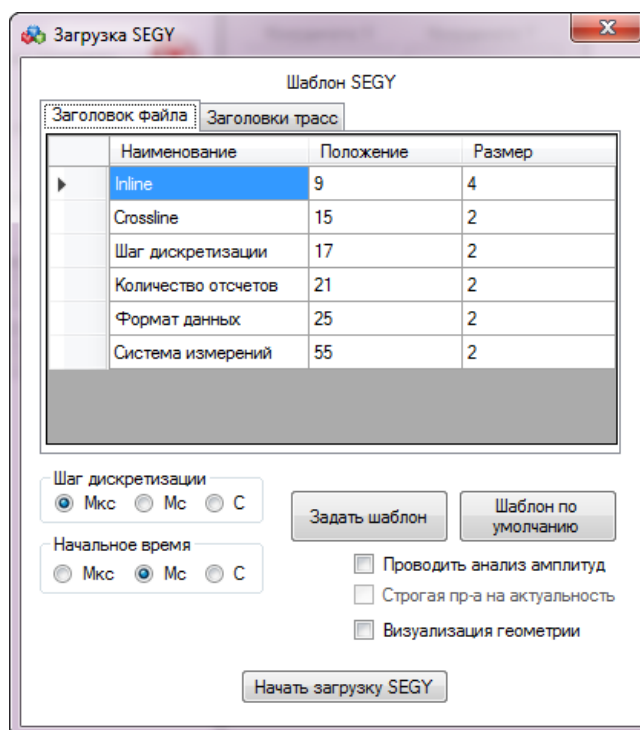


Рисунок 4.5 – Диалоговое окно «загрузка *SEGY*»

Приведенное диалоговое окно позволяет задавать шаблон чтения *SEGY*, т.е. указывать значения каждого байта заголовочной части файла [33]. Запуск процедуры считывания (загрузки) файла осуществляется с помощью соответствующей кнопки в нижней части окна. При успешном завершении процедуры чтения, пользователь будет оповещен диалоговым окном и соответствующим индикатором главного окна.

Пункт главного меню "Файл → Данные *SEG Y* → Характеристики" позволяет пользователю вызвать окно «характеристики файла», изображенного на рисунке 4.6.

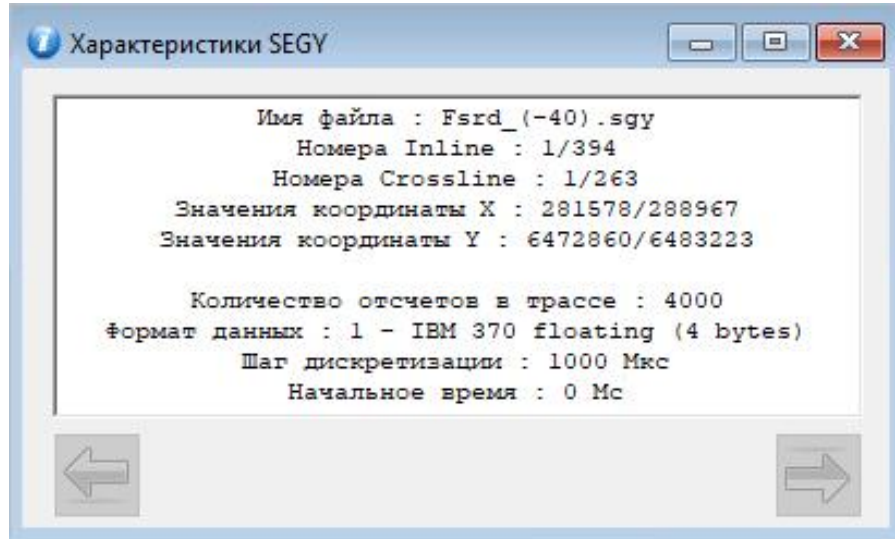


Рисунок 4.6 – Окно «характеристики файла»

Окно «характеристики файла» предоставляет пользователю краткую статистическую информацию, на основании которой можно сделать выводы о корректности процедуры чтения. Пункт главного меню "Файл → Данные *SEG Y* → Геометрия куба" осуществляет вызов окна, отвечающего за визуализацию пространственной геометрии куба (рисунок 4.7):

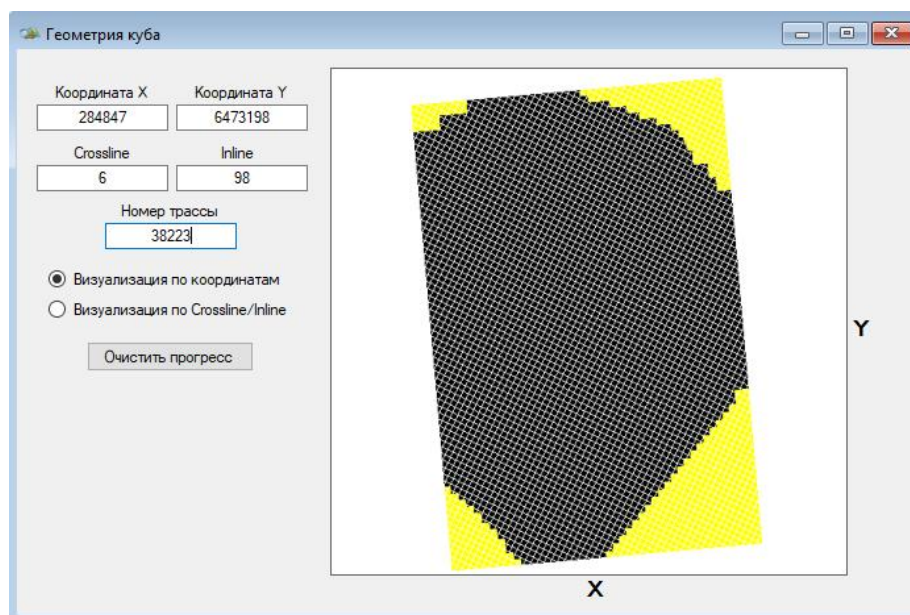


Рисунок 4.7 – Окно «геометрия куба»

Геометрия куба представляется растровым изображением, каждый пиксель которой привязан к пространственным координатам (x,y) . Черным цветом отмечаются актуальные трассы куба, т.е. трассы с записанными значениями сейсмического атрибута. Желтым цветом, соответственно, обозначаются неактуальные, т.е. пустые (нулевые) трассы. Неактуальные трассы не используются алгоритмом при моделировании параметра. Единственным их назначением является искусственное придание прямоугольной геометрии куба, необходимой для загрузки SEG Y в некоторые программные пакеты (например, Kingdom Suite). В большинстве случаев, геометрия и местоположение неактуальных трасс заведомо известны пользователю и их корректное отображение на рассматриваемой форме является надежным критерием безошибочного считывания SEG Y.

Пункт главного меню "Файл → Данные EXCEL → Загрузка" осуществляет вызов диалогового окна, приведенного на рисунке 4.8:

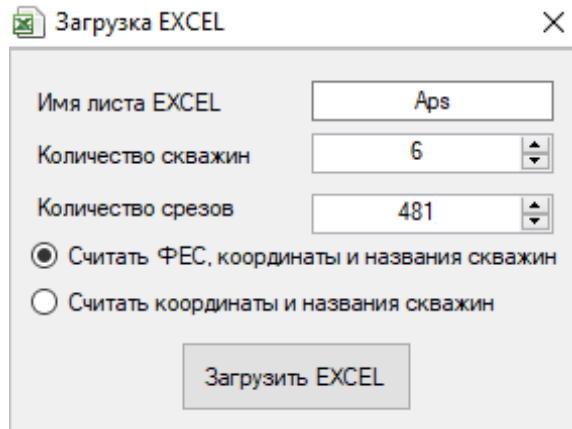


Рисунок 4.8 – Диалоговое окно «Загрузка EXCEL»

В диалоговом окне пользователь должен указать: имя листа EXCEL с данными ГИС; количество скважин, информация о которых хранится в листе; количество срезов (отсчетов) по глубине. Нажатие кнопки «Загрузить EXCEL» запускает процедуру считывания, в процессе которой также осуществляется расчет статистики. Посчитанные статистические характеристики, такие как пределы координат (x,y) , сопоставляются с аналогичными характеристиками загруженного

куба. В случае их несоответствия, пользователь будет предупрежден диалоговым окном, а процедура считывания будет прервана.

Пункт главного меню "Файл → Данные грида → Загрузка грида" осуществляет вызов диалогового окна, в котором пользователю необходимо указать размерность загружаемого грида (реперного горизонта) и код отсутствия данных. Код отсутствия соответствует значениям грида, которые необходимо пропустить в процессе считывания. Корректное завершение процедуры считывания будет отмечено соответствующим индикатором главного окна.

Запуск алгоритмов моделирования параметра среды осуществляется с помощью пунктов меню из категории «Петрофизические кубы» и становится доступным при успешной загрузке: одного и более куба сейсмического атрибута; данных ГИС хотя бы одного параметра; одного или нескольких реперных горизонтов. Пункт меню "Петрофизические кубы → Построить петрофизический куб" осуществляется вызов диалогового окна, предоставленного на рисунке 4.9:

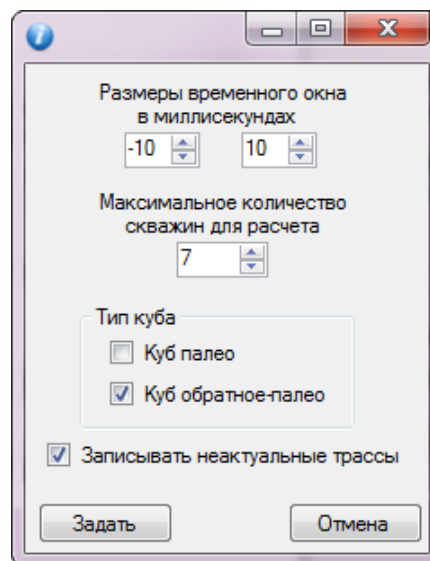


Рисунок 4.9 – Диалоговое окно «Параметры кригинга эквивалентных моделей»

Рекомендации по выбору размера скользящего окна приведены в разделе 3.1. Максимальное количество скважин, данные которых могут учувствовать в формировании системы уравнений, задается пользователем исходя из регулярности и объема общей выборки данных ГИС. Запуск алгоритма

моделирования осуществляется путем нажатия кнопки «задать», расположенной в нижней части диалогового окна.

4.2. Оценка качества моделирования кригинга эквивалентных моделей

В рамках раздела 2.2 показано, что прогнозируемое значение можно представить в виде взвешенной суммы (2.15) значений этого же параметра, измеренного в некотором наборе точек $\{x_i, y_i\}$. Численные значения весовых функций в выражении (2.15) получаются путем решения системы линейных уравнений (2.14). В свою очередь коэффициенты системы (2.14) представляют собой значения ковариаций сейсмического атрибута. В разделе 2.4 численно доказано что, если множество исходных данных является достаточным, отклонение оценки параметра (2.15) от своего реального значения равно нулю. В противном случае, когда множество является недостаточным, отклонение отлично от нуля и прямо пропорционально множителю Лагранжа (2.46). На основании этого, можно рассчитать оценку погрешности моделирования (2.48) в каждой точке моделируемого объема. Целью данного раздела является экспериментальное доказательство вышеизложенных утверждений.

