

МИНОБРНАУКИ РОССИИ
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«ВОРОНЕЖСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»

На правах рукописи



ПОНОМАРЕНКО ИВАН АЛЕКСАНДРОВИЧ

АНАЛИЗ ГЕОЛОГО-ГЕОФИЗИЧЕСКОЙ ИНФОРМАЦИИ С
ПРИМЕНЕНИЕМ МЕТОДА ГРУППОВОГО УЧЕТА АРГУМЕНТОВ

Специальность 1.6.9 – Геофизика

Диссертация
на соискание ученой степени кандидата технических наук

Научный руководитель
доктор технических наук
О.М. Муравина

Воронеж, 2023

Оглавление

Введение	3
Глава 1. Основные положения метода группового учета аргументов	13
1.1. Предпосылки использования МГУА для изучения сложных систем	13
1.2. Обзор методов индуктивного моделирования, используемых при решении геолого-геофизических задач	16
1.3. Предпосылки и обзор применения МГУА в геолого-геофизических исследованиях	20
1.4. Теоретические основы и алгоритмы МГУА	23
1.5. Методика идентификационного моделирования	30
Глава 2. Алгоритм МГУА и его программная реализация.....	32
2.1. Общий подход к программной реализации.....	32
2.2. Описание реализации	33
Глава 3. Применение МГУА для анализа петрофизических данных..	41
3.1. Идентификация пород по комплексу петрофизических параметров	48
3.2. Робастное оценивание экспериментальных петрофизических данных	54
3.3. Использование метода группового учета аргументов для корреляционных взаимосвязей между петрофизическими параметрами...	60
Глава 4. Изучение коллекторских свойств разреза	63
4.1. Общие сведения о предмете исследования	63
4.2. Подготовка входных данных	73
4.3. Оптимизация методики идентификационного моделирования	76
Глава 5. Методика применения МГУА для корреляционного анализа геофизических полей	90
Заключение	105
Список использованной литературы:	107
Приложение	122

Введение

Актуальность темы

Диссертационная работа посвящена анализу разнородной геолого-геофизической информации, включающей результаты петрофизических определений кристаллических пород Воронежского кристаллического массива (ВКМ), фондовые материалы геофизических исследований скважин (ГИС) нефтегазовых месторождений Западной Сибири и данные среднемасштабной аэромагниторазведки в зоне развития платобазальтов в пределах плато Путораны в Восточной Сибири. В качестве инструмента анализа используется метод группового учета аргументов (МГУА). Увеличение точности и объемов геолого-геофизических наблюдений, необходимость решения все более разнообразных и сложных геологических задач, с одной стороны, и развитие компьютерных технологий, с другой, создают предпосылки для привлечения в практику обработки и интерпретации новых методов комплексного анализа данных, способных повысить информативность геофизических исследований. Метод группового учета аргументов (МГУА) – это эффективный метод машинного обучения, базирующийся на идеях синергетики о самоорганизации сложных систем. МГУА является модификацией корреляционного анализа и может дополнить традиционный регрессионный анализ и нейросетевое моделирование, которые в настоящее время широко используются в практике геолого-геофизических исследований. В отличие от методов регрессионного анализа, МГУА использует не априорно заданную структуру модели, а создает и анализирует многоуровневое множество вариантов модельных уравнений, которые различаются не только численными коэффициентами, но и структурой и набором компонентов-факторов. Подобно нейронным сетям все модели формируются на обучающей последовательности, а оптимальная модель выбирается по минимальным значениям внешних критериев, рассчитываемых

на тестовых данных, не участвующих в процедуре формирования моделей. Для генерации моделей и определения оптимальной зависимости используется многорядная селекция, т.е. фактически реализуется генетический алгоритм. МГУА позволяет избежать недостатков нейронных сетей, элементы обработки в которых ограничены аналогией с нейронами, в то время как в нем задействуются различные типы более мощных полиномиальных функциональных элементов. МГУА использует проверенные критерии оптимизации для автоматического определения размера и связности сети, а также элементов и коэффициентов для оптимальной модели, тем самым не только существенно оптимизируя процесс моделирования, но и минимизируя вмешательство пользователя: самые значимые входные параметры выбираются автоматически, а полученная стохастическая зависимость имеет полиномиальный вид. Это расширяет возможности геологического истолкования полученных результатов и позволяет сравнивать вновь полученные модели с уже существующими. МГУА успешно зарекомендовал себя при решении естественно-научных, социальных и экономических задач, как в России, так и за рубежом [1; 8; 51; 116; 118; 127; 92]: в англоязычных публикациях метод получил название Group Method of Data Handlin (GMDH). Несмотря на постоянно возрастающую популярность использования МГУА в различных сферах, в практике геолого-геофизических работ МГУА применяется крайне редко [92]. На кафедре геофизики Воронежского государственного университета (ВГУ) целенаправленно проводятся исследования, направленные на развитие этого перспективного метода вероятностно-статистического анализа геолого-геофизических данных. Было установлено, что теория метода не противоречит основным методологическим принципам интерпретации геолого-геофизических данных, получен положительный опыт использования метода при работе с геолого-геофизической информацией для решения широкого круга задач.

Актуальность представленных в диссертации исследований обусловлена их направленностью на развитие перспективного метода системного анализа геолого-геофизической информации. Создан и программно реализован алгоритм МГУА, адаптированный к работе с геолого-геофизическими данными; разработана методика применения метода при изучении коллекторских свойств терригенного разреза по комплексу каротажных данных, а также предложено включение МГУА в качестве составляющего элемента в новый стохастический способ учета рельефа местности, сложенного интенсивно намагниченными породами, в комплексе с методом эмпирической модовой декомпозиции (Empirical Mode Decomposition (EMD)) [24; 25; 26; 27; 28; 76].

Степень разработанности темы

Статистические способы оценки геофизических и петрофизических параметров широко используются в геофизической практике. Основы вероятностно-статистического подхода к обработке и интерпретации геофизических данных, предложенные Ф.М. Гольцманом, Т.Б. Калининой, А.А. Никитиным, получили развитие в работах А.В. Петрова, разработавшего совместно с А.А. Никитиным спектрально-корреляционные методы анализа, реализованные в технологии КОСКАД 3D, В.Н. Глазнева, предложившего методы согласованной комплексной геофизической интерпретации геофизических данных, на основе стохастических взаимосвязей между искомыми физическими параметрами среды, Д.Ф. Калинина, создавшего программное обеспечение для автоматизированной компьютерной технологии статистической комплексной интерпретации, позволяющего решить прогнозно-поисковые задачи, П.И. Балка, А.С. Долгая, развивающие аддитивные технологии интерпретации геопотенциальных полей с использованием гарантированного подхода, позволяющих учитывать разнородную априорную информацию и получать наиболее вероятное и адекватное геологическое решение.

МГУА предложен академиком А.Г. Ивахненко в 1980 гг. В последние десятилетия в связи с развитием информационных технологий метод активно развивается и применяется в различных естественно-научных и прикладных сферах (экология, метеорология, гидрогеология и др.) как в России, так и за рубежом [1; 8; 51; 116; 118; 127; 92]. Результаты применения метода показывают его эффективность при структурно-параметрической идентификации и прогнозировании развития сложных систем. Несмотря на предпосылки, в геофизических исследованиях МГУА ранее практически не применялся. До настоящего времени не было разработано специализированного программного обеспечения, адаптированного к работе с геофизическими данными. Сотрудниками кафедры геофизики ВГУ проводятся исследования, направленные на изучение возможности МГУА для анализа разнородной геолого-геофизической информации. Диссертация направлена на оценку возможностей нового метода системного анализа геолого-геофизической информации. Для этого были использованы разнородные геолого-геофизические материалы: результаты петрофизических исследований пород Воронежского кристаллического массива, данные геофизических исследований скважин в нефтегазоносных районах Западной Сибири, результаты среднемасштабной аэромагнитной съемки в Восточной Сибири.

Цель исследований

Целью исследований является разработка программно-алгоритмического обеспечения и методики применения МГУА для решения задач, связанных с вероятностно-статистическим анализом геолого-геофизической информации: изучения коллекторских свойств разреза нефтегазоносных объектов месторождений Западной Сибири по данным ГИС, выявления сложных корреляционных связей в процессе интерпретации геофизических полей, обобщения петрофизических данных кристаллических

пород ВКМ, учете влияния рельефа местности при аэромагнитной съемке в пределах плато Путораны в Восточной Сибири.

Задачи исследований

1. Разработка эффективного алгоритма МГУА, адаптированного к работе с геолого-геофизической информацией.
2. Формирование методики применения МГУА для обобщения и анализа петрофизической информации.
3. Создание практических способов применения МГУА при изучении коллекторских свойств разреза нефтегазоносных объектов месторождений Западной Сибири по данным ГИС.
4. Использование МГУА в комплексе с методом EMD для выявления неявных корреляционных взаимосвязей между аномалиями магнитного поля и отметками высот земной поверхности с целью учета влияния рельефа местности при интерпретации данных аэромагниторазведки.

Научная новизна работы

1. Разработан алгоритм идентификационного моделирования МГУА, адаптированный к работе с геолого-геофизической информацией.
2. Предложена методология применения МГУА для решения задач, связанных с обобщением и анализом комплексных петрофизических данных.
3. Создана методология применения МГУА для исследования коллекторских свойств разреза нефтегазоносных объектов по данным ГИС.
4. Успешно реализовано включение МГУА в качестве одного из ключевых элементов нового стохастического способа учета рельефа местности при интерпретации данных аэромагниторазведки, не требующего привлечения дополнительных сведений о магнитных свойствах горных пород верхней части геологического разреза.

Теоретическая и практическая значимость работы

1. Создано программно-алгоритмическое обеспечение, реализующее МГУА, которое активно используется в научно-исследовательской деятельности преподавателей, аспирантов и студентов кафедры геофизики, а также в учебном процессе при подготовке магистерских диссертаций и бакалаврских работ, а в дальнейшем может использоваться как в процессе научных исследований, так и в работе производственных организаций.
2. Разработанная методология идентификационного анализа петрофизических данных была задействована при создании петроплотностной карты. Комплексные петрофизические модели, полученные для различных литологических типов и возрастных групп пород, позволяют решить широкий круг задач, направленных на обобщение и формализацию петрофизической информации, что обеспечивает ее эффективное использование при интерпретации геофизических данных.
3. Разработанная методология идентификационного моделирования МГУА позволяет выполнить оценку коллекторских свойств разреза по данным ограниченного комплекса методов ГИС и может быть использована в условиях нефтегазоносных месторождений Западной Сибири
4. Успешно реализовано включение МГУА в качестве одного из ключевых элементов нового стохастического способа учета рельефа местности при интерпретации данных аэромагниторазведки, не требующего привлечения дополнительных сведений о магнитных свойствах горных пород верхней части геологического разреза. Методика может быть использована в условиях «магнитного рельефа» при дефиците априорной информации.

Положения, выносимые на защиту

Алгоритм и программа для идентификационного моделирования методом группового учета аргументов, адаптированные к работе с геолого-геофизической информацией, позволяющие получать достоверные полиномиальные модели в процессе анализа комплексных геолого-геофизических данных.

Методика обработки петрофизических данных методом группового учета аргументов, формирующая достоверную комплексную идентификационную модель, объединяющую несколько петрофизических параметров в единую полиномиальную зависимость с целью решения задач анализа, обобщения, робастного оценивания и идентификации петрофизических данных.

Методика обработки данных геофизических исследований скважин методом группового учета аргументов, позволяющая выполнить надежную оценку коллекторских свойств разреза и определить наиболее эффективные методы исследований в конкретных физико-геологических условиях.

Способ вероятностно-статистического учета влияния «магнитного рельефа» дневной поверхности в пределах больших магматических провинций, базирующийся на синтезе методов группового учета аргументов и эмпирической модовой декомпозиции, позволяющий эффективно идентифицировать частотные составляющие модуля аномального магнитного поля, наиболее тесно связанные с перепадами высот земной поверхности.

Личный вклад автора

Диссертантом разработано и опробовано при решении практических задач программное обеспечение, реализующее многорядный комбинаторный алгоритм идентификационного моделирования методом группового учета аргументов, адаптированный для работы с геолого-геофизической информацией. Совместно с О.М. Муравиной впервые сформулированы основные положения методологии идентификационного анализа петрофизических данных. Диссертантом выполнено идентификационное моделирование с использованием данных ГИС нефтегазоносных месторождений Западной Сибири. На основании полученных результатов совместно с О.М. Муравиной и А.А. Аузиным разработаны методические приемы применения МГУА для изучения коллекторских свойств разреза по

данным ГИС. Были самостоятельно выполнены расчеты, реализующие новый стохастический способ учета рельефа местности при интерпретации данных аэромагниторазведки в пределах плато Путораны. В 2018 - 2020 г. диссертант участвовал в исследованиях по гранту РФФИ №18-05-00226 А «Развитие метода группового учета аргументов для анализа геолого-геофизической информации».

Степень достоверности результатов

В процессе проведения исследований, а также при изложении полученных результатов диссертант опирался на известные элементы и положения из общей и нефтегазовой геологии, математики, физики, вычислительной математики, прикладной геофизики, петрофизики и программирования. Выполнен системный анализ проблемы и применен широкий спектр теоретических и экспериментальных исследований, результаты которых хорошо согласуются между собой и не противоречат имеющейся геолого-геофизической информации.

1. Достоверность идентификационного моделирования при изучении коллекторских свойств разреза аргументируется результатами анализа данных ГИС в нефтегазоносных районах Западной Сибири.

2. Достоверность результатов редуцирования среднемасштабной аэромагнитной съемки в Восточной Сибири с помощью предлагаемой технологии учета влияния рельефа местности, основанной на синтезе метода эмпирической модовой декомпозиции и МГУА, подтверждается их сопоставлением с результатами системы КОСКАД 3D.

3. Получение надежных оценок физических свойств горных пород Воронежского кристаллического массива обеспечили геологическую содержательность результатов при построении объемных моделей земной коры по геофизическим данным.

Апробация результатов исследования

Результаты выполненной работы доложены на следующих конференциях и семинарах: Международные семинары «Вопросы теории и практики геологической интерпретации геофизических полей» им. Д.Г. Успенского (Москва, 2017; Казань, 2018; Пермь, 2019) и семинар Успенского-Страхова (Воронеж, 2020; Санкт-Петербург, 2022; Екатеринбург, 2023). Научные чтения памяти Ю.П. Булашевича «Глубинное строение, геодинамика, тепловое поле Земли, интерпретация геофизических полей» (Екатеринбург, 2019). Международные конференции «Физико-химические и петрофизические исследования в науках о Земле» (Москва, 2016, 2017, 2018, 2020, 2021, 2022). Международная конференция «Стратегия развития геологического исследования недр: настоящее и будущее (к 100-летию МГРИ-РГГРУ)» (Москва, 2018). XIX Уральская молодежная научная школа по геофизике. (Екатеринбург, 2018). Школа-семинар «Аппроксимационные подходы и анализ геофизических данных» (Москва-Сочи, 2020).

Публикации

Основные положения диссертационной работы изложены в 34 публикациях, 8 из которых относятся к рецензируемым научным изданиям, включая 5 публикаций в научных изданиях, входящих в перечень изданий, в которых должны быть опубликованы основные научные результаты диссертаций в соответствии с пунктом 11 Положения о присуждении ученых степеней, утвержденного постановлением Правительства Российской Федерации от 24 сентября 2013 г. № 842, также получено свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021617896.

Благодарности

Автор выражает огромную благодарность научному руководителю доктору технических наук, профессору Ольге Михайловне Муравиной за постоянные консультации, возможность профессионального роста, совместную работу, моральную поддержку и саму возможность написания

этой работы и заведующему кафедры геофизики, доктору физико-математических наук, профессору Виктору Николаевичу Глазневу за помощь в работе и всяческую поддержку. Автор глубоко признателен доктору технических наук, профессору Андрею Альбертовичу Аузину, совместно с которым была выполнена часть исследований, а также всем сотрудникам кафедры геофизики ВГУ.

Автор благодарен доктору физико-математических наук, профессору Александру Сергеевичу Долгалю за возможность сотрудничества, совместную работу, а также важные советы и помощь в работе.

Глава 1. Основные положения метода группового учета аргументов

1.1. Предпосылки использования МГУА для изучения сложных систем

Возможности изучения сложных систем и прогнозирование их поведения сильно ограничены неоднозначностью связей, выделяемых при исследованиях, а также влиянием различных компонентов этих систем. Это может быть связано со следующими факторами: особенностями окружающей среды, затрудняющими возможность управляемого эксперимента и прогноза результатов; оценкой обратных связей; неполнотой познания фундаментальной природы явления; ошибками в причинно-следственных связях; динамика сложных систем и нелинейных процессов [39; 40; 42; 43]

Однако, на практике, возможно эффективное моделирование и прогнозирование, но лишь на определенных интервалах. То есть сложные системы ведут себя дискретно, им присущи некоторые квазистационарные состояния, при которых их реакция на изменяющиеся факторы закономерна. Также возможны резкие изменения, переводящие систему из одного квазистационарного состояния в другое.

Для корректного моделирования и прогноза достаточно описать (и оценить) только часть системообразующих свойств и факторов воздействия и выявить закономерности состояний от внешних воздействий на систему.

Процесс формализации аналогичен процессу оценки и прогнозированию поведения сложного объекта. Понятие состояния эквивалентно классу в предметной области. Естественно, научные классификации, особенно в науках о Земле, есть классификации состояний. Эволюция системы представляется переходом одного состояния в другое. Поведение объекта представляется как траектория в пространстве состояний.

Соответственно, представлением сложной системы является формализованная модель, основанная на изучении реальной структуры и взаимодействия системы и имитирующая в общих чертах реальные

взаимосвязи компонентов системы. При этом модель должна быть максимально компактной – не разбивать систему на отдельные элементы, но адекватно передавать эффекты смены состояний системы.

Такая модель позволяет оценить системные свойства объекта даже при недостатке информации о механизмах функционирования объекта и позволяет решить прогнозные задачи.

Именно такие модели создаются с помощью МГУА, который реализует основные положения теории самоорганизации и позволяет найти математическую модель системы оптимальной сложности.

Метод является вариантом поиска множественной регрессионной зависимости. Оптимальная модель выбирается по минимальным значениям внешних критериев. Полученные уравнения связывают входные и выходные параметры функциональной зависимостью [44].

В англоязычных публикациях метод получил название Group Method of Data Handlin (GMDH) [111; 115; 116; 127].

Задачи, решаемые МГУА:

- 1) идентификация физических закономерностей;
- 2) аппроксимация многомерных процессов;
- 3) краткосрочный пошаговый прогноз процессов и событий;
- 4) долгосрочный пошаговый прогноз;
- 5) экстраполяция физических полей;
- 6) кластеризация выборки данных и поиска физической кластеризации, соответствующей физической модели объекта;
- 7) распознавание образов в случае непрерывных или дискретных переменных;
- 8) диагностика и распознавание при помощи вероятностных переборных алгоритмов;
- 9) самоорганизация физической модели объекта;
- 10) самоорганизация многорядных нейросетей с активными нейронами;

- 11) нормативный векторный прогноз процессов;
- 12) безмодельное прогнозирование процессов при помощи комплексирования аналогов [36].

Метод развивается и применяется в различных научных и прикладных сферах, как в России, так и за рубежом [1; 8; 51; 116; 118; 127; 92]. Можно привести примеры успешного использования МГУА для решения прогнозных задач в различных отраслях науки и техники. В частности, в нефтегазовой отрасли результаты использования полиномиальных нейронных сетей, которые являются аналогом МГУА, для прогнозирования физико-химических свойств пластовых флюидов (PVT) показали, что модели, полученные с их помощью, превосходят модели, полученные с помощью других классических методов в том числе и эмпирической корреляции [110].

Приведенные примеры подтверждают эффективность использования МГУА для анализа сложных многокомпонентных систем. В следующем разделе будут рассмотрены предпосылки и примеры использования МГУА при анализе геолого-геофизических данных.

1.2. Обзор методов индуктивного моделирования, используемых при решении геолого-геофизических задач

Вероятностно-статистические методы прочно вошли в практику интерпретации и обработки геофизической информации, что связано с природой геофизических данных, обусловленных влиянием множества случайных факторов и наличием погрешности измерений. Основы стохастических способов оценки геофизических и петрофизических параметров, предложенные Ф.М. Гольцманом, Т.Б. Калининой, А.А. Никитиным, А.В. Петровым и др., получили развитие в работах В.Н. Глазнева, П.И. Балка, А.С. Долгаля, Д.Ф. Калинина и др. [18; 83; 49; 14; 6; 25; 17; 16; 27; 28].

В последние десятилетия вместе с компьютеризацией геофизических исследований появилась возможность обработки больших объемов геолого-геофизической информации и возросла степень сложности и многообразия решаемых задач. Это потребовало привлечения в технологии анализа геофизических данных новейших методов современной математики, таких как вейвлет анализ [90; 19], нечеткие множества [54; 11] и др. Активно развиваются способы работы с геофизическими данными, основанные на синтезе нескольких подходов. Так стохастические методы анализа успешно комбинируются с детерминистическими методами решения обратных задач: сейсморазведка – геостатическая инверсия [109], гравиметрия и магнитометрия [17; 16; 27; 24; 28] и позволяют восполнить недостаток априорной информации за счет расчета множества возможных реализаций. Метод эмпирической модовой декомпозиции применяется совместно с регрессионным анализом при решении задачи обработки данных аэромагниторазведки [26; 27].

Разработанные способы обработки геофизической информации, как правило, сопровождаются реализующим их программным обеспечением. Отечественная программная компьютерная технология статистического и

спектрально-корреляционного анализа данных КОСКАД 3D, предназначенная для анализа трехмерной цифровой геоинформации методами вероятностно-статистического подхода, позволяет решать широкий круг задач интерпретации данных грави- и магнитометрии, электроразведки, обработки ядерно-радиометрических данных [88; 89; 23; 53; 87; 86].

Предложены эффективные аддитивные технологии количественной интерпретации гравимагнитных данных [24; 27; 28; 6].

Разработана технология интерпретации геофизических данных «GELIOSMI» [22]. Возможности технологии основаны на методах многомерного статистического анализа в классическом и робастном вариантах, что позволяет решать широкий круг задач обработки и интерпретации геофизических данных, представленных площадными съемками или пространственно-временными данными.

Идеи дискретного математического анализа реализованы в алгоритмах «Роден» [13; 120], «Монолит» [12], «Кристалл», выполняющих топологическую фильтрацию пространства, отбрасывая случайные части и выделяя однородные области [13].

В настоящее время широкую популярность приобрели методы машинного обучения.

Методы машинного обучения – это методы искусственного интеллекта, которые основаны на обучении в процессе решения множества вариантов подобных задач. Для методов машинного обучения характерна многоэтапность, а также работа с двумя группами данных, на которые предварительно разбивается анализируемая входная информация. Обучающая последовательность используется для расчета математической модели. Качество полученного решения оценивается на тестовой последовательности. В итоге выполняется прогноз путем применения модели ко всему массиву данных.

Машинное обучение особенно эффективно при решении классификационных задач, часто встречающихся при работе с

геофизическими данными, когда необходимо выполнить разделение геологического объекта на определенные классы в соответствии с определенным набором геолого-геофизических атрибутов. Другая группа задач, востребованная в геофизике, – это регрессионный анализ, когда необходимо найти математическую взаимосвязь между зависимой переменной и одной или несколькими переменными - аргументами.

Одним из самых распространенных алгоритмов машинного обучения являются нейронные сети. Алгоритмы нейронных сетей сформированы по аналогии с сетями нервных клеток живого организма. Нейросетевые методы активно используются в практике геофизических исследований. Они особенно эффективны при решении многопараметрических некорректных нелинейных обратных задач высокой размерности.

Решение обратной задачи магнитотеллурического зондирования, основанное на нейросетевом моделировании, рассмотрено в работах [48; 29; 113].

Убедительные положительные результаты были получены при комплексировании нескольких методов. Пример подобных модификаций рассмотрен в работах [31; 98]: для построения кубов упругих свойств пород по сейсмическим данным и ГИС на стадии обучения предлагается использовать не только традиционные градиентные методы, а также генетические алгоритмы и гибрид генетических и градиентных алгоритмов [30]. Формирование обучающих выборок производится на основе алгоритма из группы «Случайный лес».

Несмотря на очевидную эффективность нейросетевых методов, при их использовании возникает ряд проблем, главные из которых: чувствительность к погрешностям входных данных и ошибки, связанные с переобучением.

МГУА часто справедливо рассматривают как модификацию искусственных нейронных сетей (используются термины «абдуктивная нейронная сеть» или «полиномиальная нейронная сеть») [115]. МГУА является альтернативным инструментом моделирования, который позволяет

избежать многих ограничений нейронных сетей. В то время как элементы обработки в нейронных сетях ограничены аналогией с нейронами, в МГУА используются различные более мощные полиномиальные функции. Основанный на методе самоорганизации МГУА использует проверенные критерии оптимизации для автоматического определения размера и связности сети, а также элементов и коэффициентов для оптимальной модели. Все это приводит к минимизации вмешательства пользователя в процесс моделирования. При использовании МГУА самые значимые входные параметры выбираются автоматически, а полученная стохастическая зависимость выражается полиномиальной формой. Это расширяет возможности объяснения полученных результатов и позволяет эффективно сравнивать модели машинного обучения на основе данных с существующими или эмпирическими моделями.

1.3. Предпосылки и обзор применения МГУА в геолого-геофизических исследованиях

В настоящее время происходит массовое внедрение, использование математического моделирования и прогнозирования в естественных и технических науках. Это касается и геолого-геофизических исследований. Соотношения физических, химических, геологических параметров горных пород и минералов являются крайне сложной системой. Изучение и прогнозирование ее свойств являются краеугольным камнем в решении множества фундаментальных, технических и практических задач.

Как показано в работе [66], основные положения теории метода группового учета аргументов соответствуют основополагающим идеям математической геофизики, а постановка задач соответствует традиционным задачам интерпретации геофизических данных. В частности, формирование моделей в МГУА не противоречат общепринятым принципам построения математических моделей в геофизической практике. В соответствии с теорией самоорганизации, структура модели оптимальной сложности подбирается при помощи опробования многих моделей-претендентов по заданным критериям. Фактически речь идет об индуктивном моделировании, которое является перспективным оправданным методом для выявления связей между множеством параметров сложно-построенной геологической среды и экспериментальными значениями геофизических полей. В соответствии с принципом самоорганизации, лучшая модель выбирается из множества вариантов по определенному критерию, что согласуется с одной из основных идей математической геофизики о существовании множества допустимых решений и необходимости конструирования окончательного решения по этому множеству [103].

Наконец, организация структуры исходных данных в формате числовой матрицы, способы формализации данных, выход результатов в виде идентификационного структурно-параметрического уравнения (модели геологической среды или процесса) делает возможность адаптации метода в

современные автоматизированные системы обработки геофизических данных [66].

С 2009 г. кафедра геофизики Воронежского госуниверситета проводит исследования, направленные на развитие МГУА для анализа геолого-геофизической информации.

Одним из направлений этих исследований являлся анализ петрофизических данных. В 2009 г. метод был впервые опробован при анализе результатов петрофизических исследований образцов керна по одной из горизонтальных скважин, пройденной с целью изучения ультраосновного массива на Северном Урале [3]. Были получены модели, устанавливающие взаимосвязи между петрофизическими параметрами, а также модели, связывающие геологические атрибуты образцов (литологический тип, степень трещиноватости) с физическими параметрами (диэлектрической проницаемостью, проводимостью, магнитной проницаемостью и магнитной восприимчивостью) образцов горных пород. Выполненные исследования впервые продемонстрировали возможности применения метода группового учета аргументов для выявления неявных статистических связей при решении задач обработки геолого-геофизических данных [61; 104].

Метод применялся для идентификационного анализа петрофизических характеристик пород осадочного чехла Воронежской антеклизы и Воронежского кристаллического массива (ВКМ). С помощью моделирования были выявлены стохастические зависимости между различными типами пород, петрофизическими характеристиками и пространственной локализацией образцов (глубина, расположение). Эти соотношения были использованы для формирования общей пространственной модели исследуемого региона [16; 20; 21; 65; 75; 62; 80; 70; 72; 73; 74; 84; 85; 96; 97; 82]. Сформулированы основные принципы анализа петрофизической информации с использованием метода группового учета аргументов (идентификационного обеспечения) с целью создания пространственных петрофизических моделей, необходимых для получения содержательных

геологических результатов интерпретации геофизических полей. Модели МГУА были использованы для идентификации данных в процессе решения следующих задач: отнесение петрофизических данных к определенному структурно-вещественному или литологическому типу, робастного анализа, восполнения дефицита информации на основе стохастических взаимосвязей кристаллических пород региона ВКМ. Результаты были использованы при создании цифровой петрофизической базы осадочных и кристаллических пород ВКМ, формировании петромагнитной модели верхней части литосферы региона, при создании детальных петрофизических моделей для отдельных участков региона ВКМ.

МГУА был применен для построения идентификационных моделей по данным комплексов каротажа. Результат показал возможность использования полученных зависимостей для литологического расчленения разреза по материалам ГИС [64; 67; 68; 69]. В качестве экспериментальных были использованы материалы геофизических исследований по скважине Б1 на опытно-методическом полигоне «Трубка Белая», созданном в пределах одноименной кимберлитовой трубки в Архангельской алмазоносной провинции [4]. Использование идентификационного моделирования в процедуре оперативной предварительной интерпретации материалов геофизических исследований непосредственно на скважине позволяет оптимизировать комплексы геофизических исследований в скважинах при поисках месторождений полезных ископаемых [4].

Применение МГУА при статистической оценке данных гидрогеолого-геофизических исследований при экологической оценке эксплуатирующегося водозабора вдоль реки Черная Калитва показало возможность метода для оценки контроля качества исходных данных и выявления ошибок при последующем мониторинге [2].

В настоящей работе представлены результаты применения МГУА, полученные при личном участии автора.

1.4. Теоретические основы и алгоритмы МГУА

Алгоритмы МГУА схожи с алгоритмами многорядных нейронных сетей или персептронами. Основное отличие в том, что полиномиальные алгоритмы МГУА оперируют с непрерывными данными. Дискретность работы снижает точность [38]. В то же время непрерывные переменные позволяют найти оптимальную нефизическую модель [46].

Физическая модель соответствует понятию математического описания, принятому в математической физике, либо аппроксимации при помощи полиномов какой-либо функции. Физическая модель содержит полный информационный базис (все факторы), отражает механизм действия объекта наблюдения, связывает мгновенные значения переменных, использует истинную опорную функцию и класс уравнений, содержит легко интерпретируемые (физически объяснимые) коэффициенты. То есть физическая модель – единственная для каждого объекта и языка его описания. Нефизическая модель необязательно содержит полный информационный базис (часть факторов может отсутствовать либо заменяться другими коррелированными с ними переменными). Она не отражает механизм действия объекта наблюдения, может связывать одновременно и мгновенные, и усредненные значения факторов с различными интервалами усреднения. Опорная функция, выражающая точную физическую закономерность, может быть аппроксимирована другой достаточно сложной функцией, которая не поддается простой интерпретации (физическому или логическому объяснению) [59]. Нефизические модели можно эффективно получать при помощи МГУА [37]

Чем больше дисперсия помех, тем структура нефизической модели проще. Соответственно, увеличение длины выборки равносильно уменьшению помех. Таким образом, структура нефизической модели приближается к виду физической модели. Для любого объекта может существовать множество нефизических моделей, их количество зависит от дискретизации помех и длины выборки. Нефизические модели получаются не

только при помощи некоторых членов физической модели, но и случайным образом [123; 43].

Суть МГУА состоит в осуществлении целенаправленного перебора многих моделей-претендентов различной сложности по ряду критериев. В результате находится модель оптимальной структуры в виде одного уравнения или системы уравнений. Минимум критерия селекции определяет модель оптимальной структуры [41].

Принцип самоорганизации реализуется следующим образом: при постепенном нарастании числа рядов значения внешних критериев проходят через глобальный минимум, который соответствует модели оптимальной (для данного критерия) сложности. Порядок усложнения полного полинома определяется видом опорной функции и всегда может быть выбран так, чтобы минимум был единственным [45].

Оптимальная модель выбирается по минимальным значениям внешних критериев. Критерии называются внешними, потому что для их вычисления используется информация, которая не использовалась при формировании модели. В зависимости от вида решаемой задачи существуют разные критерии селекции.

Критерий регулярности (Δ^2) – среднеквадратичная ошибка, рассчитанная на точках проверочных данных, не использованных для получения оценок коэффициентов модели:

$$\Delta^2 = \frac{\sum_{i=1}^{N_B} (q_{\text{табл}} - q_M)_i^2}{\sum_{i=1}^{N_B} q_{\text{табл}}^2}, \quad (1.1)$$

где N_B – число точек проверочной последовательности данных; $q_{\text{табл}}$ – табличные значения выходной переменной; q_M – значения, рассчитанные по данной модели.