Т.к. не существует явных критериев оценки достаточности множества до проведения моделирования, а также из-за отсутствия алгоритмов формирования такого множества, было принято решение разделить исследования на два последовательных этапа. Первый этап проводился с использованием экспериментальной модели, поведение которой полностью известно, а результат моделирования с её использованием – предсказуем. Вторым этапом исследования проводился с использованием полевых данных и был направлен на доказательство применимости выдвинутых утверждений и предложенных алгоритмов в реальных условиях.

Генерация экспериментальной модели (рисунок 4.11) осуществлялась средствами пакета прикладных программ *MATLAB* в ограниченной пространственной области (100×100×100 метров). В пределах этой же области

было определено местоположение четырех вертикальных скважин (рисунок 4.10 а).

Моделирование значений сейсмического атрибута в скважинах осуществлялось с помощью импульса Берлаге с различными характеристиками (рисунок 4.10 б) [28]. Для каждой скважины весовая функция $v_i(x, y)$ определялись численно в соответствии с условием равенства единице в точке скважины. Еще одним условием являлось существование областей, в которых весовая функция i -й скважины равна нулю (пример на рисунке 4.12 а, в и рисунке 4.13 а). Экспериментальная модель рассчитывалась путем весового суммирования модельных значений атрибута всех четырех скважин в пределах равномерной трехмерной сетки с шагом 1м (рисунок 4.11):

$$S(x, y, h) = \sum_{i=1}^4 v_i(x, y) S_i(h) + v^a \tilde{S}_1(h).$$

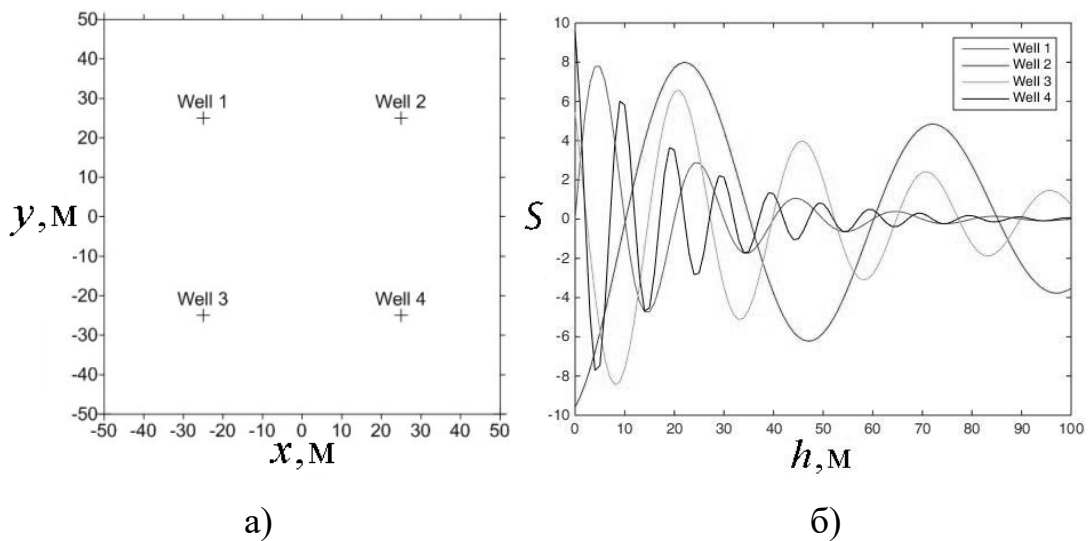


Рисунок 4.10 – Положение модельных скважин на плоскости (а); модельные значения сейсмического атрибута $S_i(z)$ в точках скважин (б)

Решение обратной задачи осуществлялось в предположении о наличии только трех скважин: №2, №3 и №4. Скважина №1, расположенная в левой верхней части модели (координаты $[-25;25]$), принималась за неизвестную. Относительно каждой точки трехмерной сетки осуществлялась оценка весовых функций путем решения САЛУ (2.14). Результаты оценки весовых функций

приведены на рисунке 4.12 б, г. Как и предполагалось исходя из (2.47), отклонения оценок весовых функций от своих истинных значений произошли в области, где наибольшее влияние имела первая скважина. Справедливо обратное: в области, где весовая функция первой скважины равнялась нулю, оценки весовых функций получены точно.

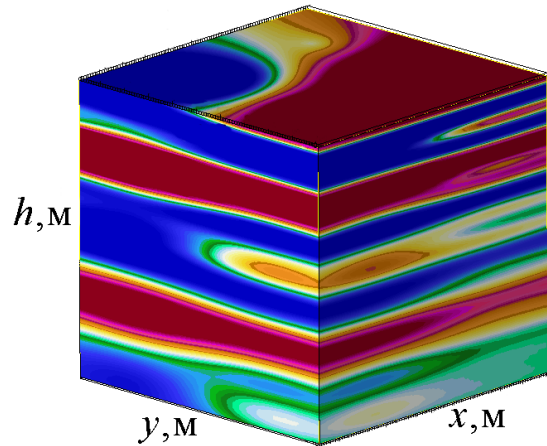


Рисунок 4.11 – Экспериментальная модель куба сейсмического атрибута

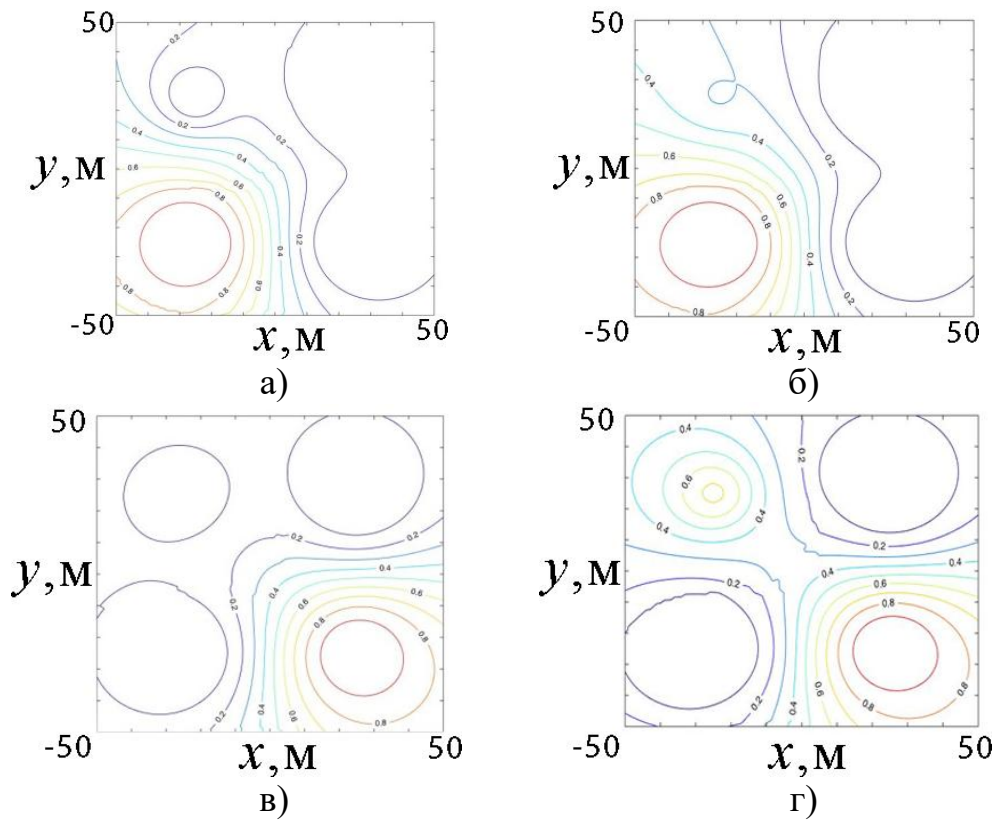


Рисунок 4.12 – Модельные весовые функции $v_3(x, y)$ (а), $v_4(x, y)$ (в) и оценки весовых функций $w_3^0(x, y)$ (б), $w_4^0(x, y)$ (г)

Для дальнейшего определения погрешности моделирования согласно (2.14) и (2.15) было проведено создание куба сейсмического атрибута с использованием оценок весовых функций

$$\hat{S}(x, y, h) = \sum_{i=2}^4 w_i^0(x, y) S_i(h)$$

и расчет дисперсии моделирования [29] $\sigma_{\text{ок}}(x, y) = \int_0^{100} (S(x, y, h) - \hat{S}(x, y, h))^2 dh$.

Для наглядной демонстрации результатов, полученные распределения вынесены на рисунок 4.13. Из рисунка видно, что в зонах, где вес неизвестной скважины равнялся нулю ($v^a(x, y) = 0$), т.е. в зонах, где множество исходных данных является достаточным, погрешность моделирования и оценка веса неизвестной составляющей оказались равными нулю. В зонах, где вес $v^a \neq 0$ (т.е. где множество исходных данных является недостаточным) вес скважины №1 v^a , оценка веса и погрешность моделирования оказались одинаковыми по характеру распределения.

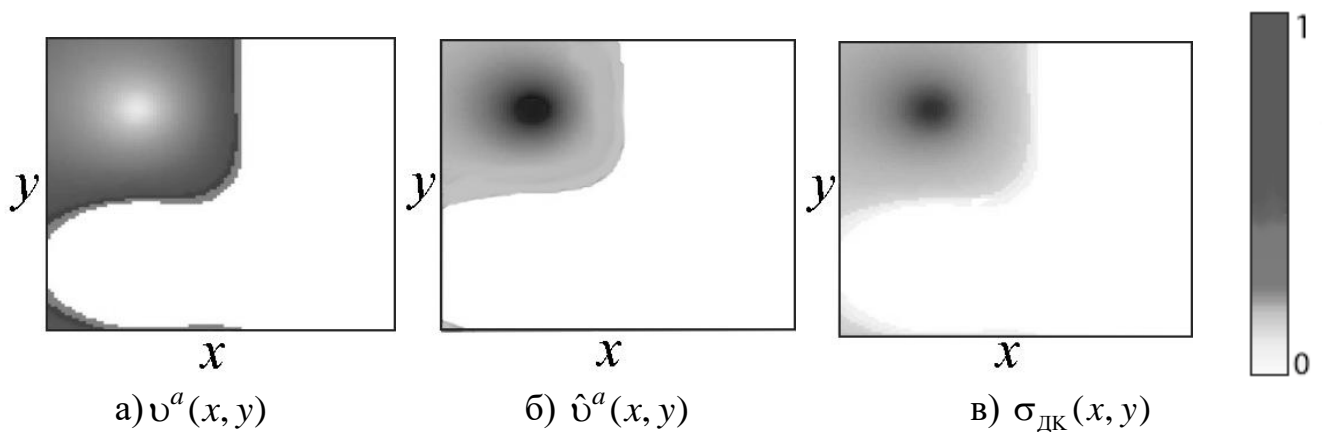


Рисунок 4.131 – Весовая функция скважины №1 (неизвестных данных) (а), оценка веса неизвестной составляющей (б); дисперсия моделируемого куба (в)

Дополнительно проверка этого же утверждения была проведена с использованием материалов 3D МОГТ Конторовичского месторождения Томской области; материалов ГИС семи скважин этого же месторождения. В качестве сейсмического атрибута была выбрана форма импульса волны, отраженной от подошвы Баженовской свиты. Куб атрибута дополнительно был подвергнут ряду

процедур для повышения разрешенности сейсмической записи. Решение СЛАУ (2.14) осуществлялось три раза. На первом этапе множество исходных данных включало в себя данные только трех скважин (рисунок 4.14а). Практически во всей анализируемой области, за исключением отдельных небольших участков, оценка веса неизвестной составляющей оказалась значимой (больше 0.5). На втором этапе в множество были добавлены две скважины, расположенные в центральной части площади (рисунок 4.14б). Соответственно, в систему (2.14) было добавлено два уравнения. В результате оценка веса существенно снизилась как вблизи скважин, так и на значительном удалении от них. На третьем этапе множество включало в себя данные всех семи скважин. Результаты моделирования приведены на рисунке 4.14в. Оценка веса в рассматриваемом случае оказалась близкой к нулю в большей части рассматриваемой области. Последнее может свидетельствовать о достаточности выборки данных семи скважин, а также о достижении наилучшего качества модели, в сравнении с предыдущими результатами.

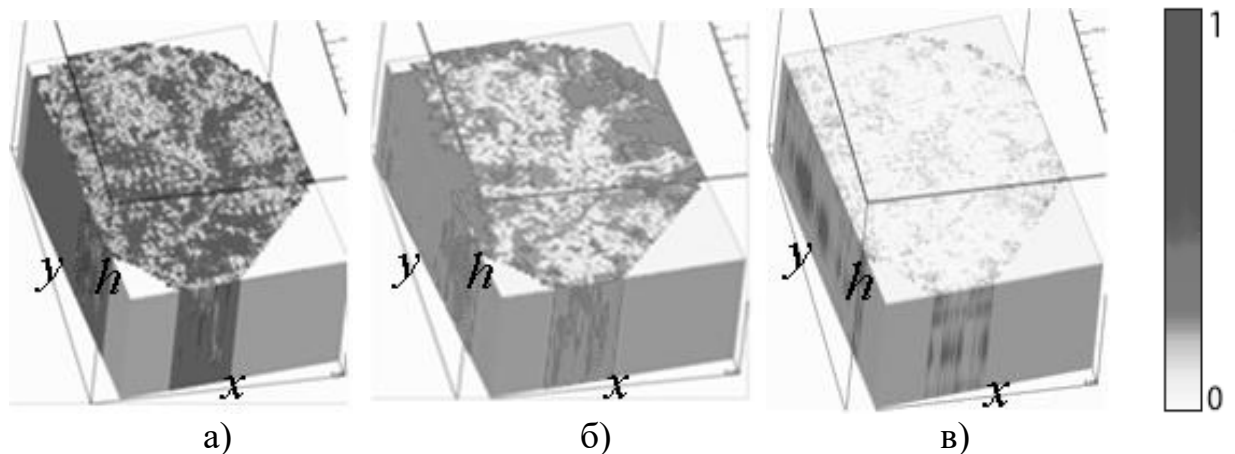


Рисунок 4.14 – Срез куба относительной погрешности кригинга эквивалентных моделей, полученный вдоль Баженовской свиты при моделировании: по трем скважинам (а); пяти скважинам (б); семи скважинам (в). Конторовичское месторождение Томской области (с разрешения ООО «Томскгеонефтегаз»)

Исходя из полученных результатов, оценка веса неизвестной составляющей имеет практическую значимость при анализе погрешностей моделирования. В частности, оценка веса неизвестной составляющей может быть использована для

локализации зон достаточности/недостаточности данных и соответственно, для численной оценки качества полученной модели в каждой точке исследуемого объема.

4.3. Оценка эффективности адаптивных алгоритмов

Эффективность адаптивных алгоритмов проверялась с использованием данных сейсморазведки и ГИС ряда месторождений Томской, Новосибирской и Иркутской областей. В рамках рассматриваемого раздела приводится пример, базирующийся на данных одного из месторождений углеводородов Западной Сибири. Исходными данными для моделирования выступали значения параметра *Ars* шести скважин, измеренные методом каротажа потенциалов собственной поляризации и приведенные к размерности [0,1] для простоты интерпретации; реперный горизонт, полученный в результате процедуры «корреляция по переходу через ноль» относительно подошвы Баженовской свиты (рисунок 4.15); куб сейсмического атрибута, полученный в пределах всего месторождения.

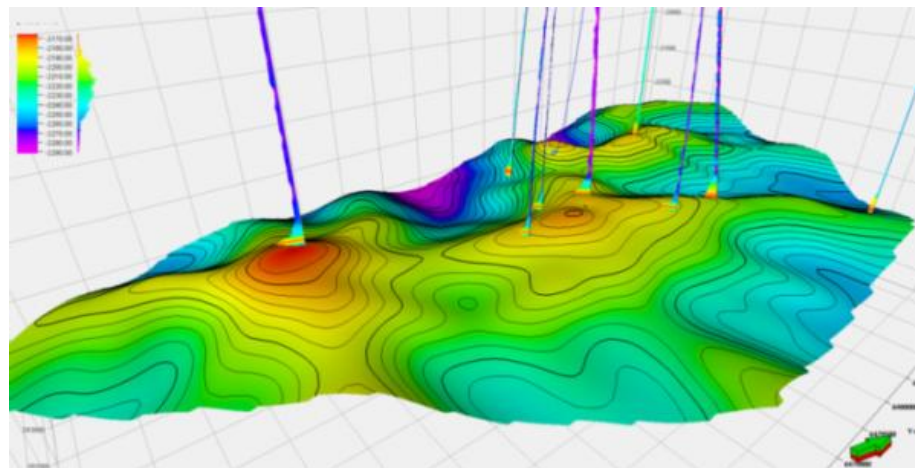


Рисунок 4.15 – Реперный горизонт, полученный относительно подошвы Баженовской свиты

На первом этапе моделирование осуществлялось с использованием с использованием алгоритма для горизонтально слоистой среды, т.е. алгоритма без адаптации. Полученные результаты моделирования приведены на рисунке 4.16.

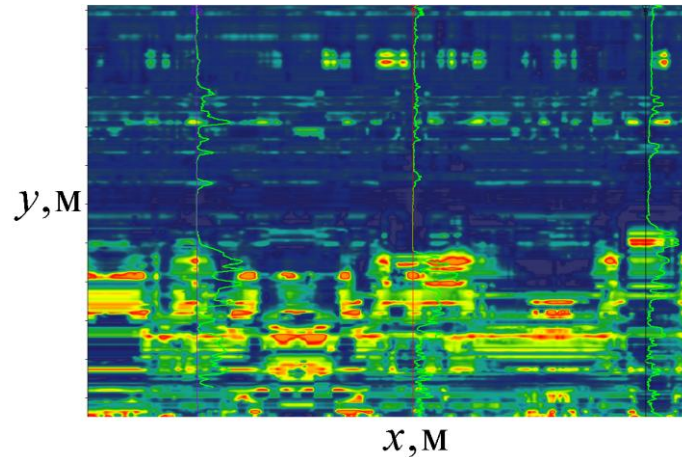


Рисунок 4.16 – Вертикальный срез горизонтально-слоистой модели Aps

Сложное и нелинейное поведение реперного горизонта, приведенного на рисунке 4.15, является свидетельством сложного и нелинейного поведения структурных особенностей исследуемого геологического объекта. Из рисунка 4.16 видно, что горизонтально-слоистая модель не отражает в себе эти структурные особенности. Это в свою очередь свидетельствует о неэффективности алгоритма без адаптации. Для получения более достоверного результата и воспроизведения структурных особенностей реального геологического объекта моделирование было проведено повторно с использованием алгоритма для модели с согласованной геометрией границ.

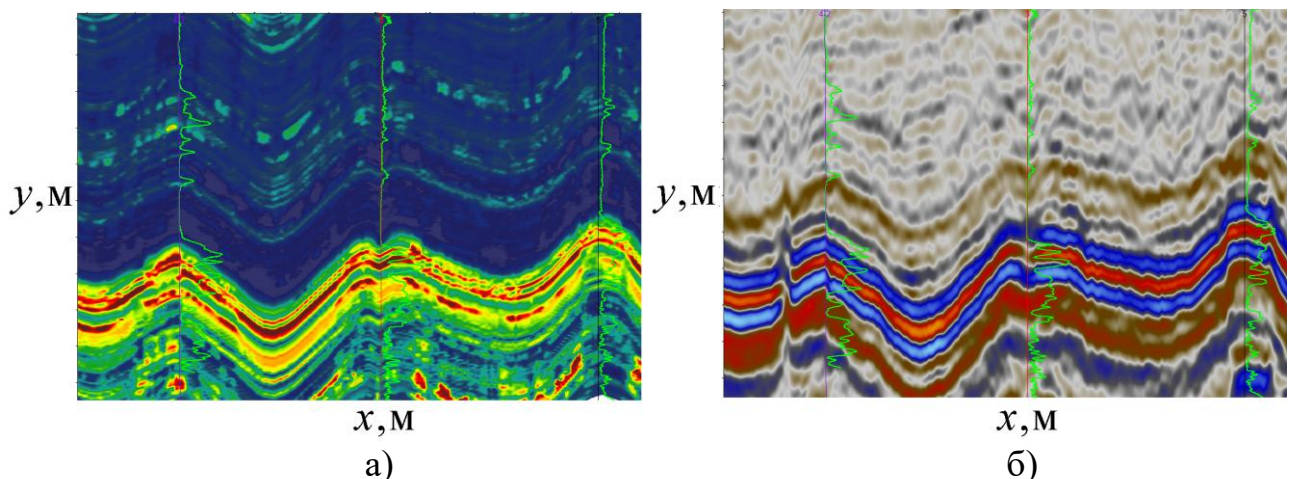


Рисунок 4.17 – Вертикальный срез: а - модели с согласованной геометрией границ параметра Aps; б - куба сейсмического атрибута

На рисунке 4.17а приводятся вертикальный срез новой модели. Для лучшей наглядности результата, на рисунке 4.17б, приведен соответствующий вертикальный срез куба сейсмического атрибута.