Критерий регулярности основан на разделении имеющихся экспериментальных данные на две части: обучающую N_A и проверочную N_B последовательности точек. Все опытные точки располагаются в ряд по

величине их дисперсии от среднего значения, этот ряд делится на две указные последовательности.

При ранжировании точек по дисперсии было экспериментально обнаружено существование оптимума числа рядов многорядного селекционного алгоритма МГУА при варьировании соотношения числа точек обучающей последовательности N_A и числа точек проверочной последовательности N_B (рис. 1.1).

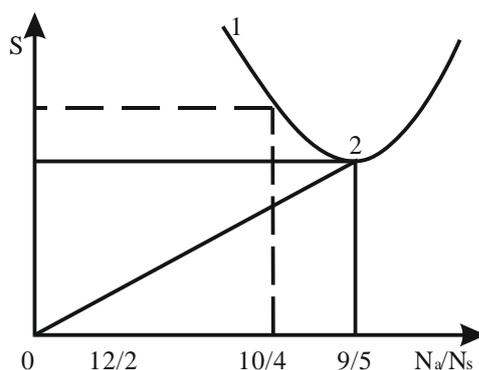


Рис. 1.1. Определение оптимального разделения данных на обучающую и проверочную последовательности. 1 – число рядов селекции S ; 2 – самая простая модель

Физический смысл критерия регулярности состоит в том, что он ориентирован на выбор модели, которая будет наиболее точной на множестве точек, которых нет в таблице, но они появятся там в ближайшем будущем. Поэтому критерий регулярности эффективен для краткосрочных прогнозов.

При наличии существенных помех, результат моделирования по критерию регулярности не совпадает с физической моделью объекта. Оптимальная прогнозирующая модель иногда является «бессмысленной» с точки зрения человеческой логики. В отличие от этого, модели по критерию минимума смещения обычно соответствуют теории процесса.

Критерий минимума смещения ($n_{см}^2$) требует максимального совпадения значений выходной величины двух моделей, полученных на двух различных частях таблицы исходных данных.

$$n_{\text{см}}^2 = \frac{\sum_1^{\alpha N} (q_A - q_B)^2}{\alpha \sum_{i=1}^N q_{\text{табл}}^2}, \quad (1.2)$$

где N – число точек последовательности данных; $q_{\text{табл}}$ – табличные значения выходной переменной; q_A – значения выходной переменной, рассчитанные по модели полученной на последовательности опытных данных А; q_B – значения выходной переменной, рассчитанные по модели полученной на последовательности опытных данных В; α – коэффициент экстраполяции.

Критерий минимума смещения позволяет выбрать модель наименее чувствительную к изменению множества опытных точек, по которым она получена. Он требует, чтобы модель давала одинаковые результаты на последовательных участках опытных данных А и В. Этот критерий позволяет решать задачу восстановления закона, скрытого в зашумлённых экспериментальных данных, а потому рекомендуется для решения задачи идентификации.

Одной из отличительных особенностей МГУА, по сравнению с аналогичными методами регрессионного анализа, является процесс формирования множества вариантов моделей. Существует две основные структуры генерации множества моделей (частных описаний), оцениваемых затем по критерию селекции: комбинаторные и многорядные.

В комбинаторных алгоритмах задается некоторое «полное описание», например, полином высокой степени. Частные описания получаются из полного при помощи приравнивания нулю (зануления) тех или иных коэффициентов полного описания. Оставшиеся коэффициенты оцениваются с использованием всех точек таблицы исходных данных по методу наименьших квадратов. Лучшая структура модели определяется по тому или иному внешнему критерию [47].

Например, если полное описание принято в виде полинома

$$y = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_3x_1^2 + a_4x_2^2 + a_5x_1x_2 + \dots, \quad (1.3)$$

тогда, последовательно зануляя все элементы, кроме a_0 , получаем ряд частных полиномов. Среди частных описаний будут, например, такие:

$$y = a_0 + a_1x_2 ; y = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 \quad (1.4)$$

Указанные полиномы оцениваются по величине критерия селекции и из них выбирается единственный полином – модель оптимальной сложности. Комбинаторные, надпороговые алгоритмы рекомендуются при числе членов полного описания не выше двадцати. Структура комбинаторного алгоритма МГУА представлена на рис. 1.2.

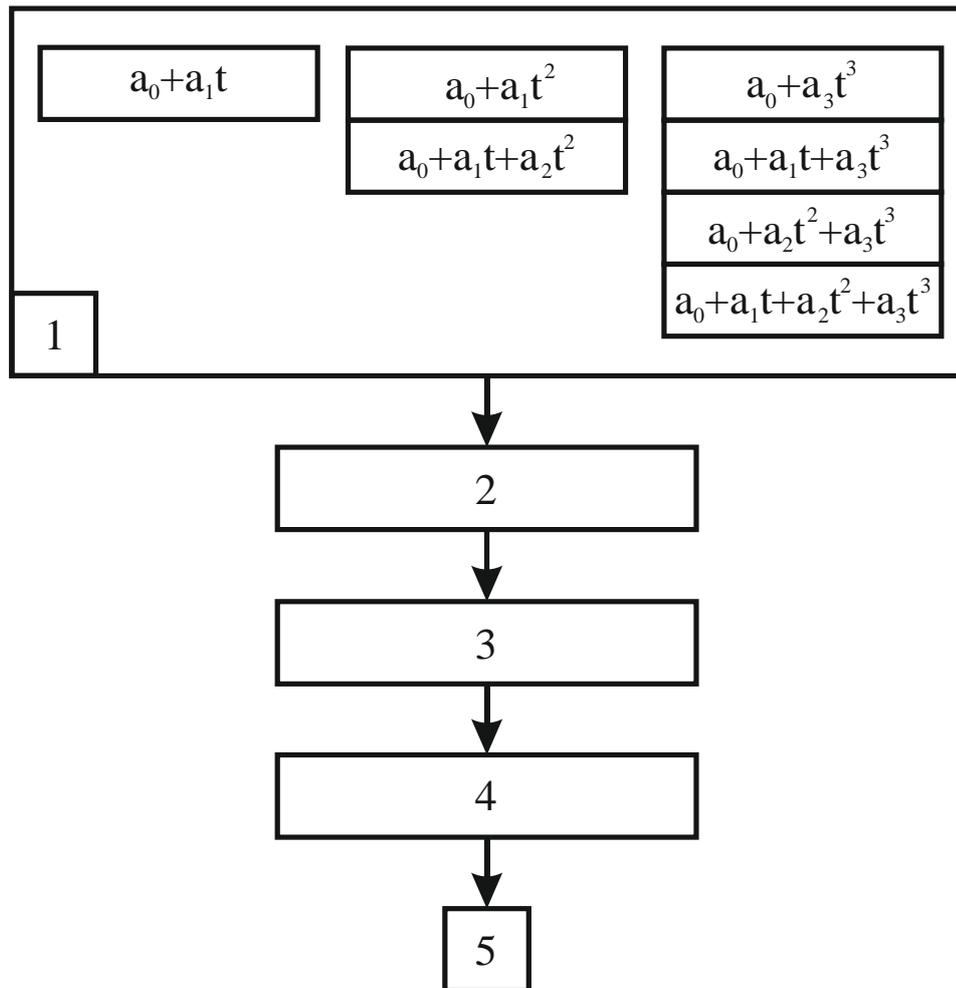


Рис. 1.2. Структура комбинаторного алгоритма МГУА: 1 – таблица постепенного усложнения модели; 2 – оценка коэффициентов по данным обучающей последовательности; 3 – выбор модели по критерию; 4 – пересчет оценки коэффициентов модели по всем точкам; 5 – вывод результирующей модели

Для более сложных задач применяются многорядные, селективные алгоритмы МГУА [41].

Существует предположение, что «Гипотеза селекции» – алгоритм массовой селекции растений или животных – является оптимальным алгоритмом переработки информации в сложных задачах [46].

Селекционер, например, скрещивает каждый цветок с другими из одной группы, собирает получаемые семена и высевает их. Затем изучает новое поколение цветов и отбраковывает те образцы, которые, как он считает, не являются в некотором смысле «улучшением» сортов. Такая процедура эквивалентна одному ряду в алгоритме МГУА. Затем организуется итерационный процесс. Если порог отбора установлен надлежащим способом, то получающиеся поколения все больше и больше проявляют тенденцию к наличию большего количества желаемых свойств. Решение принимается не по единственному случаю, а по качеству целого поколения (ряда). Это правило усреднения используется и в многорядном алгоритме МГУА [41].

В многорядных алгоритмах на вход подается некоторый вектор входных переменных $X = x_1; x_2; \dots; x_n$.

На первом ряду селекции образуются частные описания, объединяющие входные переменные по две:

$$y_1 = f_{11}(x_1, x_2), y_2 = f_{12}(x_1, x_3), \dots, y_s = f_{1s}(x_{n-1}, x_n) \quad (1.5)$$

Из них выбирается определенное количество (F_1) моделей, наиболее удовлетворяющих внешнему критерию селекции. На втором ряду образуются частные описания второго ряда.

$$z_1 = f_{21}(y_1, y_2), z_2 = f_{22}(y_1, y_3), \dots, z_p = f_{1p}(y_{s-1}, y_s) \quad (1.6)$$

Из них выбирается определенное количество (F_2) наилучших для использования в следующем ряду. Для каждого ряда находится оптимальная (по критерию селекции) модель. Ряды селекции наращиваются, пока оценка критерия уменьшается [41]. Таким образом, гипотеза селекции предполагает, что вышеописанный процесс выбора модели, является математической аналогией процесса селекции при выращивании сортов для получения гибридной разновидности, имеющей некоторые желаемые свойства.

Структура многорядного селекционного алгоритма МГУА представлена на рис. 1.3.

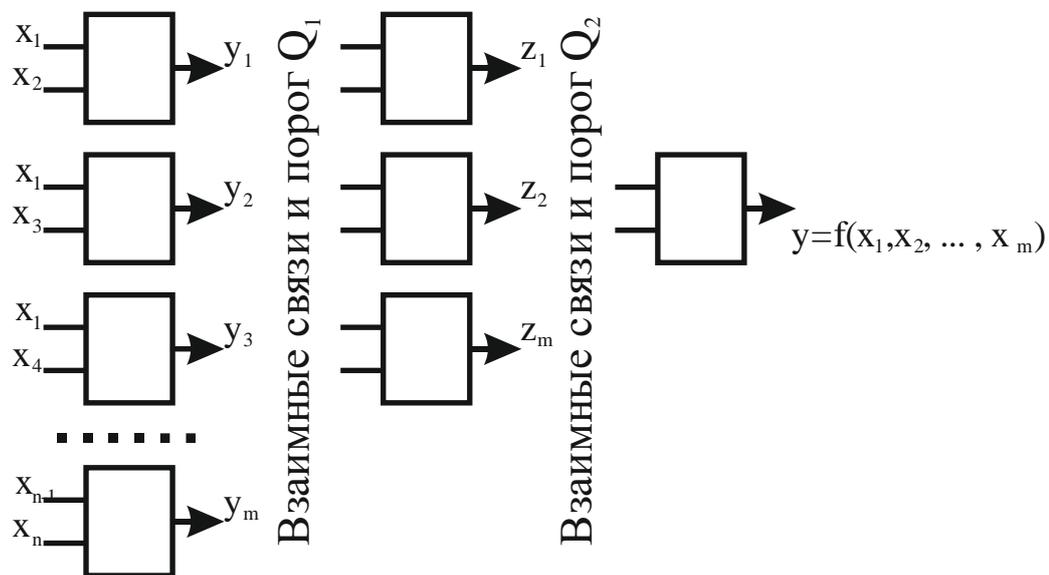


Рис. 1.3. Структура многорядного селекционного алгоритма МГУА

1.5. Методика идентификационного моделирования

Для выполнения идентификационного анализа МГУА была использована программа, реализующая многорядный комбинаторный алгоритм, адаптированный к работе с геолого-геофизическими данными [79]. Результатом идентификационного моделирования является получение комплексных модельных уравнений. Структура модельных уравнений зависит от номера частного описания и уровня генерации моделей. В приведенных далее примерах оптимальные уравнения были получены на первом или втором уровне генерации моделей. Модели первого уровня имеют вид одного из семи уравнений (частных описаний):

$$Y_1 = a_1 + a_2 \cdot x_i \cdot x_j \quad (1.7)$$

$$Y_2 = a_1 + a_2 \cdot x_i \quad (1.8)$$

$$Y_3 = a_1 + a_2 \cdot x_j + a_3 \cdot x_i \cdot x_j \quad (1.9)$$

$$Y_4 = a_1 + a_2 \cdot x_j \quad (1.10)$$

$$Y_5 = a_1 + a_2 \cdot x_i + a_3 \cdot x_i \cdot x_j \quad (1.11)$$

$$Y_6 = a_1 + a_2 \cdot x_i + a_3 \cdot x_j \quad (1.12)$$

$$Y_7 = a_1 + a_2 \cdot x_i + a_3 \cdot x_j + a_4 \cdot x_i \cdot x_j \quad (1.13)$$

Здесь $Y_1 - Y_7$ – варианты модельных значений зависимой переменной; a_1, a_2, a_3, a_4 – числовые коэффициенты; x_i и x_j – пара переменных-аргументов, выбранная из входных данных. При переходе во второй ряд модельные уравнения усложняются, так как в качестве переменных-аргументов выступают модели первого ряда. В общем виде модельное уравнение второго ряда можно записать следующим образом:

$$Z_k = f(Y_i, Y_j, b_1, b_2, b_3, b_4), \quad (1.14)$$

где Z_k – модельные значения зависимой переменной; k – номер частного описания; Y_i, Y_j – переменные - аргументы – модели первого ряда (1) – (8); b_1, b_2, b_3, b_4 – числовые коэффициенты (табл. 1.1)

Структура модельных уравнений

Уравнение 1 ряда	$Y = a_1 + a_2 \cdot x_1 + a_3 \cdot x_2 + a_4 \cdot x_1 \cdot x_2$	x_1, x_2 – переменные a_1 - a_4 -коэффициенты модельного уравнения
Уравнение 2 ряда	$Y = b_1 + b_2 \cdot (a_1 + a_2 \cdot x_1 + a_3 \cdot x_2 + a_4 \cdot x_1 \cdot x_2) + b_3$ $\cdot (a_5 + a_6 \cdot x_3 + a_7 \cdot x_4 + a_8 \cdot x_3 \cdot x_4) + b_4$ $\cdot (a_1 + a_2 \cdot x_1 + a_3 \cdot x_2 + a_4 \cdot x_1 \cdot x_2)$ $\cdot (a_5 + a_6 \cdot x_3 + a_7 \cdot x_4 + a_8 \cdot x_3 \cdot x_4)$	$x_1 - x_4$ – переменные a_1 - a_8 -коэффициенты модельного уравнения (найденные на первом ряду) b_1 - b_4 -коэффициенты модельного уравнения
Уравнение 3 ряда	$Y = c_1 + c_2 \cdot (b_1 + b_2$ $\cdot (a_1 + a_2 \cdot x_1 + a_3 \cdot x_2 + a_4 \cdot x_1 \cdot x_2) + b_3$ $\cdot (a_5 + a_6 \cdot x_3 + a_7 \cdot x_4 + a_8 \cdot x_3 \cdot x_4) + b_4$ $\cdot (a_1 + a_2 \cdot x_1 + a_3 \cdot x_2 + a_4 \cdot x_1 \cdot x_2)$ $\cdot (a_5 + a_6 \cdot x_3 + a_7 \cdot x_4 + a_8 \cdot x_3 \cdot x_4)) + c_3$ $\cdot (b_5 + b_6$ $\cdot (a_9 + a_{10} \cdot x_5 + a_{11} \cdot x_6 + a_{12} \cdot x_5 \cdot x_6) + b_7$ $\cdot (a_{13} + a_{14} \cdot x_7 + a_{15} \cdot x_8 + a_{16} \cdot x_7 \cdot x_8) + b_8$ $\cdot (a_9 + a_{10} \cdot x_5 + a_{11} \cdot x_6 + a_{12} \cdot x_5 \cdot x_6)$ $\cdot (a_{13} + a_{14} \cdot x_7 + a_{15} \cdot x_8 + a_{16} \cdot x_7 \cdot x_8)) + c_4$ $\cdot (b_1 + b_2$ $\cdot (a_1 + a_2 \cdot x_1 + a_3 \cdot x_2 + a_4 \cdot x_1 \cdot x_2) + b_3$ $\cdot (a_5 + a_6 \cdot x_3 + a_7 \cdot x_4 + a_8 \cdot x_3 \cdot x_4) + b_4$ $\cdot (a_1 + a_2 \cdot x_1 + a_3 \cdot x_2 + a_4 \cdot x_1 \cdot x_2) \cdot b_3$ $\cdot (a_5 + a_6 \cdot x_3 + a_7 \cdot x_4 + a_8 \cdot x_3 \cdot x_4))$ $\cdot (b_5 + b_6$ $\cdot (a_9 + a_{10} \cdot x_5 + a_{11} \cdot x_6 + a_{12} \cdot x_5 \cdot x_6) + b_7$ $\cdot (a_{13} + a_{14} \cdot x_7 + a_{15} \cdot x_8 + a_{16} \cdot x_7 \cdot x_8) + b_8$ $\cdot (a_9 + a_{10} \cdot x_5 + a_{11} \cdot x_6 + a_{12} \cdot x_5 \cdot x_6)$ $\cdot (a_{13} + a_{14} \cdot x_7 + a_{15} \cdot x_8 + a_{16} \cdot x_7 \cdot x_8))$	$x_1 - x_8$ – переменные a_1 - a_{16} -коэффициенты модельного уравнения (найденные на первом ряду) b_1 - b_8 -коэффициенты модельного уравнения (найденные на втором ряду) c_1 - c_4 -коэффициенты модельного уравнения

Глава 2. Алгоритм МГУА и его программная реализация

2.1. Общий подход к программной реализации

Первый опыт применения метода при обработке геолого-геофизических данных, с одной стороны, продемонстрировал его перспективность, а с другой, выявил ряд проблем, что привело к необходимости разработки специального алгоритма и соответствующего программного обеспечения, адаптированного к работе с геолого-геофизической информацией. При этом были поставлены и решены следующие задачи:

1. Возможность обработки, как малых, так и больших объемов информации.
2. Способность работы с данными специальных форматов, используемых в практике геофизических измерений.
3. Возможность ротации зависимой переменной и переменных-аргументов.
4. Оптимизация процедуры ввода данных.
5. Визуализация промежуточных результатов работы алгоритма с целью, при необходимости, корректировки параметров работы алгоритма.
6. Оптимизация процедуры вывода данных.