Сопоставляя рисунок 4.17а и рисунок 4.17б, очевидным становится, что структурные особенности пластов, прослеживаемых по новой модели Aps, схожи со структурными особенностями соответствующих пластов, прослеживаемых по сейсмическому атрибуту. Для сравнения результатов работы алгоритмов кригинга эквивалентных моделей с адаптацией и без, по полученным моделям были прослежены реперные горизонты. Эти горизонты в дальнейшем сопоставлялись с исходными реперными горизонтами, полученными по сейсмическим данным. Результаты сопоставления сведены в таблице 4.2.

Таблица 4.2 – Результаты сравнения горизонтов, полученных по моделям с адаптацией и без с исходными горизонтами, полученными по сейсмическим данным

Название горизонта	Относительная погрешность без адаптации, %	Относительная погрешность с адаптацией, %	Абсолютная погрешность без адаптации, м	Абсолютная погрешность с адаптацией, м
J0	0.91	0.02	16.29	0.51
A2	1.21	0.05	19.15	0.82
B8	1.12	0.04	15.51	0.41

Из таблицы видно, что использование алгоритма, адаптированного к структурным факторам геологической среды, позволило в среднем уменьшить значение абсолютной ошибки процедуры прослеживания горизонтов в 31 раз. Таким образом, для моделирования рекомендуется применять алгоритм с адаптацией.

4.4. Оценка помехоустойчивости алгоритмов

Помехоустойчивость – это способность алгоритма выполнять свои функции с требуемым качеством в условиях воздействия помех [35]. Необходимость

оценки помехоустойчивости в рамках решаемой задачи обосновывается наличием помех в данных 3D МОГТ и ГИС. Помехи в свою очередь вызывают возмущения коэффициентов систем (2.14), (2.26) и (2.32) и неизбежно приводят к вычислительным ошибкам. Оценка помехоустойчивости осуществлялась с использованием экспериментальной модели, полученной путем весового суммирования данных шести псевдо-скважин, схема расположения которых приведена на рисунке 4.18.

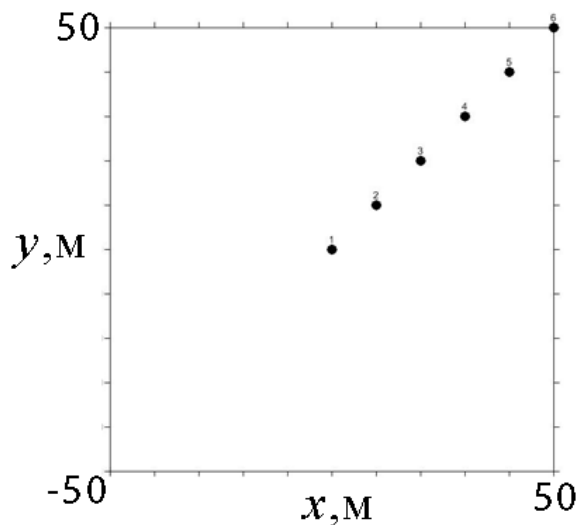


Рисунок 4.18 – Расположение псевдо-скважин

Экспериментальная модель генерировалась в ограниченной пространственной области ($100 \times 100 \times 100$ метров). Данные псевдо-скважин моделировались с помощью импульсов Берлаге различной формы. Длительность каждого импульса принималось равной десяти миллисекундам. В межскважинном пространстве значения модели рассчитывались путем весового суммирования данных всех псевдо-скважин. Весовые функции рассчитывались симметричными относительно начала координат. Максимальное значение каждой функции достигалось на расстоянии, равном расстоянию от начала координат до положения псевдо-скважины. Полученная экспериментальная модель, а также весовая функция второй скважины, представлены на рисунке 4.19.

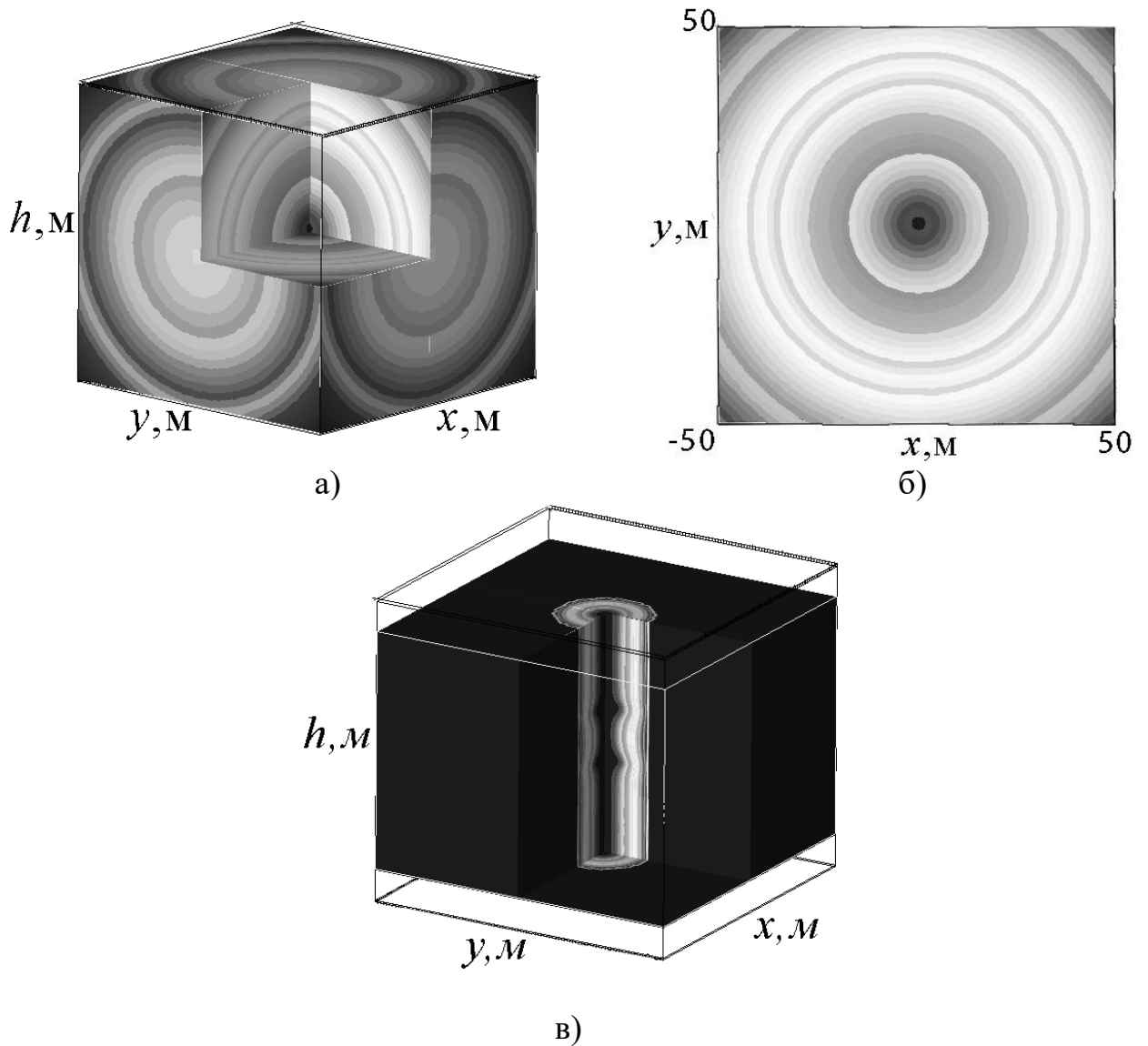


Рисунок 4.19 – 3D визуализация экспериментальной модели (а); горизонтальный срез экспериментальной модели (б); весовая функция второй псевдо-скважины (в)

Для исследования помехоустойчивости кригинга эквивалентных моделей на экспериментальную модель последовательно накладывался некоррелированный шум различной интенсивности (рисунок 4.20). На вход алгоритма подавались зашумленная модель и исходные данные псевдоскважин.

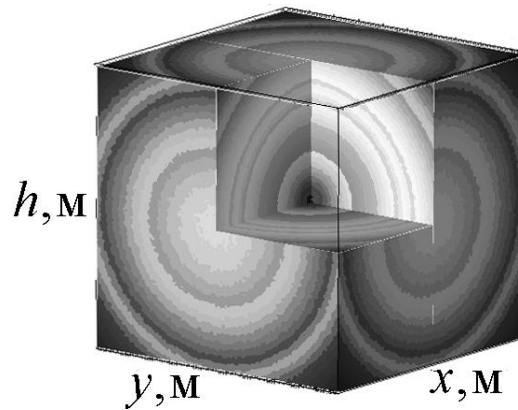


Рисунок 4.20 – 3D визуализация экспериментальной модели с шумом

Модель, полученная в результате работы алгоритма, сравнивалась с исходной экспериментальной моделью. В частности, сравнивалось среднее квадратическое отклонение полученного результата от экспериментальной модели. На рисунке 4.21 приведены горизонтальные срезы экспериментальной модели и результата работы алгоритма.

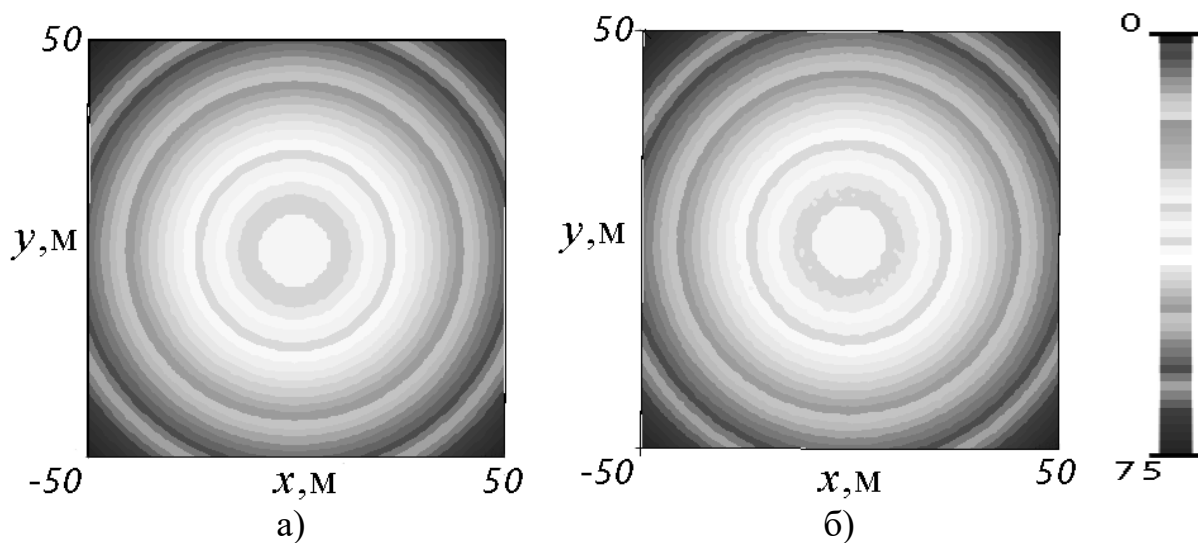


Рисунок 4.21 – Горизонтальные срезы.