2.2. Описание реализации

Для решения поставленных задач был разработан и численно реализован на языке СИ++ многорядный алгоритм МГУА с комбинаторным перебором вариантов [9; 94]. Созданный программный продукт запатентован (регистрационное свидетельство № 2021617896 [Приложение 1]).

Рассмотрим основные блоки и параметры работы программы.

Входные данные

В качестве исходных данных используется стандартный файл-таблица Excel, доступность и простота использования которой позволяют быстро формировать входные данные. Входные данные задаются матрицей, число строк которой соответствует объему последовательности наблюдений. Каждый столбец таблицы отвечает тому или иному геолого-геофизическому параметру. В современных версиях программы Excel (Office 2010) доступно формирование таблицы, состоящей из 1 048 576 строк и 16 384 столбцов, что позволяет работать с необходимым объемом информации. Как показал опыт работы с геофизической информацией, существует порог объема данных, начиная с которого качество моделей резко ухудшается. Это приводит к необходимости поиска оптимального размера последовательности входных данных для получения наиболее устойчивых и качественных моделей. Такая процедура также легко организуется при использовании формата Excel.

Для использования информации, представленной специальными форматами, необходимо формирование блоков подготовки, предназначенных для перевода данных в формат таблицы Excel. Так для работы с данными каротажа, общепринятым форматом которых является формат LAS, был разработан подготовительный алгоритм, позволяющий автоматизировать объединение данных геофизических исследований скважин различными методами с результатами их геологической интерпретации в единую входную таблицу. Более подробно эта процедура описывается в третьем разделе работы.

Зависимой переменной может быть задан любой из столбцов входной таблицы, все остальные столбцы считаются независимыми переменными. Это обеспечивает возможность ротации зависимой переменной и переменных-аргументов. Такая процедура бывает необходима при работе, например, с петрофизической информацией, когда необходимо выявить взаимосвязь между равноценными петрофизическими характеристиками объекта исследований и получить комплексное петрофизическое уравнение.

Базовая модель

В качестве базовой модели используется полином Колмогорова-Габора второй степени: $y = a_1 + a_2x_1 + a_3x_2 + a_4x_2x_1$. Степень и сложность полинома увеличивается при переходе в следующий ряд. Генерация модели текущего ряда осуществляется по маске сочетаний, в которой отсутствует номер столбца, заданного как зависимая величина.

Параметры работы

Задаются следующие параметры работы программы: тип внешнего критерия; количество лучших моделей, переходящих в следующий ряд; количество рядов.

В качестве критерия могут быть использованы критерий регулярности, критерий минимального смещения и критерий общности. При использовании критерия регулярности, задается объем обучающей выборки (в процентах), которая может составлять от 50 до 90 % общей выборки, остальная часть выборки (проверочная) предназначена для оценки качества рассчитанной модели.

Организация многорядного перебора

Работа алгоритма основана на итерационной процедуре формирования двух таблиц – базовой таблицы «MainTable» и таблицы моделей «AllModels».

Таблица «MainTable» содержит всю информацию о входных данных. На первом шаге работы программы таблица «MainTable» считывается из файла входных данных и включает все ячейки за исключением первой строки, которая является заголовком.

Таблица моделей «AllModels» формируется после прохождения ряда. Каждая ячейка таблицы моделей «AllModels» несет информацию о сформированной однорядной модели. Информация включает: a_1, a_2, a_3, a_4 – коэффициенты модельного уравнения, x_1, x_2 – номера столбцов, порождающих данную модель и параметр «crit» – численное значение критерия отбора. Столбец таблицы моделей соответствует рядности модели (рис. 2.1).

Рассмотрим порядок заполнения таблицы «AllModels». При генерации моделей первого ряда создается вектор моделей, который упорядочивается по параметру «crit». Далее вектор сокращается до размерности N за счет удаления неудачных моделей. Параметр N задается пользователем и определяет количество лучших моделей, переходящих в следующий ряд. По этим моделям генерируется новая базовая таблица «MainTable», состоящая из N+1 строк. Количество столбцов новой базовой таблицы остается равным количеству столбцов в первоначальной таблице.

$$\{a_1, a_2, a_3, a_4, x_1, x_2, \text{crit}\}_N^M$$

Рис 2.1. Ячейка таблицы моделей: нижний индекс N – номер модели среди лучших моделей ряда; верхний индекс M – рядность модели

По новой таблице считаются модели аналогично моделям первого ряда, заносятся в вектор и т.д. Множество векторов моделей формируют новую таблицу моделей «AllModels». Из этой таблицы можно получить любую модель или выбранную пользователем, или автоматически по минимальному значению внешнего критерия. Информация о текущей модели содержится в ступенчатой таблице «CurrModel» (рис. 2.2).

$\{a_1, a_2, a_3, a_4, x_1, x_2, \text{crit}\}_1^1$	$\{a_1, a_2, a_3, a_4, x_1, x_2, \text{crit}\}_1^2$...	$\{a_1, a_2, a_3, a_4, x_1, x_2, \text{crit}\}_1^M$
$\{a_1, a_2, a_3, a_4, x_1, x_2, \text{crit}\}_2^1$	$\{a_1, a_2, a_3, a_4, x_1, x_2, \text{crit}\}_2^2$...	$\{a_1, a_2, a_3, a_4, x_1, x_2, \text{crit}\}_2^M$
...
$\{a_1, a_2, a_3, a_4, x_1, x_2, \text{crit}\}_N^1$	$\{a_1, a_2, a_3, a_4, x_1, x_2, \text{crit}\}_N^2$...	$\{a_1, a_2, a_3, a_4, x_1, x_2, \text{crit}\}_N^M$

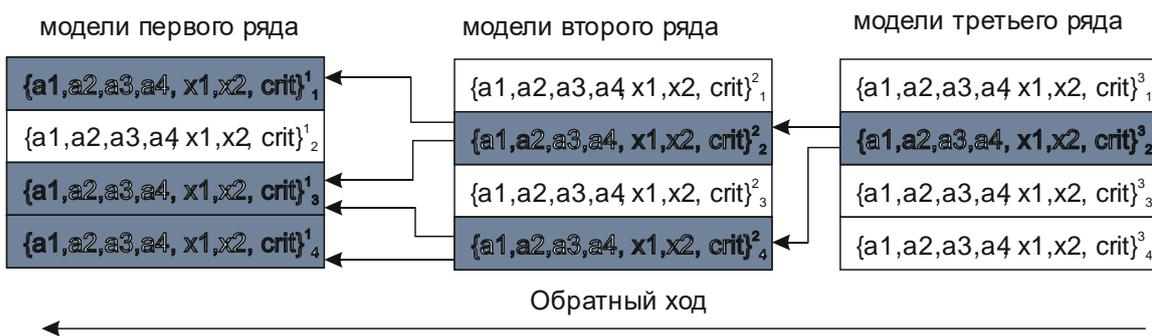
Рис 2.2. Общая структура таблицы моделей

Информация о моделях содержится в исходной таблице моделей, сформированных после очередного ряда (рис. 2.3, а). Генерация выбранной модели осуществляется с помощью процедуры «обратного хода» от заданной ячейки (рис. 2.3, б).

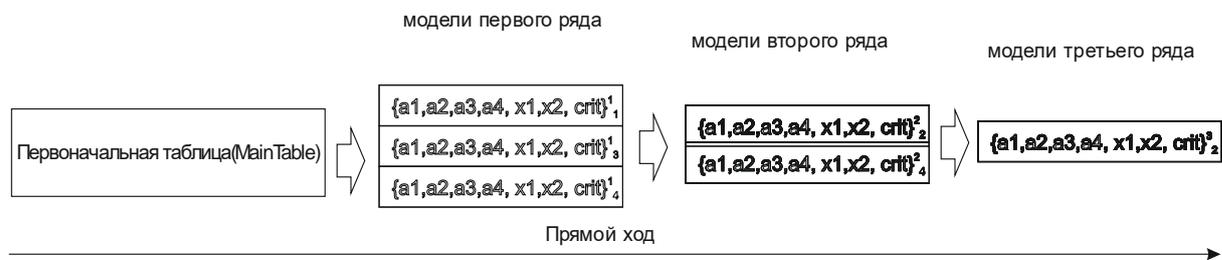
Таблица «CurrModel» используется и для вычисления модельного значения зависимой переменной с помощью процедуры «прямого хода» с первоначальным обращением к базовой таблице «MainTable» для чтения параметров однорядных моделей-составляющих (рис. 2.3, в).

$\{a_1, a_2, a_3, a_4, x_1, x_2, \text{crit}\}_1^1$	$\{a_1, a_2, a_3, a_4, x_1, x_2, \text{crit}\}_1^2$	$\{a_1, a_2, a_3, a_4, x_1, x_2, \text{crit}\}_1^3$
$\{a_1, a_2, a_3, a_4, x_1, x_2, \text{crit}\}_2^1$	$\{a_1, a_2, a_3, a_4, x_1, x_2, \text{crit}\}_2^2$	$\{a_1, a_2, a_3, a_4, x_1, x_2, \text{crit}\}_2^3$
$\{a_1, a_2, a_3, a_4, x_1, x_2, \text{crit}\}_3^1$	$\{a_1, a_2, a_3, a_4, x_1, x_2, \text{crit}\}_3^2$	$\{a_1, a_2, a_3, a_4, x_1, x_2, \text{crit}\}_3^3$
$\{a_1, a_2, a_3, a_4, x_1, x_2, \text{crit}\}_4^1$	$\{a_1, a_2, a_3, a_4, x_1, x_2, \text{crit}\}_4^2$	$\{a_1, a_2, a_3, a_4, x_1, x_2, \text{crit}\}_4^3$

(а)



(б)



(в)

Рис 2.3. Пример организации вычисления коэффициентов модельного уравнения методом «обратного хода»: а – исходная таблица моделей после 3 ряда (в каждом ряду отобрано 4 лучших модели); б – организация обратного хода для получения модельного уравнения; в – организация прямого хода – вычисление модельных значений зависимой переменной

В программе реализована возможность сохранять выбранные пользователем варианты моделей.

Визуализация результатов

Визуализация результатов работы программы осуществляется выводом на экран графиков модельных и экспериментальных значений зависимой переменной с указанием столбцов базовой таблицы первого ряда, содержащей значения экспериментальных данных; таблицы с модельными и экспериментальными значениями зависимой переменной и переменных-аргументов; таблицы с параметрами всех сгенерированных моделей.

На рис. 2.4 представлена визуализация входных данных: задание параметров модели и просмотр предварительных результатов моделирования.

В программе предусмотрена возможность одновременного просмотра графиков модельных и экспериментальных значений зависимой переменной и параметров нескольких выбранных моделей (рис. 2.5, а) и формирование этих данных в виде таблиц (рис. 2.5, б).

Таким образом, разработан и численно реализован алгоритм, адаптированный к работе с геолого-геофизическими данными, позволяющий регулировать объем обрабатываемой информации, а также работать с данными специальных форматов. В программе предусмотрена возможность ротации зависимой переменной и переменных-аргументов, что необходимо

при поиске корреляционных взаимосвязей между геофизическими полями или петрофизическими параметрами.

Приведенные выше выводы обосновывают первое защищаемое положение:

«Алгоритм и программа для идентификационного моделирования методом группового учета аргументов, адаптированные к работе с геолого-геофизической информацией, позволяющие получать достоверные полиномиальные модели в процессе анализа комплексных геолого-геофизических данных».

MainForm

File Модели Графики Сводная таблица Помощь

Исходная таблица Модели Сводные графики Сводная таблица

	1	2	3	4	5	6	7	8
1	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8
2	3	-0,8961652	1,01830151	1,28271790	0,92935888	1,32378705	1,86694312	3
3	3	-0,8952755	1,28893005	1,14480424	0,71456707	1,51512754	1,19013419	3,2
4	3	-0,8954394	1,50322367	0,97187313	1,25154659	0,55842511	2,88215651	3,4
5	3	-0,8956466	1,39828607	0,91514181	1,19784863	1,13244657	3,89736990	3,6
6	3	-0,8961294	1,23369974	0,83182268	1,19784863	0,17574414	0,51332526	3,8
7	3	-0,8964560	1,17791712	0,80080436	0,82196297	2,28048948	2,20534758	4
8	3	-0,8951811	1,21354067	0,75156060	0,90250990	1,13244657	2,88215651	4,2
9	3	-0,8948817	1,05392506	0,72843272	1,06360376	0,55842511	-0,1634836	4,4
10	3	-0,8963605	1,03818442	0,69658562	0,68771809	0,36708462	1,52853865	4,6
11	3	-0,8962780	1,15858651	0,68173349	0,82196297	0,55842511	1,52853865	4,8
12	3	-0,8955348	1,12986674	0,66780345	0,92935888	0,94110608	0,85172972	5
13	3	-0,8952495	1,24999268	0,64560068	1,00990580	2,08914899	2,54375205	5,2
14	3	-0,8950498	1,15168272	0,63607266	0,84881195	0,55842511	0,85172972	5,4
15	3	-0,8943500	1,02686221	0,61673369	0,87566092	0,55842511	0,51332526	5,6
16	3	-0,8937924	1,00946466	0,60987742	0,41922834	1,32378705	2,54375205	5,8
17	3	-0,8935591	1,13014290	0,59585590	0,41922834	1,32378705	3,55896544	6

(а)

MainForm

File Модели Графики Сводная таблица Помощь

Исходная таблица Модели Сводные графики Сводная таблица

Модель

График

Таблица моделей

0,07537655	0,08944857	0,06730809	0,06506021	0,06755307	0,06656438	0,06564613	0,06425946
0,10461487	0,10961243	0,06876886	0,06770445	0,06789900	0,06724884	0,06565331	0,06458270
0,10735687	0,11290050	0,07315317	0,06980576	0,06825015	0,06754402	0,06573170	0,06499135
0,14181907	0,11433728	0,09082673	0,07043681	0,06828524	0,06786017	0,06577937	0,06515585

Описание модели

Рядность модели: 6
 Номер модели в таблице: 2
 Используемые элементы: 2 3 4 6 7 8