Экспериментальных данных (а); результата кригинга эквивалентных моделей (б)

Сравнивая рисунки 4.21а и 4.21б можно с уверенностью сказать, что алгоритм смог воспроизвести модель с несущественными искажениями в районе низких амплитуд, где влияние помех существенно больше. В таблице 4.3

приведены результаты экспериментов с использованием шумов различной интенсивности:

Таблица 4.3. Зависимость среднеквадратического отклонения результата моделирования от соотношения сигнала к шуму

Соотношение сигнала к шуму, дБ	Нормированное среднеквадратическое отклонение, %	Нормированное максимальное отклонение, %
82	1.1	26
44	2.8	32
25	4.8	34

Из приведенной выше таблицы видно, что нормированное среднеквадратическое отклонение изменяется незначительно при увеличении соотношения сигнала и шума. Также стоит отметить, что даже при высоких соотношениях сигнала к шуму (25 дБ), нормированное среднеквадратическое отклонение не превышает 4.8%, что является хорошим показателем в условиях сильной зашумленности.

4.5. Оценка быстродействия параллельных алгоритмов

Доля последовательных операций в оптимизированном алгоритме составляет примерно 15%. В неё входят: операции считывания и анализа исходных данных; операции увязки данных ГИС, реперных горизонтов и сейсмических атрибутов; операции записи результата. Оставшиеся 85% алгоритма могут быть распараллелены. В соответствии со вторым законом Амдала [32] теоретическое минимальное время работы распараллеленного алгоритма можно оценить в соответствии с выражением:

$$T_p = \alpha T_1 + \frac{(1 - \alpha)T_1}{p} \quad (4.1)$$

где α – доля последовательных операций в параллельном алгоритме; T_1 – время работы последовательной реализации; p – количество параллельных процессов.

Рассмотрим пример, в рамках которого моделирование осуществлялось по данным наземной сейсморазведки, с общим объемом 1.6 Гб, и ГИС шести скважин. Размерность системы (2.14) при этом составляет 7. При таком объеме сейсмических данных алгоритму необходимо выполнить расчёт $(7 \cdot 7 + 7) \cdot 394 \cdot 263 \cdot 591 \approx 3.4 \cdot 10^9$ ковариаций и одновременно с этим решить 61240602 систем линейных уравнений. Время работы *последовательной* реализации алгоритма кригинга эквивалентных моделей для модели с согласованной геометрией границ, для вышеприведенных данных составило 8.75 минуты. В соответствии с формулой (4.1), допуская, что параллельная реализация будет запущена на восьми-поточковом процессоре, минимальное время работы составит:

$$T_p = 0.15 \cdot 8.75 + \frac{(1 - 0.15) \cdot 8.75}{8} = 2.24, \text{ мин.}$$

Максимальное ускорение распараллеливания соответственно равно:

$$S = \frac{8.75}{2.24} = 3.90$$

На практике, для восьми-поточкового процессора *Intel(R) Core i7-3770 3.90 GHz*. наименьшее время работы распараллеленного алгоритма составило 2.73 минуты. На основании этого можно сделать вывод об эффективности предложенной параллельной реализации, т.к. реальное время её работы близко к рассчитанному минимальному значению (2.24 минуты). Максимально достигнутое ускорение соответственно равно 3.2.

Выводы по главе 4

В рамках рассматриваемой главы приводится описание программного обеспечения, реализующего алгоритмы, рассмотренные в третьей главе данной работы. Приводится описание форматов данных, используемых для хранения информации о сейсмических атрибутах, кривых ГИС и реперных горизонтов. Приводится описание интерфейса пользователя, используемого для запуска

расчёта объемных моделей параметров геологической среды. Приводится описание основных классов и функций, реализующих процесс расчета модели.

Экспериментально доказаны аналитические выводы, приведенные во второй главе диссертации. Эксперимент проводился с использованием достаточного множества данных, значения весовых функций которых заведомо известны во всем моделируемом объеме. Данные одной из скважин исключались из выборки, которая затем использовалась для моделирования параметра среды во всем объеме. В результате ошибка моделирования оказались равной нулю в зонах, где используемое множество являлось достаточным и отклонялась от нуля в зонах, где весовая функция исключенной скважины имела значимое влияние. Второй эксперимент проводился с использованием реальных данных одного из месторождений Западной Сибири и привел к аналогичным выводам.

Экспериментально показана высокая помехоустойчивость алгоритма кригинга эквивалентных моделей. Эксперимент в данном случае осуществлялся с использованием синтезированной модели, искажаемой шумом различной интенсивности. Во всех случаях нормированное среднеквадратическое отклонение оказалось в пределах допустимых величин.

В рамках четвертого раздела также показаны результаты моделирования по реальным данным месторождений Западной Сибири с использованием алгоритма кригинга эквивалентных моделей и его адаптивных вариантов. Приводится сравнительная оценка скорости работы последовательного и распараллеленного алгоритма.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе выполнения теоретических и экспериментальных исследований в рамках данной работы с целью разработки нового метода оценки параметров среды, позволяющего получать эффективные модели неоднородной и анизотропной среды по нерегулярной редкой сети наблюдений с оценкой точности прогнозирования, независимой от человеческого фактора и взаимосвязи исходных данных, были сделаны следующие заключения.

1. Проведенный анализ существующих методов прогноза параметров геологической среды показал, что существующие методы условно делятся на две группы: использующие только параметры ГИС в качестве исходной информации; совместно использующие параметры ГИС и сейсмические атрибуты. Первая группа демонстрирует хорошие результаты в условиях частой регулярной сетки измерений ГИС. Вторая группа применяется в условиях редкой нерегулярной сетки ГИС и использует сейсмические наблюдения в пределах всего исследуемого объема. Дальнейшее, более детальное изучение существующих методов осуществлялось в рамках второй группы, т.к. измерения ГИС в подавляющем большинстве случаев осуществляются по редкой нерегулярной сетке. Было выявлено, что существующие методы обладают рядом недостатков: методы прямого пересчета, сейсмической инверсии и нейронных сетей являются аппроксимационными при требовании интерполяционного результата; методы прямого пересчета и нейронных сетей предполагают наличие линейной связи между сейсмическим атрибутом и прогнозируемым параметром, однако, такая связь не была обнаружена, несмотря на большое количество атрибутов и исследователей; методы геостатистики предполагают, что моделируемый параметр удовлетворяет условиям однородности второго рода; результаты, полученные в ходе сейсмической инверсии, ограничиваются небольшим глубинным интервалом и значимо зависят от выбранного интерпретатором импульса. Исходя из выявленных недостатков существующих методов, был

сделан вывод об актуальности разработки новых методов, лишенных рассмотренных выше недостатков.

2. Разработан новый геостатистический метод, получивший название кригинг эквивалентных моделей. Показано что разработанный метод относится к классу интерполяционных, а также, в отличие от классических геостатистических методов, опирается на неоднородную модель среды и исключает вероятность получения физически нереального результата. Рассматриваются вопросы адаптации метода к структурным факторам геологической среды. Предлагается три варианта адаптации: для модели с согласованной геометрии границ; для модели с несогласованной геометрией кровли и подошвы; универсальный метод адаптации, учитывающий оба предыдущих случая.

3. Исследования точности разработанного метода на моделях *достаточного* и *недостаточного* множества исходных данных показали, что:

- в зонах, где исходные данные являются достаточными, ошибка моделирования методом кригинга эквивалентных моделей будет равна нулю вне зависимости от удаления от точек измерений.
- Предложена оценка веса неизвестной составляющей на основе «неинтересного» в теории геостатистики множителя Лагранжа, и показано, что данная оценка может быть использована как верхняя оценка относительной ошибки прогноза.
- Точность классического кригинга и кригинга эквивалентных моделей одинакова при единственном условии: если значение в точке прогноза не может быть представлено весовой суммой известных значений. Во всех прочих случаях ошибка кригинга эквивалентных моделей оказывается меньше.

Анализ вопросов, связанных с использованием избыточной выборки для прогноза, показал, что наличие в выборке избыточных данных может привести к возникновению вырожденной или плохо обусловленной системы. В связи с этим было принято решение ограничивать объем используемой выборки в

соответствии с классическими геостатистическими методами. Анализ влияния шума на результат моделирования показал, что наличие шума в исходных данных приводит к отклонению рассчитываемых весовых функций от их истинных значений. Величина отклонения зависит от ковариации известных значений и шума.

4. Разработан алгоритм кригинга эквивалентных моделей. Рассмотрена возможность его распараллеливания и оптимизации времени работы. Показано, что оптимизация может быть достигнута за счет независимости основной матрицы системы (2.14) от координат точки прогноза (x,y) . За счет этой независимости, основные матрицы системы (2.14) можно предварительно рассчитать и затем многократно использовать. Показан пример, в котором количество рассчитываемых ковариаций удалось уменьшить в 10^4 раз. Показано, что распараллеливание алгоритма можно осуществить за счет независимости расчета прогнозируемого параметра в каждом узле исследуемой сетки $\{x,y,h\}$. Таким образом, значение параметра в каждом узле может быть рассчитано независимым потоком. Максимальное количество потоков при этом может составить $crossline \cdot inline \cdot M$ – количество узлов в сейсмическом кубе.

5. Разработаны три алгоритма кригинга эквивалентных моделей, адаптированные к структурным факторам геологической среды:

- предполагающий согласованность геометрии границ;
- предполагающий несогласованность геометрии границ;
- универсальный алгоритм, основанный двух вышеупомянутых.

В основе алгоритмов положены новые оценки ковариационных функций, учитывающие неоднородность данных и геометрию границ. Неоднородность учитывается размером окна осреднения, а геометрия границ в смещении центра окна.

Алгоритм, основанный на модели с согласованной геометрией границ, может быть использован при наличии информации только об одном реперном горизонте и предполагает неизменность геометрических особенностей всех

пластов. Алгоритм, основанный на модели с несогласованной геометрией границ, можно применить только в случае, когда точка прогноза заключена между двумя реперными горизонтами. При этом он позволяет воспроизводить геометрию пластов на основании сразу двух реперных горизонтов. Универсальный алгоритм может быть использован как при наличии одного горизонта, так и с использованием множества. Вдобавок универсальный алгоритм воспроизводит геометрию геологических пластов с учетом каждого поданного на вход реперного горизонта. Показан пример применения универсального алгоритма, в рамках которого ошибку воспроизведения геометрических особенностей модели удалось уменьшить в 31 раз по сравнению с алгоритмом без адаптации.

Оптимизация скорости работы адаптивных алгоритмов достигнута за счет интерполяции коэффициентов основной матрицы систем (2.26) и (2.32) на основании коэффициентов систем из предварительно подготовленного набора. Набор включает в себя M матриц, где M – количество вертикальных отсчетов сейсмического атрибута. Эффективность оптимизации зависит от количества отсчетов сейсмического атрибута K , попавших в пределы вертикального скользящего окна. Например, при K равным 15, количество математических операций, требуемых для расчета одного коэффициента системы, снижается в 4.8 раз.