Представление модели в виде таблицы

$a_1 = 1,37706357592089$; $a_2 = -3,33735689191512$; $a_3 = 3,7100197699$

Параметры модели

Данные

Номер искомого столбца: 1
 Количество рядов: 8
 Лучших моделей в ряду: 10

Выбор критерия

Критерий регулярности % 70
 Критерий сходимости
 Критерий общности

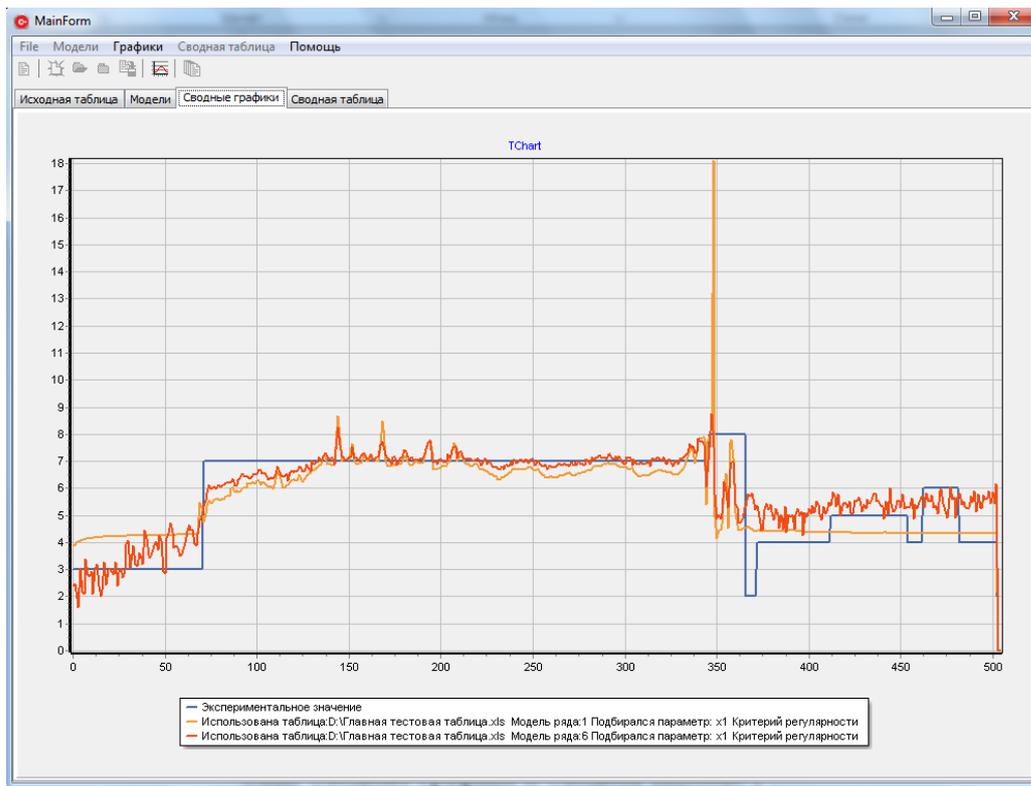
Комментарий

Использована таблица: D:\Главная тестовая таблица.xls

Расчет Сохранить

(б)

Рис 2.4 Пользовательский интерфейс программы – ввод данных: а – таблица входных данных; б – окно формирования модели



(a)

Используемая	Экспериментальное	Расчетное	2	4	Используемая	Расчетное	2	3	4	6	7	8
1	x1	x1	x2	x4	1	x2	x3	x4	x6	x7	x8	
1	3	3,86446225	-0,89616521	1,28271790	2	2,38296478	-0,89616521	1,01830151	1,28271790	1,32378705	1,86694312	3
2	3	3,93287828	-0,89527551	1,14480424	3	2,45862730	-0,89527551	1,28893005	1,14480424	1,51512754	1,19013419	3,2
3	3	4,01649433	-0,89543941	0,97187313	4	1,93870043	-0,89543941	1,50322367	0,97187313	0,55842511	2,88215651	3,4
4	3	4,04367770	-0,89564661	0,91514181	5	1,59539244	-0,89564661	1,39828607	0,91514181	1,13244657	3,89736990	3,6
5	3	4,08332208	-0,89612941	0,83182268	6	3,04139526	-0,89612941	1,23369974	0,83182268	0,17574414	0,51332526	3,8
6	3	4,09784955	-0,89645601	0,80080436	7	2,16154020	-0,89645601	1,17791712	0,80080436	2,28048948	2,20534758	4
7	3	4,12378226	-0,89518111	0,75156060	8	2,10870602	-0,89518111	1,21354067	0,75156060	1,13244657	2,88215651	4,2
8	3	4,13547686	-0,89488171	0,72843272	9	3,38170234	-0,89488171	1,05392506	0,72843272	0,55842511	-0,16348361	4,4
9	3	4,14858041	-0,89636051	0,69658562	10	2,82553750	-0,89636051	1,03818442	0,69658562	0,36708462	1,52853865	4,6
10	3	4,15591852	-0,89627801	0,68173349	11	2,72810051	-0,89627801	1,15858651	0,68173349	0,55842511	1,52853865	4,8
11	3	4,16385120	-0,89553481	0,66780345	12	2,93313452	-0,89553481	1,12986674	0,66780345	0,94110608	0,85172972	5
12	3	4,17507136	-0,89524951	0,64560068	13	2,10548929	-0,89524951	1,24999268	0,64560068	2,08914899	2,54375205	5,2
13	3	4,18000681	-0,89504981	0,63607266	14	2,99740479	-0,89504981	1,15168272	0,63607266	0,55842511	0,85172972	5,4
14	3	4,19048354	-0,89435001	0,61673369	15	3,20902743	-0,89435001	1,02686221	0,61673369	0,55842511	0,51332526	5,6
15	3	4,19468125	-0,89379241	0,60987742	16	2,40433222	-0,89379241	1,00946466	0,60987742	1,32378705	2,54375205	5,8
16	3	4,20184303	-0,89355911	0,59585590	17	2,00099552	-0,89355911	1,13014290	0,59585590	1,32378705	3,58965444	6
17	3	4,20540327	-0,89351031	0,58866823	18	2,24093742	-0,89351031	1,11495456	0,58866823	1,32378705	2,88215651	6,2
18	3	4,21157787	-0,89367951	0,57538522	19	3,27940770	-0,89367951	1,05558197	0,57538522	0,94110608	0,17492079	6,4
19	3	4,21346117	-0,89420361	0,56981636	20	2,43166135	-0,89420361	1,01333078	0,56981636	1,32378705	2,54375205	6,6
20	3	4,21697026	-0,89381621	0,56382219	21	2,95153603	-0,89381621	1,11550686	0,56382219	2,08914899	0,51332526	6,8
21	3	4,22135860	-0,89368931	0,55517688	22	3,03500444	-0,89368931	0,87691190	0,55517688	1,89780851	0,85172972	7
22	3	4,22623710	-0,89385961	0,54456744	23	2,94932230	-0,89385961	0,85758129	0,54456744	0,17574414	1,86694312	7,2
23	3	4,22863361	-0,89374571	0,53998851	24	2,82505659	-0,89374571	0,76092824	0,53998851	1,51512754	1,86694312	7,4
24	3	4,22858098	-0,89496201	0,53620687	25	3,26784202	-0,89496201	0,74325454	0,53620687	0,17574414	1,19013419	7,6

(б)

Рис 2.5 Пользовательский интерфейс программы – вывод данных: а – графики экспериментальных и модельных значений зависимой переменной; б – таблица формирования моделей.

Глава 3. Применение МГУА для анализа петрофизических данных

3.1. Общие сведения о предмете исследования

Корректная интерпретация геофизических данных невозможна без использования петрофизической информации, которая является необходимым звеном для осуществления перехода от физической к геологической модели среды. Обобщение и формализация петрофизических данных обеспечивает эффективность их использования в интерпретационном процессе и позволяет получить содержательные геологические результаты, что является основной целью геофизических исследований. Включение петрофизических данных в качестве априорных в процедуру решения обратных задач является одним из главных условий достоверности получаемых результатов. Однако на практике часто приходится сталкиваться с такими проблемами, как неравномерность, отсутствие пространственной привязки, противоречивость первичных данных, наличие выбросов и т.д., что затрудняет процесс формализации петрофизической информации. Только систематизированные, пространственно привязанные, классифицированные петрофизические данные позволяют сформировать петрофизические карты региона исследований, которые могут и должны выступать в качестве исходной (стартовой) модели для решения обратных задач геофизики. Такой подход позволяет преодолеть проблемы, связанные с неоднородностью сети скважин и неравномерным представительством пород по глубине отбора керна [17]. Карты распределения различных статистических параметров петрофизических данных (средних, медиан, дисперсий и пр.) для определенных геологических комплексов совместно с оценками глубин их распространения формируют трехмерную комплексную петрофизическую модель региона, которой отводится базовая роль при решении задачи комплексного трехмерного моделирования среды по геофизическим данным, как при региональных, так и при детальных исследованиях. Технологически наиболее эффективно с этой целью использовать геоинформационные

технологии, что позволяет хранить и обрабатывать существенные объемы геолого-геофизической информации и синтезировать методики создания цифровых карт и автоматизированные способы решения прямых и обратных задач геофизики [10; 58; 105]. При формировании петрофизических моделей необходимо выполнять решение вероятностно-статистических задач таких, как обработка, анализ и обобщение данных о физических свойствах горных пород. Новые способы индуктивного моделирования на основе метода группового учета аргументов позволяют эффективно выполнить робастное оценивание и идентификационный анализ большого объема петрофизической информации [15; 121]. Совместно с традиционной статистической обработкой эти процедуры позволяют выявить и исключить выбросы в данных, идентифицировать принадлежность образца к тому или иному петрографическому типу пород или структурно-вещественному комплексу [80]. Анализ петрофизических данных на основе МГУА позволяет находить взаимосвязи между различными петрофизическими, геологическими, а также пространственными данными. Эти взаимосвязи, в дальнейшем, используются в процессах геофизической интерпретации, пространственном моделировании и переходе от геофизических моделей к геологическому строению. Результатом применения МГУА является комплексное идентификационное уравнение, которое может объединять не только несколько петрофизических параметров, а также пространственные и геологические атрибуты.

Методика применения МГУА для анализа и систематизации петрофизических данных была разработана и опробована на этапах формирования и использования цифровой пространственной петрофизической базы данных осадочных и кристаллических пород ВКМ [17].

Петрофизическая база данных создана на основе фондовых результатов многолетних измерений физических свойств пород керна скважин, пробуренных на территории ВКМ и его обрамления в разное время разными организациями на протяжении нескольких десятилетий. База данных аккумулирует уникальную разнородную петрофизическую информацию о

плотности, скорости продольных волн, магнитной восприимчивости, естественной остаточной намагниченности, удельном сопротивлении, поляризуемости и радиоактивности пород, представленных свыше 90000 петрофизических определений образцов керна кристаллических и осадочных пород из 447 скважин (рис.3.1) [17]. База данных является открытой и постоянно непрерывно пополняется новыми результатами лабораторных измерений [21].

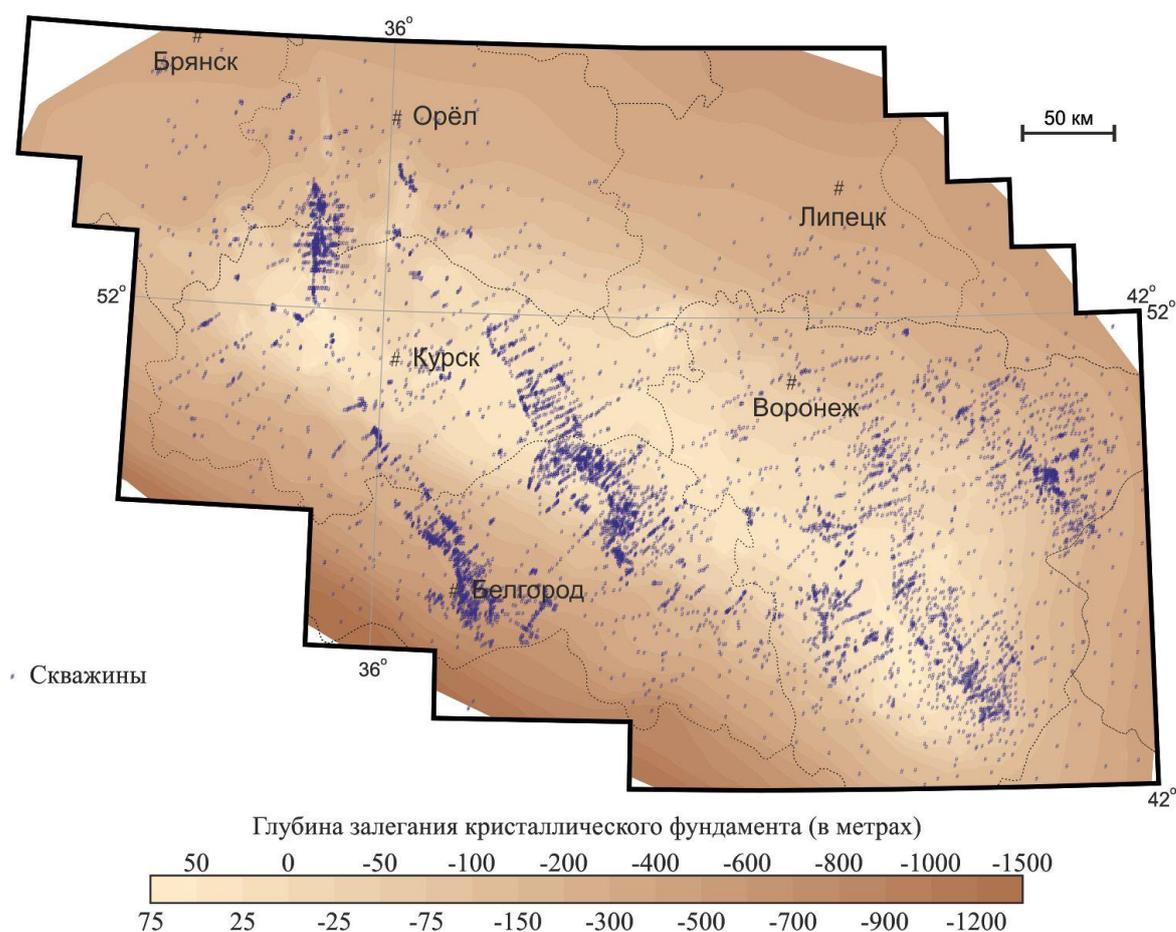


Рис. 3.1. Схематическая карта расположения скважин и глубин фундамента ВКМ (по Глазнев и др., 2020).

Вся доступная первичная информация об определениях физических свойств сведена в единый ГИС-проект. Организация базы данных в системе ГИС-проектов подразумевает их пространственную привязку в реальных географических координатах, что отвечает современным требованиям и

позволяет эффективно выполнять поиск и выборки материалов по сформированным признаковым или пространственным запросам с использованием стандартных методов ГИС, обрабатывать и анализировать данные с применением новейших математических разработок, а также пополнять базу по мере поступления новой информации. На основе базы данных создана Петроплотностная карта докембрийского фундамента Воронежского кристаллического массива, которая сформирована на принципиально новом уровне, поскольку опирается на пространственную привязку петрофизических данных в среде ГИС ArcView и на геологическую карту ВКМ масштаба 1 : 500 000 [17; 21]. В процессе формирования карты была обоснована и опробована оригинальная технология обработки и классификации первичных петроплотностных данных с использованием МГУА [17]. В настоящее время МГУА активно используется при формировании петромагнитной карты региона [17].

Исследования, выполненные на кафедре геофизики Воронежского госуниверситета, показали эффективность МГУА при решении широкого круга задач, связанных с обработкой петрофизической информации [61; 66; 3; 67; 70; 79; 117; 96; 97]. Метод был успешно задействован в качестве одного из ключевых элементов технологии 3D петрофизического моделирования при создании петроплотностной цифровой модели верхней части литосферы территории Воронежского кристаллического массива [71; 15; 74; 17]. Структурно-параметрические уравнения, связывающие петрофизические, геологические и пространственные атрибуты, позволяют выполнить идентификационный, классификационный и пространственный анализ данных. Такие уравнения были рассчитаны для большинства структурно-вещественных, интрузивных и ультраметаморфических комплексов региона, представленных в базе данных выборками достаточного объема.

Выполнены исследования, показывающие преимущество использования МГУА по сравнению с традиционным методом регрессионного анализа [97].

3.2. Сравнение МГУА с традиционным подходом

В качестве примера рассмотрим результаты анализа по двум выборкам петрофизических данных супракрустальных пород ВКМ. Первая выборка данных представляет собой петрофизические параметры гнейсов брянской серии пород. Брянская серия, которая является одной из трех фациальных ассоциаций раннеархейских (саамских) стратифицированных образований обоянского комплекса (SMob), территориально приурочена к Брянскому макроблоку в северо-западной части мегаблока КМА [32].

Рассматривались данные, полученные для 66 образцов. В таблице 1 приведены попарные коэффициенты линейной корреляции петрофизических параметров [97].

Таблица 3.1

Корреляционная матрица петрофизических параметров гнейсов брянской серии

	σ	α	V_p	η
σ	1			
α	0.03	1		
V_p	0.69	-0.08	1	
η	0.07	0.20	0	1

Примечания: σ - плотность (г/см^3), α - магнитная восприимчивость ($n \cdot 10^{-5}$ ед. СИ); η – поляризуемость, %.