6. Разработанные алгоритмы реализованы в виде программного приложения (свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2020663794), способной обрабатывать реальные материалы и обладающей дружественным интерфейсом.

7. Ошибка моделирования оказалась равной нулю в зонах, где используемое множество являлось достаточным и отклонялась от нуля в зонах, где весовая функция исключенной скважины имела значимое влияние (рис 4.8). Второй эксперимент проводился с использованием реальных данных одного из месторождений Западной Сибири и привел к аналогичным выводам.

8. Экспериментально показана высокая помехоустойчивость алгоритма кригинга эквивалентных моделей. Эксперимент в данном случае осуществлялся с использованием синтезированной модели, искажаемой шумом различной интенсивности. Во всех случаях нормированное среднеквадратическое отклонение оказалось в пределах допустимых величин (таблица 4.1).

9. Показаны результаты моделирования по реальным данным месторождений Западной Сибири с использованием алгоритма кригинга эквивалентных моделей и его адаптивных вариантов. Проведена сравнительная оценка скорости работы последовательного и распараллеленного алгоритма, которая показала, что для процессора *Intel Core i7-3770, 3.40 GHz* распараллеленный алгоритм осуществляет расчет модели в 3.90 раз быстрее.

10. Результаты диссертационной работы внедрены в производственную деятельность ООО НАЦ «Недра»; показали работоспособность и высокую надежность разработанных алгоритмов, их практическую значимость и перспективность применения при прогнозе вещественного состава геологических сред.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Воскресенский, Ю.Н. Полевая геофизика / Ю.Н. Воскресенский. – М.: ООО «Издательский дом Недра». – 2010. – 479 с.
2. Ермаков, А.П. Введение в сейсморазведку / А.П. Ермаков. – Тверь: ГЕРС. – 2012. – 160 с.
3. Кузнецов, В.И. Элементы объемной (3D) сейсморазведки. 2-е изд. с изм. / В.И. Кузнецов. – Уфа: Инфореклама. – 2012. – 272 с.
4. Тихонов, А.Н. Методы решения некорректных задач / А.Н. Тихонов, В.Я. Арсенин. – М.: Наука. – 1979. – 286 с.
5. Косков, В.Н. Геофизические исследования скважин и интерпретация данных ГИС / В.Н. Косков, Б.В. Косков. – Пермь: Пермский гос. техн. ун-т. – 2007. – 304 с.
6. Кобранова, В.Н. Петрофизика. Учебник для вузов. 2-е изд., перераб. и доп. / В.Н. Кобранова. – М.: Недра. – 1986. – 392 с.
7. Беляков, Е.О. Использование обобщенных зависимостей для построения петрофизических моделей фильтрационно-емкостных свойств с оценкой граничных параметров выделения коллекторов и определения их характера насыщенности / Е.О. Беляков, Ш.В. Мухидинов // Петрофизика сложных коллекторов: проблемы и перспективы. – М.: EAGE Геомодель. – 2015. – 383 с.
8. Shultz, P.S. Seismic-guided estimation of log properties (Part 3: A controlled study) / P.S. Shultz, S. Ronen, M. Hattori, C. Corbett // The leading Edge. – 1994. – V. 13. – № 5. – P. 770-776.
9. Авдонин, В.В. Технические средства и методика разведки месторождений полезных ископаемых / В.В. Авдонин. – М.: Изд-во МГУ. – 1994. – 208 с.
10. Бурцев, М.И. Поиски и разведка месторождений газа / М.И. Бурцев. – М.: Изд-во Российского университета дружбы народов. – 2006. – 263 с.
11. Ковалевский, Е.В. Геологическое моделирование на основе геостатистики / Е.В. Ковалевский. – М.: Изд-во EAGE. – 2011. – 117 с.

12. Бруснецов, Н.П. Вычислительная математика и техника в разведочной геофизике: справочник геофизика / Н.П. Бруснецов, В.И. Дмитриев, М.С. Жданов [и др.] // М.: Недра. – 1990. – 498 с.
13. Добрынин, В.М. Геофизические исследования скважин / В.М. Добрынин, Б.Ю. Вендельштейн, Р.А. Резванов, А.Н. Африкян // М.: Нефть и газ. – 2004. – 400 с.
14. Урупов, А.К. Основы трехмерной сейсморазведки / А.К. Урупов. – М.: Нефть и газ. – 2004. – 584 с.
15. Гальперин, Е.И. Вертикальное сейсмическое профилирование. Второе издание / Е.И. Гальперин. – М.: Недра. – 1982. – 344 с.
16. Демьянов, В.В. Геостатистика: теория и практика / В.В. Демьянов, Е.А. Савельева. – М.: Наука. – 2010. – 328 с.
17. Matheron, G. *Traité de géostatistique appliqué* / G. Matheron. – Paris: Editions BGRM. – 1962. – 460 p.
18. Боганик, Г.Н. Сейсморазведка / Г.Н. Боганик, И.И. Гурвич. – Тверь: Издательство АИС. – 2006. – 744 с.
19. Hampson, D. Use of Multi-Attribute Transforms to Predict Log Properties from Seismic Data / D. Hampson, J. Schuelke, J. Quirein // *Geophysics*. – 2001. – V. 66. – № 1. – P. 220-236.
20. Samui, P. *Handbook of Neural Computation* / P. Samui, S.S. Roy, V.E. Balas. – Academic press. – 2017. – 631 p.
21. Лаврик, А.С. Применение нейросетей для прогнозирования пористости в 3D кубах (расчет по сейсмическим атрибутам и каротажным данным) / А.С. Лаврик, Д.В. Логинов, М.А. Ваняро // *Приборы и системы разведочной геофизики*. – № 1. – 2012. – С. 56-57.
22. Почти все о сейсмической инверсии. Часть 1 / Ю.П. Ампилов, А.Ю. Барков, И.В. Яковлев [и др.] // *Технологии сейсморазведки*. – № 4. – 2009. – С. 3-16.

23. Ампилов, Ю.П. Почти все о сейсмической инверсии. Часть 2 / Ю.П. Ампилов, И.В. Яковлев, К.Е. Филиппова // Технологии сейсморазведки. – № 1. – 2011. – С. 5-15.

24. Способы реализации и оценка эффективности сейсмической инверсии. Учебное пособие / И.К. Кондратьев, В.И. Рыжков, Ю.М. Киссин, А.В. Шубин. – М.: Издательский центр РГУ нефти и газа имени И.М. Губкина. – 2011. – 62 с.

25. Воскресенский, Ю.Н. Изучение изменений амплитуд сейсмических отражений для поисков и разведки залежей углеводородов / Ю.Н. Воскресенский. – М.: РГУ нефти и газа имени И.М. Губкина. – 2001. – 68 с.

26. Номоконова, П.П. Сейсморазведка. Справочник геофизика. / П.П. Номоконова. – М.: Недра. – 1981. – 464 с.

27. Walden, A.T. An investigation of the spectral properties of primary reflection coefficients / A.T. Walden, J.W.J. Hosken // Geophysical Prospecting. – 1985. – V. 33. – № 3. – P. 400-435.

28. Данько, Д.А. Сравнение методов детерминистической акустической инверсии для выделения акустически контрастных объектов по сейсмическим данным / Д.А. Данько // Геофизика. – 2016. – № 1. – С. 2-11.

29. Деммель, Дж. Вычислительная линейная алгебра. Теория и приложения. Пер. с англ. / Дж. Деммель. – М.: Мир. – 2001. – 430 с.

30. Seismic-guided estimation of log properties (Part 1: A data-driven interpretation methodology) / P.S. Shultz, S. Ronen, M. Hattori, C. Corbett // The leading Edge. – 1994. – V. 13. – № 5. – P. 305-310.

31. Seismic-guided estimation of log properties (Part 2: Using artificial networks for nonlinear attribute calibration) / P.S. Shultz, S. Ronen, M. Hattori, C. Corbett // The leading Edge. – 1994. – V. 13. – № 6. – P. 674-678.

32. Гергель, В.П. Основы параллельных вычислений для многопроцессорных вычислительных систем / В.П. Гергель, Р.Г. Стронгин. – Нижний Новгород: Издательство Нижегородского государственного госуниверситета. – 2003. – 184 с.

33. Hagelund, R. SEG-Y_r2.0: SEG-Y revision 2.0. Data Exchange format / R. Hagelund, S.A. Levin. – Society of Exploration Geophysicists. – 2017. – 147 p.
34. Struyk, C. LAS Version 2.0: A Digital Standard for Logs, Update February 2017 / C. Struyk, K.C. Greenwood, D. Enterprises. – Greenwood: Canadian Well Logging Society. – 2017. – 16 p.
35. Гоноровский, И.С. Радиотехнические цепи и сигналы / И.С. Гоноровский. – М.: Радио и связь. – 1989. – 248 с.
36. Бендат, Дж. Прикладной анализ случайных данных: Пер с англ / Дж. Бендат, А. Пирсол. – М.: Мир. – 1989. – 540 с.
37. Половко, А.М. Интерполяция. Методы и компьютерные технологии их реализации / А.М. Половко, П.Н. Бутусов. – БХВ-Петербург. – 2004. – 320 с.
38. Yilmaz, O. Seismic data processing (vol. 3) / O. Yilmaz. – Society of Exploration Geophysicists. – 1987. – 178 p.
39. Рогалев, А.Н. Использование критериев обусловленности при численных расчетах напряженного состояния силовых конструкций / А.Н. Рогалев, С.В. Доронин // Системы. Методы. Технологии. – 2016. – № 2. – С. 91-99.
40. Тыртышников, Е.Е. Матричный анализ и линейная алгебра / Е.Е. Тыртышников. – Физматлит. – 2007. – 480 с.
41. Шестаков, В.В. Оптимизированный алгоритм двойного кригинга для моделирования параметров геологической среды / В.В. Шестаков, О.М. Гергет // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. – 2021. – Т. 9. – № 4.
42. Function-on-function kriging, with applications to 3D printing of aortic tissues / J. Chen, S. Makx, V.R. Joseph, C. Zhang // Technometrics. – 2021. – V. 63. – № 3. – P. 384-395.
43. Dolgov, S. Kriging in Tensor Train data format / S. Dolgov, A. Litvinenko, D. Liu // Proceedings of the 3rd International Conference on Uncertainty Quantification

in Computational Sciences and Engineering, UNCECOMP 2019, National Technical University of Athens, Athens, Greece. – P. 309-329.

44. Improving kriging surrogates of high-dimensional design models by Partial Least Squares dimension reduction / M.A. Bouhlel, N. Bartoli, A. Otsmane, J. Morlier // Structural and Multidisciplinary Optimization. – 2016. – V. 53. – № 5. – P. 935-952.