Как видно из таблицы 1, плотность и скорость продольных волн связаны тесной корреляционной зависимостью – коэффициент корреляции составляет 0.69. Линейная взаимосвязь между остальными петрофизическими характеристиками практически отсутствует. Уравнение линейной регрессии для плотности и скорости продольных волн, полученное традиционным способом имеет вид:

$$\sigma = 2.145 + 0.123v \quad (3.1)$$

Среднеквадратичная невязка экспериментальных и модельных данных составляет ± 0.059 г/см³. Идентификационное уравнение МГУА имеет вид:

$$\sigma = 2.390 + 0,079\nu - 0.188\eta + 0.033\nu * \eta \quad (3.2)$$

Среднеквадратичная невязка экспериментальных и модельных данных уравнения (3.2) составляет ± 0.057 г/см³

Вторая выборка данных характеризует петрофизические свойства амфиболитов воронцовской серии (KR1vc) и включает данные по 187 образцам. Палеопротерозойские (нижне-карельские) образования воронцовской серии распространены в пределах Хоперского мегаблока в восточной части ВКМ [32]. Для этих пород петрофизические параметры не обнаруживают тесной линейной связи (табл. 3.2) [97].

Таблица 3.2

Корреляционная матрица петрофизических параметров амфиболитов воронцовской свиты (KR1vc)

	σ	\varkappa	Vp	η
σ	1			
\varkappa	-0.33	1		
Vp	0.48	-0.06	1	
η	-0.13	0.45	-0.16	1

Примечания: σ - плотность (г/см³), \varkappa - магнитная восприимчивость ($n \cdot 10^{-5}$ ед. СИ); η – поляризуемость, %.

Традиционное уравнение регрессии имеет вид:

$$\sigma = 2.419 + 0.084\nu \quad (3.3)$$

Среднеквадратичная невязка экспериментальных и модельных данных модели (3) составляет ± 0.06 г/см³

МГУА получена идентификационная модель вида:

$$\sigma = 2.462 + -0.00001\varkappa - 0.08\nu \quad (3.4)$$

Среднеквадратичная невязка экспериментальных и модельных данных уравнения (4) составляет ± 0.01 г/см³.

Анализ качества полученных зависимостей показал, что в случае существования тесной линейной взаимосвязи качество моделей, полученных

традиционным способом, и МГУА отличается несущественно. Во втором случае качество идентификационной модели МГУА существенно выше.

Таким образом, включение в модель МГУА дополнительных петрофизических параметров увеличивает точность моделирования, и объединяет в единую зависимость несколько петрофизических параметров, что расширяет круг задач, при которых их можно использовать

Рассмотрим примеры использования МГУА для решения различных задач, актуальных при работе с петрофизическими данными.

3.3. Идентификация пород по комплексу петрофизических параметров

Классификация петрофизических данных, отнесение их к тому или иному геологическому комплексу позволяют избежать потери первичной информации, уточнить связи между петрофизическими и геологическими признаками и в результате получить достоверные статистические оценки петрофизических параметров пород различных структурно-вещественных комплексов.

Рассмотрим пример использования комплексных моделей МГУА для идентификации нерасчлененных пород михайловской серии ВКМ [5; 106]. Стратифицированные архейские образования ВКМ имеют достаточно широкое распространение. Породы михайловской серии относятся к верхнему архею и подразделяются на две свиты: нижнюю александровскую и верхнюю лебединскую. Существует также значительная часть петрофизических определений на образцах, принадлежность которых к конкретной свите не установлена. Такие данные отнесены к породам нерасчлененной михайловской серии

Представительность выборки петрофизических характеристик для пород александровской свиты (петрофизические определения для 1396 образцов) сделала возможным получение для различных петрологических типов пород эмпирических модельных зависимостей, использование которых позволило проверить гипотезу о принадлежности образцов нерасчлененной михайловской серии к александровской свите.

Для получения структурно-параметрических уравнений были использованы петрофизические и пространственные характеристики, относящиеся к породам наиболее полно представленной александровской свиты. Были сформированы репрезентативные входные таблицы для пород тех литологических типов, которые присутствовали и в данных, отнесенных к нерасчлененной михайловской серии. В процессе идентификационного моделирования использовались следующие атрибуты: плотность, скорость

продольных волн, поляризуемость, магнитная восприимчивость, данные о локализации скважины (широта и долгота) и глубина отбора образца.

В результате были получены структурно-параметрические уравнения для следующих типов пород: амфиболиты, гнейсы, мигматиты, плагиомигматиты, сланцы биотитовые и биотит-хлоритовые. Все уравнения были получены на первом уровне генерации моделей и являются одним из семи возможных частных описаний первого ряда (1.7-1.13). Достоверность моделей оценивалась по значению среднеквадратичной погрешности оценки модельных и экспериментальных значений плотности.

В качестве зависимой переменной для всех моделей была использована плотность образца, а переменными-аргументами, автоматически выбранными из входной таблицы петрофизических и пространственных атрибутов, стали поляризуемость, магнитная восприимчивость, скорость продольных волн, глубина отбора образца и долгота расположения скважины.

Рассмотрим результаты идентификации на примере гнейсов, плагиомигматитов и мигматитов нерасчлененной михайловской серии.

Пример 1: идентификация гнейсов

Модельное уравнение вида (1.10) связывает плотность породы с поляризуемостью и глубиной отбора образца. Среднеквадратичная погрешность оценки плотности для гнейсов александровской свиты составила 0.02 г/см^3 . Данные для соответствующих пород нерасчлененной михайловской серии представлены шестью образцами. Идентификация с помощью модельного уравнения дала следующие результаты (табл. 3.3): максимальная абсолютная погрешность оценки плотности составляет 0.03 г/см^3 для образца № 1, остальные пять образцов имеют абсолютную погрешность оценки плотности по значениям поляризуемости и глубины отбора образца не превышающую 0.02 г/см^3 , что позволяет отнести их к породам александровской свиты.

Идентификация гнейсов нерасчлененной михайловской серии

№ образца	$\sigma_{\text{эксп}}$, Г/см ³	$\sigma_{\text{модел}}$, Г/см ³	η , %	H , м	ϵ , Г/см ³
1	2.67	2.70	0.74	-166.3	0.03
2	2.74	2.72	1.06	-25.9	0.02
3	2.75	2.76	1.91	-30.1	0.01
4	2.76	2.77	1.96	-33.7	0.01
5	2.78	2.78	2.24	-42.7	0.00
6	2.78	2.75	1.65	-48.1	0.02

Примечание. $\sigma_{\text{эксп}}$ – экспериментальные значения плотности; $\sigma_{\text{модел}}$ – модельные значения плотности; η – поляризуемость; H – глубина отбора образца; ϵ – разница между экспериментальными и модельными значениями плотности.

Пример 2: идентификация плагиомигматитов

Оптимальная модель вида (1.13) для плагиомигматитов связывает поляризуемость (η) и глубину отбора образца (H). Для 82% образцов расхождение модельных экспериментальных значений плотности плагиомигматитов александровской свиты находится в интервале ± 0.02 г/см³ (табл. 3.4). Проверка модели на данных для 18 образцов плагиомигматитов михайловской серии показала, что для 6 из них абсолютная погрешность оценки плотности не превышает ± 0.02 г/см³ (табл. 3.4, выделено полужирным шрифтом), что позволяет отнести их к породам александровской свиты.

Пример 3: идентификация мигматитов

Другой пример касается идентификации мигматитов. В результате идентификационного анализа МГУА мигматитов александровской свиты была получена модель вида (1.13), позволяющая оценить плотность по значению магнитной восприимчивости и долготе расположения скважины. Для 42 образцов (93%), задействованных в процедуре формирования модельного уравнения, расхождение модельных и экспериментальных значений плотности находится в интервале ± 0.02 г/см³. Полученная зависимость была проверена на 52 образцах мигматитов михайловской серии.

Таблица 3.4

Результаты идентификации плагиомигматитов михайловской серии

№ образца	$\sigma_{\text{эксп}}$, Г/см ³	$\sigma_{\text{модел}}$, Г/см ³	η , %	H , м	ε , Г/см ³
1	2.75	2.67	0.69	83.7	0.08
2	2.73	2.67	0.75	-93.9	0.06
3	2.74	2.67	0.73	-104.1	0.07
4	2.65	2.70	0.22	-58.5	-0.05
5	2.77	2.69	0.35	-65.9	0.08
6	2.72	2.69	0.43	-37.2	0.03
7	2.67	2.68	0.49	-74.1	-0.01
8	2.70	2.67	0.69	-78.7	0.03
9	2.65	2.67	0.75	-87.9	-0.02
10	2.65	2.67	0.86	-92.5	-0.02
11	2.68	2.49	4.56	-97.1	0.19
12	2.68	2.69	0.41	-106.3	-0.01
13	2.68	2.63	1.67	-110.9	0.05
14	2.67	2.69	0.41	-115.5	-0.02
15	2.65	2.68	0.57	-120.1	-0.03
16	2.59	2.68	0.55	-124.7	-0.09
17	2.78	2.61	2.50	-129.3	0.17
18	2.67	2.68	0.63	-138.5	-0.01

Примечание. $\sigma_{\text{эксп}}$ – экспериментальные значения плотности; $\sigma_{\text{модел}}$ – модельные значения плотности; η – поляризуемость; H – глубина отбора образца; ε – разница между экспериментальными и модельными значениями плотности.

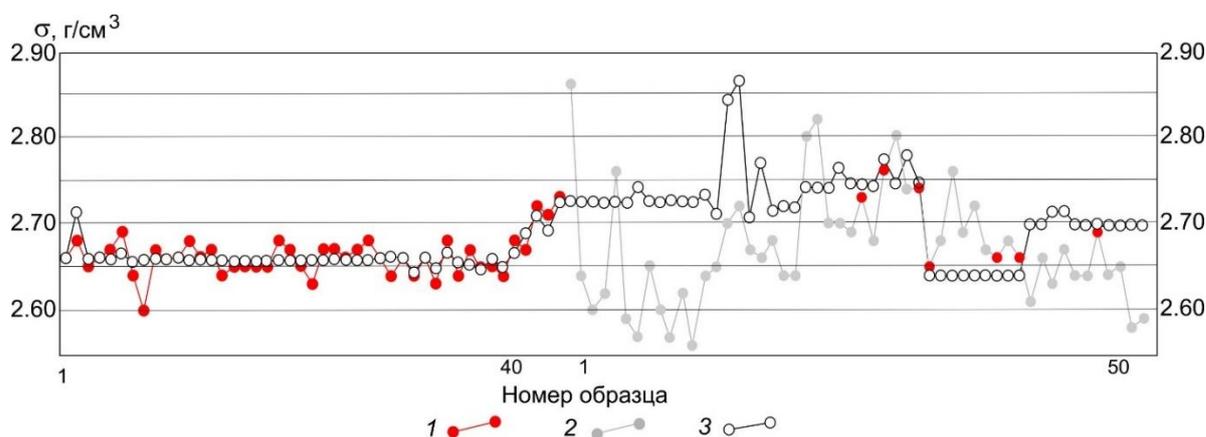


Рис. 3.2. Идентификация мигматитов нерасчлененной михайловской серии: 1 – экспериментальные значения плотности мигматитов александровской свиты; 2 – экспериментальные значения плотности мигматитов нерасчлененной михайловской серии; 3 – модельные значения плотности

В результате для 7 из них абсолютная погрешность оценки плотности также не превысила ± 0.02 г/см³, что позволило предположить их принадлежность к породам александровской свиты (рис. 3.2).

В итоге, из задействованных в процедуре идентификации 103 образцов нерасчлененной михайловской серии 25 образцов пород по 10 скважинам, предположительно, относятся к породам александровской свиты (табл. 3.5).

Таблица 3.5

Сводные результаты идентификационного моделирования

Литологический тип	Вид зависимости	δ , г/см ³	N	N1/N2
Гнейсы нерасчлененные	$\sigma = f(\eta, H)$	± 0.03	16	6/5
Мигматиты	$\sigma = f(\kappa, \lambda)$	± 0.02	45	52/7
Плагиомигматиты	$\sigma = f(\eta, H)$	± 0.02	17	18/6
Сланцы биотитовые, биотит-хлоритовые	$\sigma = f(\kappa, \lambda)$	± 0.04	31	5/1
Амфиболиты	$\sigma = f(v, H)$	± 0.02	253	33/8

Примечание. N – объем выборок значений плотности пород александровской свиты, используемые для получения идентификационных моделей; N1 – количество определений плотности пород нерасчлененной михайловской серии, участвующих в процедуре идентификации; N2 – количество определений плотности, отнесенных к породам александровской свиты; δ – среднеквадратичная ошибка экспериментальных и модельных значений плотности.

В качестве примера, подтверждающего правомерность полученных результатов, рассмотрим рис. 3.3, демонстрирующий фрагмент геологической карты и положение скважины № 2921 (курский блок ВКМ, центральная часть Орловской обл.), образцы из которой первоначально были отнесены к породам нерасчлененной михайловской серии. Из рисунка видно, что вероятность того, что скважиной № 2921 вскрыты породы александровской свиты весьма высока, что не противоречит результатам идентификационного анализа МГУА.

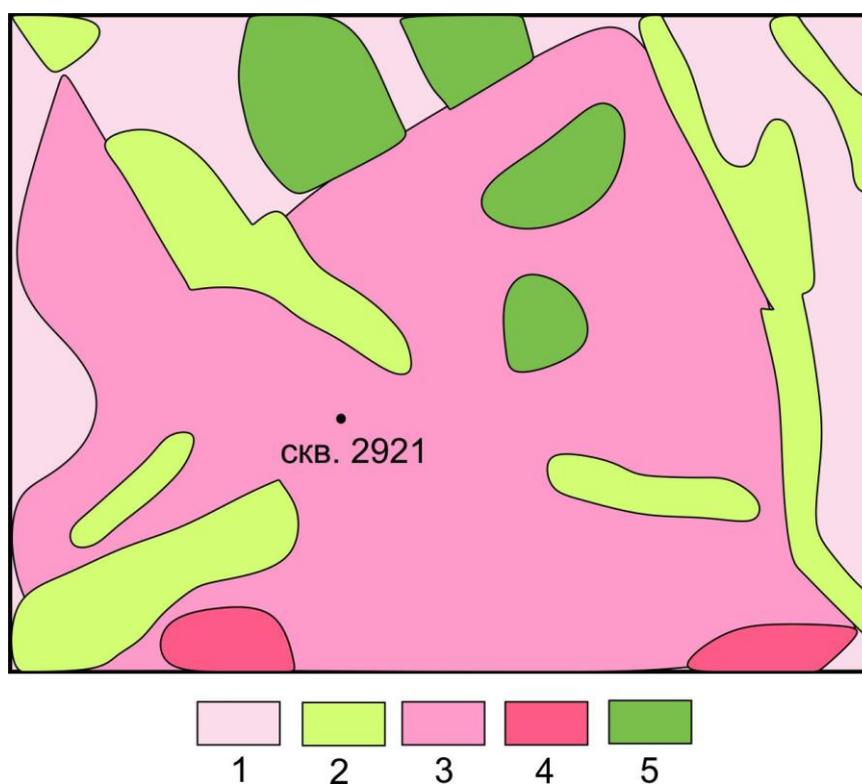


Рис. 3.3. Фрагмент геологической карты курского блока ВКМ: 1 – обоянская серия (AR_{1ob}); 2 – александровская свита (AR_{2al}); 3 – плагиограниты салтыковского комплекса ($pyAR_{2sl}$); 4 – щелочные граниты атаманского комплекса ($dyAR_{2a}$); 5 – габброиды смородинского комплекса (vPR_1^{1sm})

Таким образом, выполненный идентификационный анализ петрофизических данных МГУА позволил повысить достоверность отнесения изучаемых пород к конкретным геологическим комплексам.

3.4. Робастное оценивание экспериментальных петрофизических данных

Рассмотрим результаты применения МГУА для робастного оценивания экспериментальных петрофизических данных. Как известно, основная идея робастного оценивания заключается в выявлении и исключении аномальных значений, которые могут привести к существенным искажениям значений статистических характеристик [112]. Природа выбросов значений петрофизических параметров может быть различной: ошибки измерений, ошибки записи данных, принадлежность образца к иной генеральной совокупности. Так же, аномальные значения могут быть связаны с естественной изменчивостью петрофизических характеристик в рамках исследуемого объекта и, в этом случае, не должны рассматриваться как выбросы. Использование идентификационных моделей МГУА позволяет автоматизировать процедуру выявления и классификации выбросов данных и сделать ее максимально объективной.