45. Vetter, P. Efficient approximation of the spatial covariance function for large datasets - analysis of atmospheric CO₂ concentrations / P. Vetter, W. Schmid, R. Schwarze // Journal of Environmental Statistics. – 2014. – V. 6. – № 3. – 23 p.

46. Wang, D. Uncertainty quantification in DIC with Kriging regression / D. Wang, W. Wang, X. Lin // Optics and Lasers in Engineering. – 2016. – V. 78. – P. 182-195.

47. Байков, В.А. Новые подходы в теории геостатистического моделирования / В.А. Байков, Н.К. Бакиров, А.А. Яковлев // Вестник Уфимского государственного авиационного технического университета. – 2010. – № 2. – С. 209-215.

48. Плякин, А.В. Использование геостатистических методов для пространственно-временного моделирования социально-экономического развития муниципальных образований / А.В. Плякин // Экономика. Информатика. – 2012. – Т. 22. – № 7. – С. 5-12.

49. Струков, Д.Р. Геоинформационные системы и многомерные статистические методы пространственного анализа для исследования заболеваемости / Д.Р. Струков, В.Л. Горлохов // Информационно-управляющие системы. – 2009. – № 3. – С. 56-62.

50. Fuhg, J.N. State-of-the-Art and Comparative Review of Adaptive Sampling Methods for Kriging / J.N. Fuhg, A. Fau, U. Nackenhorst // Archives of Computational Methods in Engineering. – 2021. – V. 28. – № 4. – P. 2689-2747.

51. Bachoc, F. Cross Validation and Maximum Likelihood estimations of hyperparameters of Gaussian processes with model misspecification / F. Bachoc // Computational Statistics & Data Analysis. – 2013. – V. 66. – P. 55-69.

52. Гончаренко, С.Н. Использование геостатистических методов для пространственно-временного моделирования социально-экономического развития муниципальных образований / С.Н. Гончаренко // Экономика. Информатика. – 2012. – Т. 22. – № 7-1. – С. 5-12.

53. Гончаренко, С.Н. Построение индикаторной модели интерпретации границ геологических и рудных областей минерализации месторождения / С.Н. Гончаренко // Известия ТулГУ. Технические науки. – 2021. – № 5. – С. 184-196.

54. Бозорович, Н.К. Построение трехмерных геологических моделей: традиционные подходы и актуальные тенденции / Н.К. Бозорович, Х.Д. Нугмонбекович // Collection of scientific papers «SCIENTIA». – 2021. – Р. 103-107.

55. Ковалевский, Е.В. Отечественное программное обеспечение нефтегазовой отрасли (геология и геофизика): проблемы, взгляды, инициативы / Е.В. Ковалевский, М.В. Перепечкин // XII ежегодная международная конференция «Гальперинские чтения». Москва, 2012. – EAGE. – 9 с.

56. Ковалевский, Е.В. О риске прогнозирования для модели линейной регрессии с «пропусками» / Е.В. Ковалевский // Сборник работ 59-й научной конференции студентов и аспирантов Белгосуниверситета: В 3 ч. ч.1 – БГУ, 2002. – Т. 1. – С. 95-99.

57. Ковалевский, Е.В. Сейсмическая инверсия на основе нечеткой модели / Е.В. Ковалевский, М.С. Волкова // Сборник работ II международной геолого-геофизической конференции и выставки «Современные технологии изучения и освоения недр Евразии». Москва, 4-7 февраля 2019. – Тверь: ООО «ПолиПРЕСС», 2019. – С. 599-604.

58. Закревский, К.Е. Оценка точности интерполяционных геологических моделей / К.Е. Закревский, В.Л. Попов // Экспозиция Нефть Газ. – 2017. – № 3. – С. 12-14.

59. Новикова, П.Н. Трехмерная интерполяция и подавление влияния приповерхностных неоднородностей при обработке гравиметрических данных / П.Н. Новикова, А.С. Долгаль, А.А. Симанов // Вестник пермского университета. – 2013. – № 1. – С. 50-56.
60. Ковалевский, Е.В. DV-Geo, DV-Discovery, DV-SeisGeo - Системы геологического моделирования, разработанные в России / Е.В. Ковалевский, Г.Н. Гогоненков // Недропользование XXI век. – 2007. – № 4. – С. 48-51.
61. An Adaptive Inverse-Distance Weighting Interpolation Method Considering Spatial Differentiation in 3D Geological Modeling / Z. Liu, Z. Zhang, C. Zhou [et al.] // Geosciences. – 2021. – V. 11. – № 2. – 18 p.
62. Pseudo 3D seismic using kriging interpolation / F. Abdulla, E. Yulianto, A. Novrizal, A. Riyanto // Journal of Physics: Conference Series. – 2018. – V. 1725. – 5 p.
63. Curry, W. Non-stationary interpolation in the f-x domain / W. Curry // Stanford Exploration Project. – 2007. – № 129. – P. 75-85.
64. Leonard, E. A Comparison of Interpolation Methods in Fast Fluid Dynamics / E. Leonard, H. Qiao, S. Nabi // International High Performance Buildings Conference. Paper 341. – West Lafayette: Purdue University, 2021. – P. 1-10.
65. Bayati, F. 3D Seismic data reconstruction using an adaptive weighted rank-reduction method / F. Bayati, D. Trad // GeoConvention 2021 virtual event, sept. 13-15, 2021. – 1-7 p.
66. Литтл, Р.Дж.А. Статистический анализ данных с пропусками. (Перевод с английского А.М. Никифорова) / Р.Дж.А. Литтл, Д.Б. Рубин. – М.: Финансы и статистика. – 1991. – 336 с.
67. Белоногов, О.Б. Методы многомерной сплайн-интерполяции–экстраполяции для аппроксимации гидравлических характеристик элементов рулевых машин ракетных блоков / О.Б. Белоногов // Космическая техника и технологии. – 2020. – № 1. – С. 119-126.

68. Аппроксимация 3D магнитных полей цилиндрических и трубчатых намагниченных тел / А.Н. Печенков, В.Е. Щербинин, А.С. Шлеенков [и др.] // Научно-практический электронный журнал Аллея Науки. – 2017. – № 15. – С. 93-100.
69. Вишнеvский, В.В. Аппроксимация одно-, дву- и трехмерных дуг кривых параметрическими сплайнами / В.В. Вишнеvский, В.Г. Калмыков, Т.Н. Романенко // Математические машины и системы. – 2015. – № 4. – С. 57-64.
70. Тарасян, В.С. Интерполяция распределённых данных горизонталей для получения цифровой модели рельефа / В.С. Тарасян, Н.В. Дмитриев // Инженерный вестник Дона. – 2018. – № 1. – 10 с.
71. Sakata, S. Structural optimization using Kriging approximation / S. Sakata, F. Ashida, M. Zako. // Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering. – 2003. – V. 192. – № 7–8. – P. 923-939.
72. Zhu, Q. Comparing Ordinary Kriging and Regression Kriging for Soil Properties in Contrasting Landscapes / Q. Zhu, H. S. Lin // Pedosphere. – 2010. – V. 20. – № 5. – P. 594-606.
73. Deutsch, C. V. Correcting for negative weights in ordinary kriging / C. V. Deutsch // Computers & Geosciences. – 1996. – V. 22. – № 7. – P. 765-773.
74. Szatmári, G. Comparison of various uncertainty modelling approaches based on geostatistics and machine learning algorithms / G. Szatmári, L. Pásztor // Geoderma. – 2019. – V. 337. – P. 1329-1340.
75. Morosov, A.L. Probability elicitation using geostatistics in hydrocarbon exploration / A.L. Morosov, R.B. Bratvold // Computational Geosciences. – 2021. – V. 25. – P. 2109–2130.
76. Кушнир, Д.Ю. Аппроксимация данных электромагнитного каротажа на основе нейронных сетей на примере трёхслойной модели / Д.Ю. Кушнир, Н.Н. Велькер, Д.В. Андорная // Интерэкспо Гео-Сибирь. Недропользование. Горное дело. Направления и технологии поиска, разведки и разработки месторождений полезных ископаемых. Экономика. Геоэкология. – 2020. – С. 456-463.

77. Бабушкина, Н.Е. Аппроксимация экспериментальных данных с использованием нейронной сети / Н.Е. Бабушкина, А.А. Ляпин // Современные тенденции развития и перспективы внедрения инновационных технологий в машиностроении, образовании и экономике. – 2020. – Т. 6. – № 1. – С. 119-124.

78. Бабаев, Ал.М. Исследование эффективности работы нейросетевых методов аппроксимации / Ал.М. Бабаев, Ан.М. Бабаев // Особенности современного этапа развития естественных и технических наук. – 2018. – С. 23-27.

79. Агеев, В.Н. О применении искусственной нейронной сети для решения задачи аппроксимации нелинейных зависимостей / В.Н. Агеев // Научный вестник Московского государственного технического университета гражданской авиации. – 2018. – Т. 21. – № 2. – С. 40-50.

80. Камаева, А.А. Современное состояние искусственных нейронных сетей / А.А. Камаева // Инновации. Наука. Образование. – 2020. – № 16. – С. 377-387.

81. Вьюгин, В.В. Математические основы теории машинного обучения и прогнозирования / В.В. Вьюгин. – М.: 2013. – 387 с.

82. Применение нейронных сетей в нелинейных обратных задачах геофизики / Е.А. Оборнев, И.Е. Оборнев, Е.А. Родионов, М.И. Шимелевич // Журнал вычислительной математики и математической физики. – 2020. – Т. 60. – № 6. – С. 1053-1065.

83. Шалепин, Д.А. Применение метода интерполяции для геоинформационных данных / Д.А. Шалепин // Дни науки: материалы межвузовской научно-технической конференции студентов и курсантов на базе ФГБОУ ВО «Калининградский государственный технический университет», Калининград, 08–21 апреля 2019 года. – Калининград: Обособленное структурное подразделение "Балтийская государственная академия рыбопромыслового флота" федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего профессионального образования "Калининградский государственный технический университет", 2019. – С. 431-434.

84. Черкмарев, Д.Т. О гладкой интерполяции триангулированной поверхности / Д.Т. Черкмарев, М.Х. Абузьяров, С. Wang // Проблемы прочности и пластичности. – 2020. – Т. 82. – № 2. – С. 147-155.

85. Volumetric interpolation of tomographic sequences for accurate 3D reconstruction of anatomical parts / C. Santarelli, F. Argenti, F. Uccheddu [et al.] // Computer methods and programs in biomedicine. - 2020. – Т. 194. – P. 105525:1-9.

86. Rim, Y. Volumetric three-dimensional intravascular ultrasound visualization using shape-based nonlinear interpolation / Y. Rim, D.D. McPherson, H. Kim // Biomedical engineering online. – 2013. – Т. 12. – № 1. – P. 1-15.

87. Li, Y. An adaptive Kriging method with double sampling criteria applied to hydrogen preparation case / Y. Li, J. Shi, J. Shen [et al.] // International Journal of Hydrogen Energy. – 2020. – Т. 45. – № 56. – P. 31689-31705.