Разработанная методика робастного оценивания петрофизических данных определенной выборки заключается в следующем. На первом этапе выполняется расчет статистических характеристик: определяются среднее, медианные значения, дисперсия и стандартное отклонение. Наиболее вероятные границы вариаций параметра оцениваются по значениям 5% и 95% квантилей [17; 71]. При этом для плотности и скорости распространения упругих волн мы ориентируемся на нормальный закон распределения, что, как правило, оправдано при условии статистической однородности и репрезентативности выборок. Для магнитных параметров и значений удельного электрического сопротивления, которые меняются в очень широких пределах, предполагаем логнормальный закон распределения и, соответственно, рассматриваем десятичные логарифмы значений параметров.

На втором этапе рассчитываются идентификационные модели МГУА. Сравнение модельных и экспериментальных значений зависимой переменной позволяет выявить и классифицировать выбросы. Выбросом будем считать

только те позиции, в которых расхождение экспериментальных и модельных значений превышают величину стандартного отклонения экспериментальных данных, т.е. будем рассматривать это значение как пороговое.

Экспериментальные и модельные значения выходят за границы диапазона разброса данных, оцененного на первом этапе на основе квантильного анализа, однако, разница между ними не превышает величину стандартного отклонения. Вывод – значения соответствуют идентификационному уравнению и могут быть вызваны естественными вариациями физических свойств, то есть принадлежать изучаемой генеральной совокупности.

Экспериментальные данные выходят за пределы достоверного диапазона, а модельные значения за границы диапазона не выходят. Разница модельных и экспериментальных значений превышает стандартное отклонение, следовательно, эти значения экспериментальных данных являются выбросами.

Модельные значения зависимой переменной выходят за рамки установленного диапазона. Причиной этого может быть выброс в экспериментальных значениях переменных-аргументов, которые формируют модельное уравнение.

Проиллюстрируем методику идентификации выбросов на примере сланцев александровской свиты ВКМ [5; 106]. Объем выборки – 197 образцов. Идентификационное уравнение вида (1.13) связывает скорость упругих волн (V – зависимая переменная) с плотностью (σ) и глубиной отбора образца (H): $V=f(\sigma, H)$. Графики экспериментальных и модельных значений скорости упругих волн представлены на рис. 3.4.

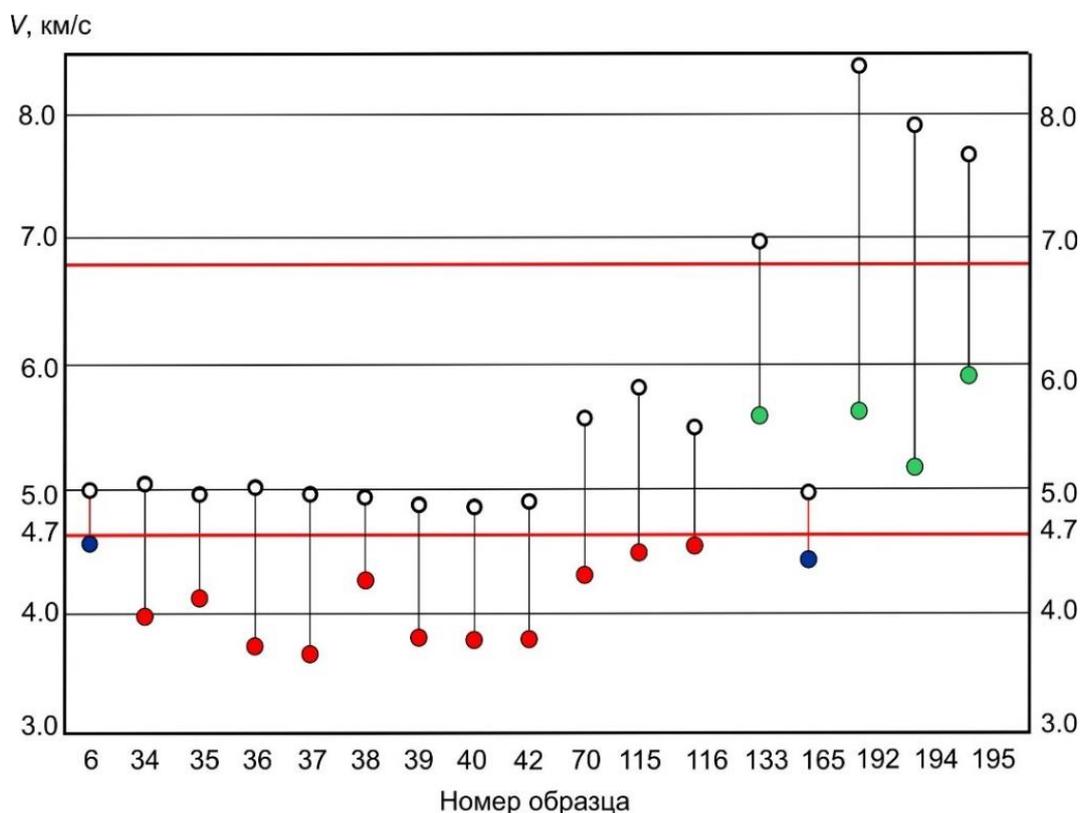


Рис. 3.4. Идентификация выбросов в значениях скорости упругих колебаний на примере сланцев александровской свиты: заполненные кружки соответствуют экспериментальным значениям скорости упругих колебаний, незаполненные – модельным; синие – выбросы первого типа, красные – второго типа, зеленые – третьего типа; границы достоверного диапазона данных (4.7 – 6.8) км/с показаны красными линиями

Наиболее вероятные границы вариаций скорости, определенные по значениям 5% и 95% квантилей составили от 4.7 км/с до 6.8 км/с. Величина стандартного отклонения рассматриваемой выборки составила 0.6 км/с и это значение примем за пороговое. Рассмотрим различные типы выбросов (рис. 3.4). Первый тип (образцы № 6 и № 165) – за нижнюю границу принятого диапазона разброса данных выходят как экспериментальные, так и модельные значения, однако, разница между ними не превышает пороговое значение, что свидетельствует о том, что эти значения соответствуют идентификационному уравнению и могут быть вызваны естественными вариациями физических свойств, то есть не считаются выбросами. Во втором случае наблюдается выход за пределы достоверного диапазона экспериментальных данных (рис. 3.4, обр.

№ 34-40, 42, 70, 115, 116): экспериментальные значения скорости ниже предельно допустимых, установленных по значению 5% квантиля. При этом модельные значения за границы диапазона не выходят. Разница модельных и экспериментальных значений превышает пороговое значение. В третьем случае для образцов №№ 133, 192, 194, 195 наблюдаются значительные отклонения от установленного диапазона только модельных значений скорости. Причина такого поведения модельной кривой становится ясной при изучении аргументов идентификационного уравнения: образцы 194 и 195 имеют аномальные значения плотности (табл. 3.4), нехарактерные для сланцев александровской свиты.

Таблица 3.4

Идентификация выбросов на примере сланцев александровской свиты

№ обр	$V_{\text{эксп}}$, км/с	$V_{\text{мод}}$, км/с	σ , г/см ³	H , м	ε , км/с
6	4.60	5.07	2.60	-92.7	-0.47
34	4.00	5.13	2.88	-853.1	-1.13
35	4.15	5.02	2.83	-860.8	-0.87
36	3.75	5.09	2.87	-866.3	-1.34
37	3.65	5.04	2.85	-873.5	-1.39
38	4.30	4.99	2.83	-880.3	-0.69
39	3.80	4.95	2.81	-886.5	-1.15
40	3.80	4.93	2.80	-890.3	-1.13
42	3.80	4.97	2.84	-910.9	-1.17
70	4.35	5.70	2.78	-208.6	-1.35
115	4.55	5.97	2.81	-92.0	-1.42
133	5.60	7.01	3.10	-182.1	-1.41
165	4.45	5.05	2.60	-122.8	-0.60
192	5.55	8.44	3.41	-119.3	-2.89
194	5.95	7.87	3.28	-129.2	-1.92
195	5.85	7.66	3.23	-133.1	-1.81

Примечание. $V_{\text{эксп}}$ – экспериментальные значения скорости упругих волн; $V_{\text{мод}}$ – модельные значения скорости упругих волн; σ – плотность; H – глубина отбора образца; ε – разница между экспериментальными и модельными значениями плотности.

Идентификационное уравнение высокой точности можно с полным основанием использовать в качестве основного инструмента робастного

оценивания данных - можно считать, что найденные взаимосвязи между петрофизическими параметрами и пространственными атрибутами являются характерными для изучаемого геологического объекта.

Индикатором принадлежности к изучаемому объекту является такое соответствие модельных и экспериментальных данных, когда их разница не превышает пороговое значение. В рассматриваемом примере можно с уверенностью отнести данные по 74% образцов к сланцам александровской свиты (рис. 3.5).

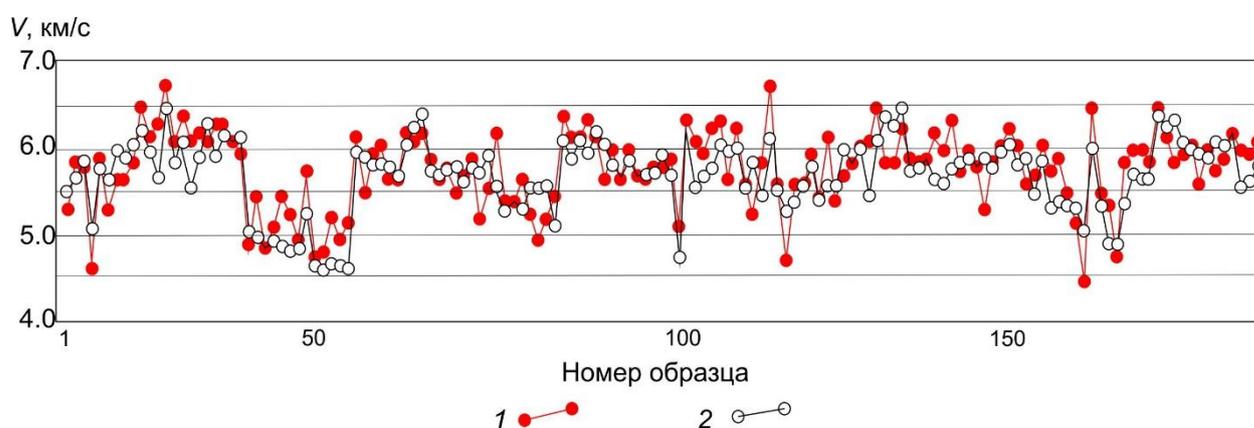


Рис. 3.5. Экспериментальные и модельные значения скорости распространения упругих волн для 74% данных: 1 – экспериментальные значения скорости; 2 – модельные значения скорости

Другой пример иллюстрирует результаты робастного оценивания выборки из 53 образцов габброноритов мамонского комплекса [5; 7], отобранных из одной скважины (рис. 3.6). Нелинейное идентификационное уравнение получено на втором уровне генерации моделей и связывает плотность (σ) со скоростью распространения упругих волн (V), намагниченностью (α) и поляризуемостью (η): $\sigma = f(V, \alpha, \eta)$. Среднее значение плотности составляет 3.04 г/см³, границы достоверного диапазона по значениям квантилей 5% и 95% порядка составляют 2.96 г/см³ и 3.14 г/см³, соответственно. Среднеквадратичное отклонение исходных значений плотности равно 0.05 г/см³, а среднеквадратичная невязка модельных и экспериментальных значений не превышает 0.03 г/см³, что свидетельствует о

высоком качестве полученной зависимости. Для образца № 3 очевиден выброс первого типа. Анализ значений переменных-аргументов показывает, что этот образец, помимо плотности, имеет также аномально высокое значение поляризуемости (18.9% при среднем 1.5%). Петрофизические определения для образцов № 12 и № 53 относятся к выбросам второго типа.

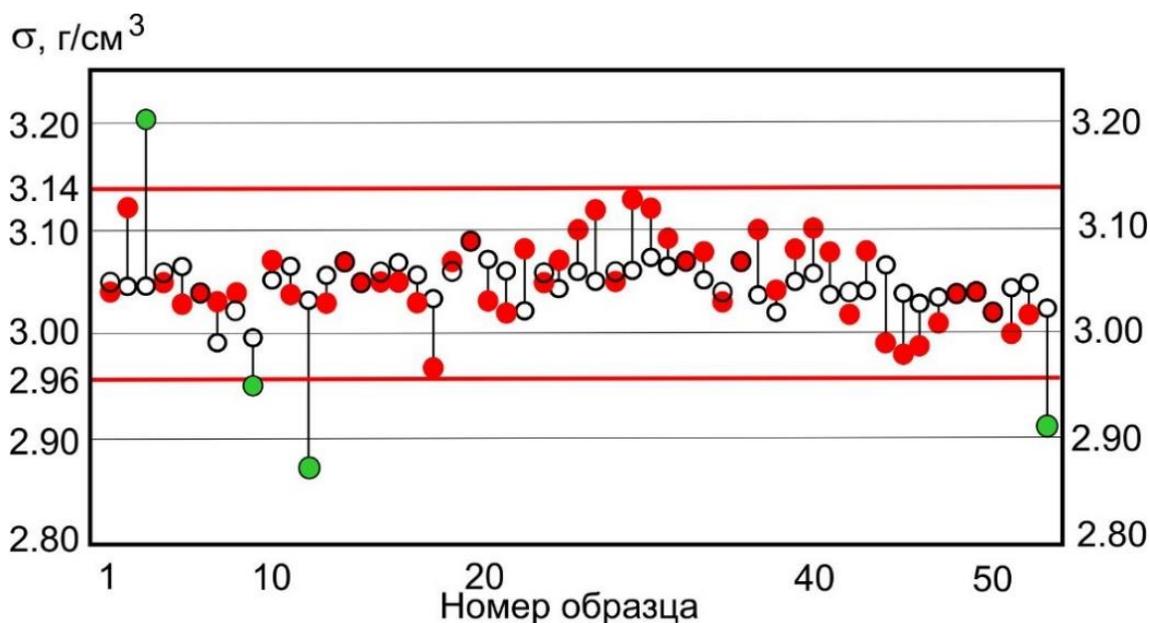


Рис. 3.6. Идентификация выбросов на примере габброноритов мамонского комплекса: красные кружки соответствуют экспериментальным значениям скорости упругих колебаний; незаполненные – модельным; зеленые – выбросы 1 и 2 типа. Границы достоверного диапазона данных ($2.96 - 3.14$) г/см³ обозначены красными линиями

Таким образом, применение идентификационных уравнений, полученных МГУА, с одной стороны, позволяет автоматизировать процедуру выявления выбросов при работе с большим объемом информации, а с другой, обеспечивает гибкий подход, позволяющий максимально полно использовать уникальные экспериментальные данные. Технология робастного оценивания данных была применена при работе с петрофизической базой данных ВКМ и при формировании петроплотностной карты региона [17].

3.5. Использование метода группового учета аргументов для корреляционных взаимосвязей между петрофизическими параметрами

Взаимосвязи между различными петрофизическими параметрами могут быть эффективно использованы в процедуре комплексной инверсии геофизических полей при изучении строения верхней части земной коры. Наиболее часто рассматриваются корреляционные зависимости между плотностью и скоростью упругих волн при комплексировании гравиметрии и сейсмометрии [62;70;73;74;75]. Зависимость может носить четко выраженный линейный характер, что обусловлено многими общими факторами, от которых зависят значения этих характеристик. Взаимосвязь плотности с электрическими и магнитными параметрами не столь очевидна и, возможно, носит более сложный характер. С помощью МГУА были получены комплексные модели, связывающие плотность метаморфических и интрузивных пород ВКМ с удельным электрическим сопротивлением и магнитной восприимчивостью.

Для выполнения идентификационного анализа МГУА была сформирована выборка данных о плотности, электрическом удельном сопротивлении и магнитной восприимчивости наиболее распространенных магматических, вулканогенно-осадочных и метаморфических горных пород в пределах ВКМ. Объем выборки составил 224 образца: 35 образцов гранитов; 20 образцов гранодиоритов; 35 образцов габброидов; 26 образцов метавулканитов; 11 образцов мигматитов; 33 образца сланцев; 28 образцов гнейсов и 36 образцов амфиболитов.

Для каждой группы были рассчитаны средние значения и стандартные отклонения плотности и логарифмов удельного электрического сопротивления и магнитной восприимчивости. На рис. 3.7 представлены сводные точечные диаграммы распределения осредненных значениях этих параметров.