88. Genetic inversion for reservoir modeling in the Shtokman field, offshore northern Russia / Y. Ampilov, I. Yakovlev, I. Priezzhev, C. H. Paul // 71st EAGE Conference and Exhibition incorporating SPE EUROPEC 2009. – European Association of Geoscientists & Engineers, 2009. – P. 1-4.

89. Srivastava, R.M. Geostatistics: A toolkit for data analysis, spatial prediction and risk management in the coal industry / R. M. Srivastava // International Journal of Coal Geology. – 2013. – Т. 112. – P. 2-13.

90. Varouchakis, E. A. Median Polish Kriging and Sequential Gaussian Simulation for the Spatial Analysis of Source Rock Data / E. A. Varouchakis // Journal of Marine Science and Engineering. – 2021. – Т. 9. – № 7. – P. 717-726.

91. Дюбрул, О. Использование геостатистики для включения в геологическую модель сейсмических данных / О. Дюбрул. – EAGE: Изд-во SEG, 2002. – 227 с.

92. Goovaerts, P. Geostatistics for natural resources evaluation / P. Goovaerts. – Oxford University Press on Demand, 1997. – 488 p.

93. Sun, Y. Geostatistics for large datasets / Y. Sun, B. Li, M. G. Genton // *Advances and challenges in space-time modelling of natural events*. – Springer, Berlin, Heidelberg, 2012. – P. 55-77.
94. Russell, B. H. Introduction to seismic inversion methods / B. H. Russell // SEG Books, 1988. – № 2. – 177 p.
95. Veeken, P. C. H. Seismic inversion methods and some of their constraints / P. C. H. Veeken, M. Da Silva // *First break*. – 2004. – Т. 22. – № 6. – P. 15-38.
96. Chen, Y. Seismic inversion by hybrid machine learning / Y. Chen, E. Saygin // *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*. – 2021. – Т.126. – № 9. – P. 1-23.
97. A general approach to seismic inversion with automatic differentiation / W. Zhu, K. Xu, E. Darve, G. C. Beroza // *Computers & Geosciences*. – 2021. – Т. 151. – P. 104751: 1-10.
98. Gogoi, T. Estimation of petrophysical parameters using seismic inversion and neural network modeling in Upper Assam basin, India / T. Gogoi, R. Chatterjee // *Geoscience Frontiers*. – 2019. – Т. 10. – № 3. – P. 1113-1124.
99. Умирова, Г.К. Использование инновационных технологий при интерпретации сейсмических данных 3D на примере акустической инверсии / Г.К. Умирова, Г.А. Исмаилова, И.А. Айдаркызы // *Вестник науки и образования*. – 2020. – № 9-2 (87). – С. 14-21.
100. Ахмедов, Т.Р.О. Прогнозирование нефтегазоносности на основе нового подхода к сейсмической инверсии / Т.Р.О. Ахмедов // *Известия Уральского государственного горного университета*. – 2017. – № 1 (45). – С. 27-31.
101. Исмоилова, М.Н. Интерполяция функции / М.Н. Исмоилова, Ш.М. Имомова // *Вестник науки и образования*. – 2020. – № 3-3 (81). – С. 5-8.
102. Максимов, А.И. Адаптивная интерполяция многомерных сигналов при дифференциальной компрессии / А.И. Максимов, М.В. Гашников // *Компьютерная оптика*. – 2018. – Т. 42. – № 4. – С. 679-687.
103. Пахнатов, И.А. Многомерная интерполяция / И.А. Пахнатов // *Интерактивная наука*. – 2017. – № 15. – С. 83-87.

104. Обобщенная многомерная интерполяция методом наименьших квадратов /Д.А. Мустафина, А.Е. Буракова, А.И. Мустафин, А.С. Александрова// Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Электротехника, информационные технологии, системы управления. – 2018. – № 27. – С. 30-48.

105. Гашников, М.В. Параметризованная интерполяция при комплексировании многомерных сигналов различного разрешения / М.В. Гашников // Компьютерная оптика. – 2020. – Т. 44. – № 3. – С. 436-441.

106. Ратнер, Е.А. Сплайн-интерполяция для построения трехмерных батиметрических моделей при картографировании внутренних водных путей / Е.А. Ратнер, А.И. Зайцев, М.А. Квасной // Вестник государственного университета морского и речного флота им. адмирала СО Макарова. – 2020. – Т. 12. – № 5. – С. 894-905.

107. Гашников, М.В. Адаптивная интерполяция при совмещении разнородных многомерных сигналов / М.В. Гашников // Информационные технологии и нанотехнологии (ИТНТ-2020). – 2020. – С. 189-196.

108. Использование нейронных сетей и метода кокригинга в задаче моделирования распределения коэффициента пористости продуктивных отложений / А.И. Степанов, Т.А. Муртазин, А.Р. Исмагилов, А.Н. Делев// Перспективные технологии ГРП при изучении нефтяных и газовых месторождений, 2019. – С. 1-4.

109. Маневич, А.И. Интерполяция скоростей современных движений земной коры с использованием нейросетевых методов / А.И. Маневич, И.В. Лосев // Труды шестой международной научно-практической конференции «Индикация состояния окружающей среды: теория, практика, образование», 29 ноября–1 декабря 2018 года: сборник статей, М.: Буки-Веди, 2018. – С. 65-68.

110. Егоров, Д.В. Анализ применимости алгоритмов машинного обучения для задач интерполяции и прогноза геологических свойств в межскважинном

пространстве / Д.В. Егоров, Б.В. Белозеров // ПРОНЕФТЬ. Профессионально о нефти. – 2018. – № 4. – С. 13-16.

111. Математическое моделирование распределения достоверности петрофизических параметров при построении геологической модели / П.В. Кожевникова, В.Е. Кунцев, А.Н. Дорогобед, Е.Н. Мотрюк // Современные наукоемкие технологии. – 2021. – № 2. – С. 31-37.

112. Гриценко, С.А. К вопросу о сейсмостратиграфии, мультифокусировании и интерполяции сейсмических разрезов (математический обзор) / С.А. Гриценко, Н.В. Егорова // Нефтегазовая геология. Теория и практика. – 2018. – Т. 13. – № 2. – С. 1-18.

113. Хоютанов, Е. Выбор метода интерполяции для построения карт качества угольных месторождений / Е. Хоютанов, В. Гаврилов // Геология и минерально-сырьевые ресурсы Северо-Востока России. – 2020. – С. 619-622.

114. Митюнина, И. Ю. Особенности создания цифровых моделей геофизических полей геостатистическими методами / И.Ю. Митюнина // Геология и полезные ископаемые Западного Урала. – 2019. – № 2. – С. 236-240.

115. Фрейдин, К.В. Методы построения экспериментальных вариограмм случайного поля / К.В. Фрейдин // Молодежный вестник Уфимского государственного авиационного технического университета. – 2020. – № 2. – С. 143-146.

116. Мясоедов, Д.Н. Проблемы геостатистической инверсии в неоднородной среде / Д.Н. Мясоедов // Геофизика. – 2014. – № 6. – С. 13-17.

117. Костиков, Д.В. Подготовка исходных данных для задачи интерпретации геофизических исследований скважин с помощью многослойной нейронной сети / Д.В. Костиков, А.Н. Петров, В.Е. Лялин // Труды Международного симпозиума «Надежность и качество». – 2007. – Т. 1. – С. 123-128.

118. Аристов, А.И. Применение нейронных сетей в задачах геофизики / А.И. Аристов // Всероссийская весенняя школа по цифровой экономике. – 2020. – С. 24-29.

119. Борисов, А.С. Искусственные нейронные сети в прогнозировании нефтегазоносности по данным сейсморазведки / А.С. Борисов, С.А. Куликов // Казанский (Приволжский) федеральный университет, Институт геологии и нефтегазовых технологий. – 2012. – 23 с.

120. Шимелевич, М.И. Применение методов искусственного интеллекта (нейронных сетей) в обратных нелинейных задачах геофизики с приложением к геоэлектрике // Сборник работ VIII Всероссийской школы-семинара ЭМЗ-2021, Москва, 4-9 октября 2021. – 6 с.

121. Пример применения сверточных нейронных сетей в обработке реальных данных 3D сейсморазведки / Г.Н. Логинов, А.А. Дучков, Д.А. Литвиченко, С.А. Алямкин // Интерэкспо Гео-Сибирь. – 2019. – Т. 2. – № 3. – С. 147-153.

122. Малыгина, Ю.П. Нейронные сети: особенности, тенденции, перспективы развития / Ю. П. Малыгина // Молодой исследователь Дона. – 2018. – № 5 (14). – С. 79-82.

123. Купле, Р.О. Нейронные сети / Р.О. Купле // Дни науки студентов Владимирского государственного университета имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых. – 2018. – С. 374-379.

124. Bargaoui, Z.K. Comparison of two kriging interpolation methods applied to spatiotemporal rainfall / Z.K. Bargaoui, A. Chebbi // Journal of Hydrology. – 2009. – V. 365. – P. 65-73.

125. Trochu, F. A contouring program based on dual kriging interpolation / F. Trochu // Engineering with Computers. – 1993. – № 9. – P. 160-177.

126. Limaiem, A. Data fitting using dual kriging and genetic algorithms / A. Limaiem, A. Nasse, H. A. El-Maraghy // CIRP annals. – 1996. – V. 45. – № 1. – P. 129-134.

127. Deutsch, C.V. Correcting for negative weights in ordinary kriging /
C.V. Deutsch // Computers & Geosciences. – 1996. – V. 22. – № 7. – P. 765-773.

Приложение 1.

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2020663794

Volumetric Geoenvironment

Правообладатель: *Шестаков Валерий Владимирович (RU)*Авторы: *Шестаков Валерий Владимирович (RU), Степанов
Дмитрий Юрьевич (RU), Сысолятина Галина Алексеевна (RU)*

Заявка № 2020662973

Дата поступления 26 октября 2020 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 02 ноября 2020 г.

Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности Г.П. Ивлиев

Приложение 2

УТВЕРЖДАЮ
Главный геофизик
ООО НАЦ «Недра»
Сысолятина Г.А.
« 20 » сентября 2021 г.

АКТ

о внедрении результатов кандидатской диссертационной работы
**Геостатистические методы и алгоритмы построения объемных моделей
параметров геологической среды**

Материалы диссертационной работы Шестакова В.В. внедрены в
производственную деятельность ООО НАЦ «Недра».

В диссертационной работе Шестакова В.В. проанализированы проблемы
современных методов моделирования параметров геологической среды,
предложены и реализованы способы решения этих проблем.

Предложенный Шестаковым В.В. метод «двойного крайгинга» представляет
не только теоретическую, но и практическую ценность. На основе
«двойного крайгинга», ООО НАЦ «Недра» осуществил построение объемных
геологических моделей, используемых для петрофизического моделирования
при изучении и разработке месторождений. Метод опробован на ряде
объектов Западной и Восточной Сибири.