Как показано на рисунке, для большинства пород выявлены довольно значимые различия совокупных статистических характеристик петрофизических параметров, что стало предпосылкой для последующего анализа методом группового учета аргументов

В результате были получены комплексные модельные уравнения, связывающие средние значения плотности с логарифмом удельного сопротивления и логарифмом магнитной восприимчивости:

$$\bar{\sigma} = a_1 + a_2 \overline{\log \rho} + a_3 \overline{\log \chi} + a_4 \overline{\log \rho} \cdot \overline{\log \chi} \quad (3.7)$$

Соответствие экспериментальных и модельных средних значений плотности представлено на рис. 3.8.

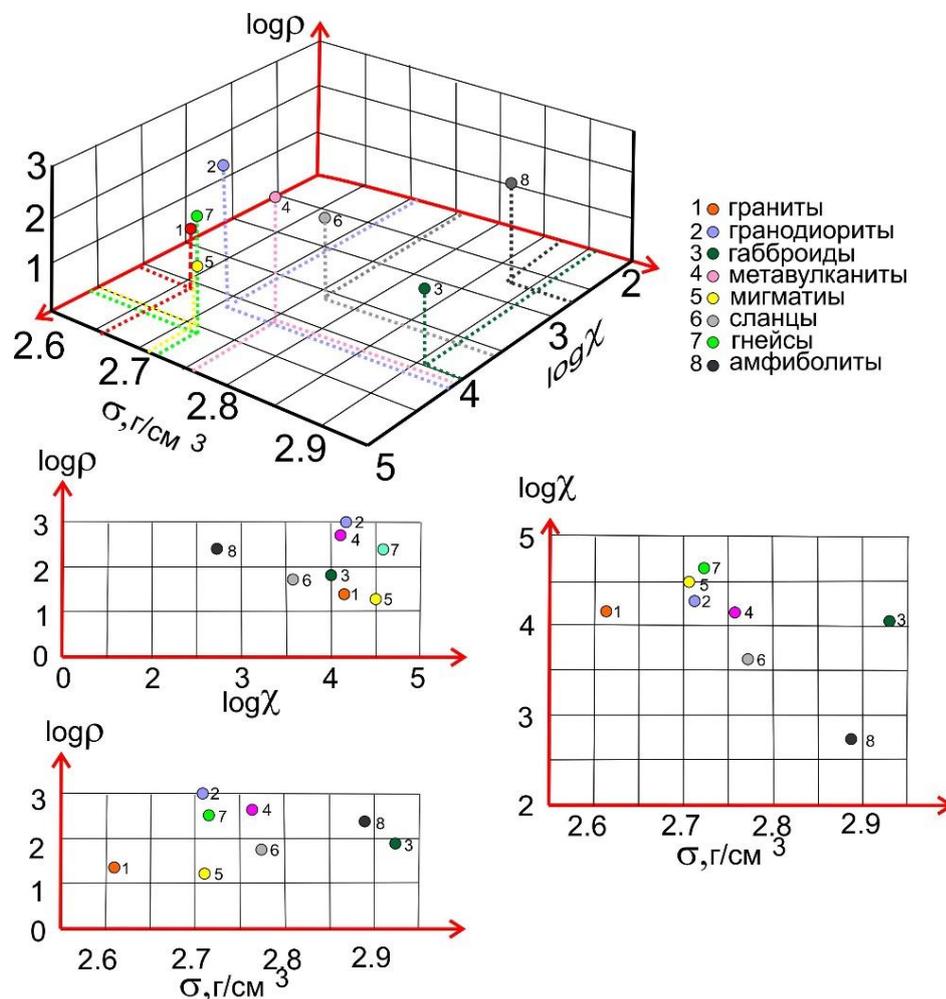


Рис. 3.7. Обобщенная точечная диаграмма распределения средних петрофизических параметров кристаллических пород ВКМ.

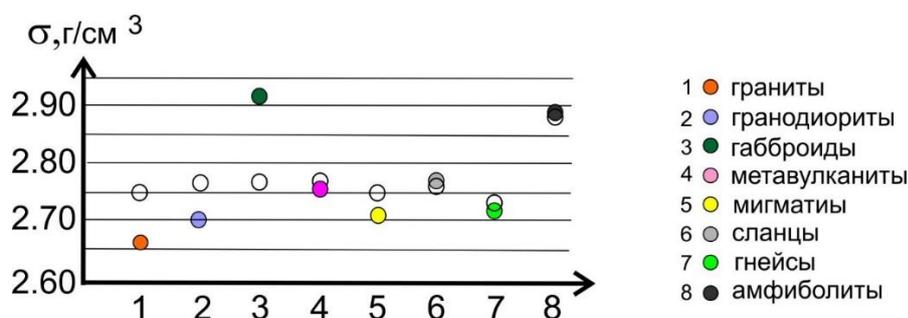


Рис. 3.8. Экспериментальные (цветные кружки) и модельные (незакрашенные кружки) средних значений плотности основных литологических типов кристаллических пород ВКМ

Полученные результаты могут быть эффективно использованы в процедуре комплексной инверсии геофизических полей при изучении строения верхней части земной коры.

Описанная выше методика и приведенные примеры ее использования обосновывают второе защищаемое положение:

«Методика обработки петрофизических данных методом группового учета аргументов, формирующая достоверную комплексную идентификационную модель, объединяющую несколько петрофизических параметров в единую полиномиальную зависимость с целью решения задач анализа, обобщения, робастного оценивания и идентификации петрофизических данных».

Глава 4. Изучение коллекторских свойств разреза

4.1. Общие сведения о предмете исследования

В ходе исследований, проведенных кафедрой геофизики ВГУ, были определены предпосылки использования МГУА для анализа данных каротажа [121; 2; 4; 61; 62; 63; 65; 75; 79; 80] с целью решения таких задач, как геологическое расчленение разреза, выделение рудных интервалов, оптимизация комплекса геофизических методов. В настоящей работе приводятся результаты продолжения этих исследований, направленных на оптимизацию методики изучения коллекторских свойств разреза.

С целью совершенствования методики применения МГУА для анализа данных ГИС идентификационное моделирование было выполнено по результатам геофизических исследований 16 скважин на четырех нефтегазовых месторождениях Западной Сибири: Ватъеганском, Паховском, Усть-Котухтинском, Южно-Ягунском. В качестве фактических данных были использованы фондовые материалы геофизических исследований скважин («Единый фонд геологической информации о недрах») [32]. Общий объем проанализированных данных превысил 100 тысяч точек наблюдений с результатами комплекса методов ГИС. В результате было получено и проанализировано 211 модельных уравнений.

Ватъеганское нефтяное месторождение

Ватъеганское нефтяное месторождение (рис. 4.1) расположено в северной части Нижневартовского нефтегазоносного района, в котором в настоящее время уже выявлено более 100 нефтяных и нефтегазовых месторождений. Район является одним из основных как по запасам, так и добыче нефти в Среднеобской нефтегазоносной области.

На месторождении поисково-разведочными скважинами разрез вскрыт до глубины 3620. Промышленная нефтеносность, в изученной части разреза, установлена в верхнеюрских и нижнемеловых отложениях в интервалах глубин 1922-2864 м.

Основными продуктивными отложениями являются меловые горизонты АВ1-2 и БВ1. Подчиненную роль имеют залежи верхнеюрского горизонта ЮВ1 и нижнемеловых горизонтов АВ3-8, БВ2-10 и ачимовской толщи.

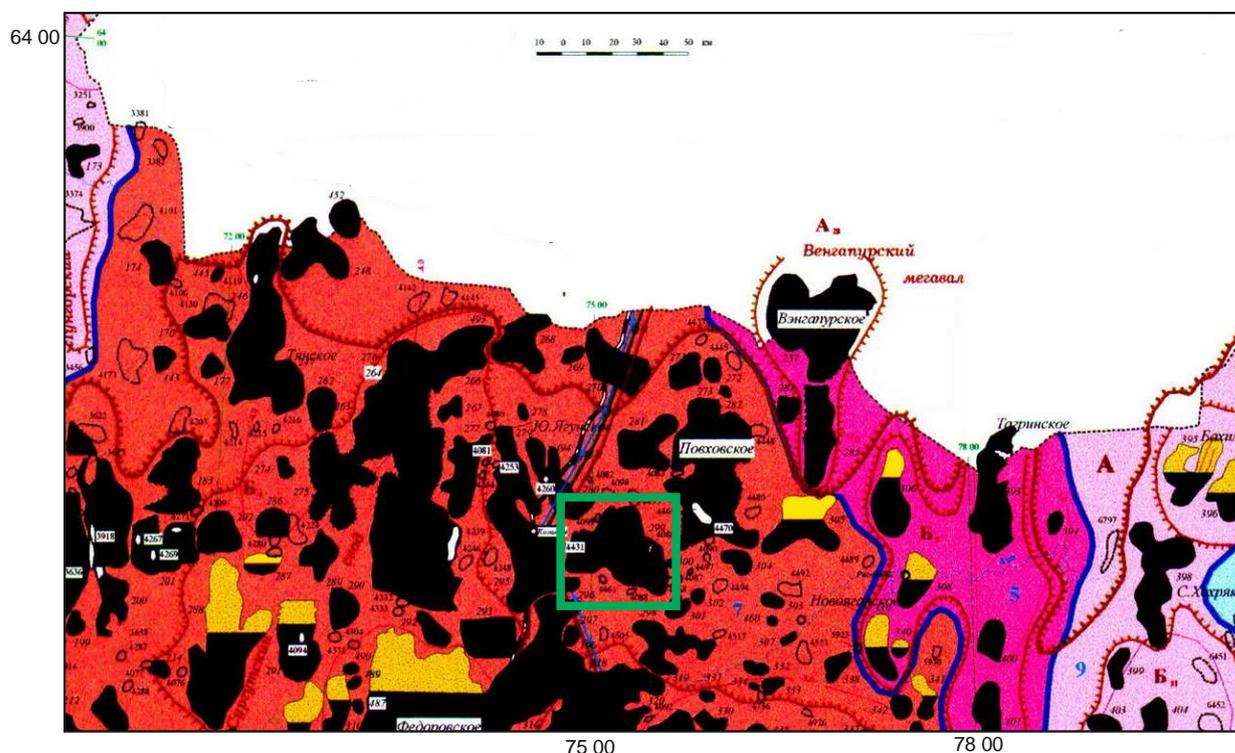


Рис. 4.1. Схема расположения Ватьеганского месторождения (Фрагмент карты нефтегазоносности Ханты-Мансийского автономного округа.)

Геологический разрез Ватьеганского месторождения типичен для Широкого Приобья и включает два основных структурных комплекса: доюрский и мезокайнозойский. Отложения доюрского основания вскрыты в интервале глубин 3430-3649 м и представлены известняками светло-серыми, мелкокристаллическими, средней крепости, трещиноватыми. По трещинам наблюдаются зеркала скольжения. Возраст, предположительно, пермский. Выше залегает толща, представленная чередованием песчаников и аргиллитов. Песчаники темно- и зеленовато-серые, разномерные, полимиктовые, плотные, с трещинами, заполненными кальцитом и хлоритом. Аргиллиты темносерые, розовато- и зеленовато-серые, средней крепости,

местами опесчаненные, участками перемятые и трещиноватые. Толщина до 100 м, возраст, ориентировочно, триасовый. Признаков нефти и газа в доюрских образованиях не обнаружено. В осадочном чехле, залегающем со стратиграфическим и угловым несогласием на породах фундамента, выделяются отложения юрской, меловой, палеогеновой и четвертичной систем

Геофизические исследования в разведочных скважинах месторождения включают следующий комплекс методов:

- стандартная электрометрия (КС – каротаж сопротивления, СП – каротаж потенциала собственной поляризации);
- боковое каротажное зондирование (БКЗ);
- микрозондирование (МКЗ);
- боковой каротаж (БК);
- микробоковой каротаж (МБК) и микрокавернометрия (МКВ);
- индукционный каротаж (ИК);
- радиоактивный каротаж (ГК – гамма-каротаж, НГК – нейтронный гамма-каротаж, НКТ – нейтронный каротаж (по тепловым нейтронам));
- плотностной каротаж (ГГК-П – плотностной гамма-гамма-каротаж);
- акустический каротаж (АК);
- кавернометрия (КВ);
- резистивиметрия;
- инклинометрия;
- термометрия, профилометрия;

Повховское нефтяное месторождение

Повховское нефтяное месторождение расположено в пределах центральной части Среднеобской нефтегазоносной области и входит в состав Нижневартовского нефтегазоносного района (рис. 4.2).

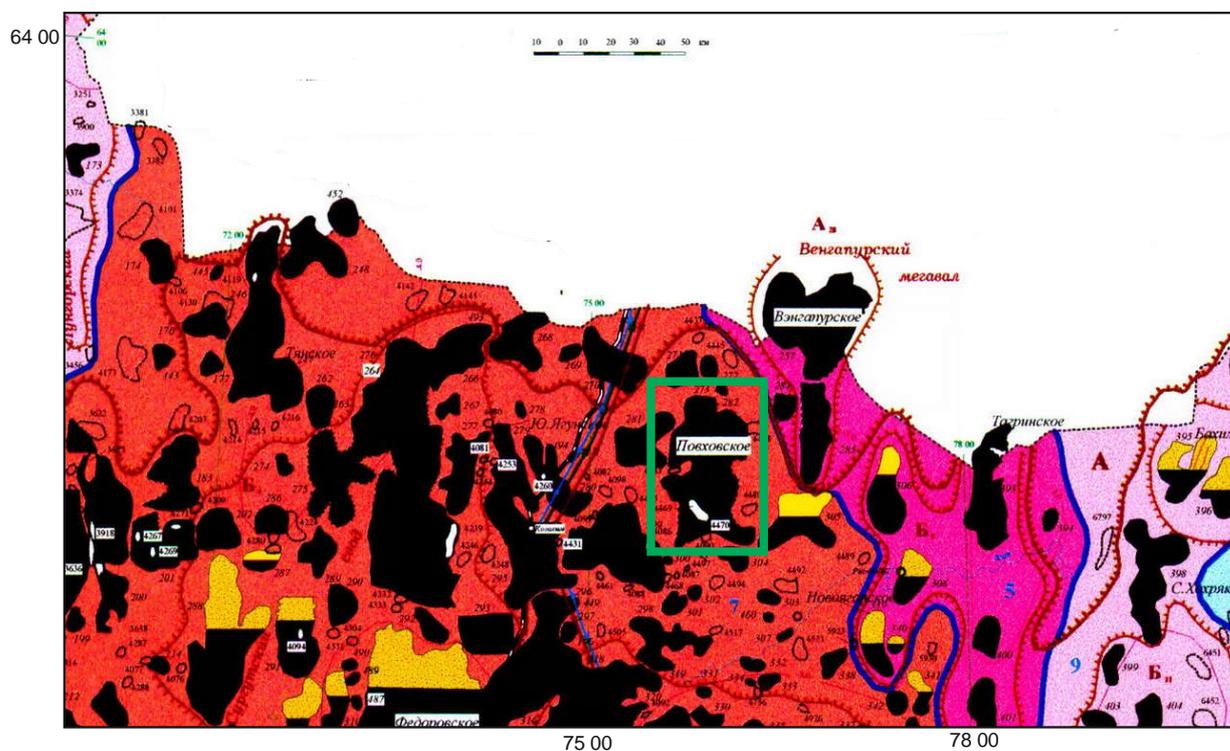


Рис. 4.2. Схема расположения Повховского месторождения (Фрагмент карты нефтегазоносности Ханты-Мансийского автономного округа.)

Месторождение расположено в северной части структуры I порядка - Нижневартовского свода. На северо-востоке Повховское месторождение непосредственно сочленяется с Южно-Выинтойским месторождением, промышленными объектами которого являются пласты горизонта БВ, пласт Ач2 и ЮВ1-1, на западе к нему примыкает Западно-Котухтинское месторождение, в котором продуктивны пласты Ач1, Ач2, Ач3, ЮВ1-1, с юга примыкает Усть-Котухтинское месторождение, в котором продуктивными пластами являются БВ8 и Ач2. Разделом между залежами пласта БВ8 этих месторождений служит значимый прогиб.

В пределах Повховского месторождения продуктивными являются меловые отложения ванденской свиты, мегионской свиты, верхнеюрские и среднеюрские отложения.

Выполненный комплекс промыслово-геофизических исследований в скважинах Повховского месторождения включает следующие методы:

- стандартная электрометрия (КС – каротаж сопротивления, СП – каротаж потенциала собственной поляризации);
- боковое каротажное зондирование (БКЗ);
- микрозондирование (МКЗ);
- боковой каротаж (БК);
- микробоковой каротаж (МБК) и микрокавернометрия (МКВ);
- индукционный каротаж (ИК);
- радиоактивный каротаж (НКТ – нейтронный каротаж (по тепловым нейтронам), ГК – гамма-каротаж);
- плотностной каротаж (ГГК-П – плотностной гамма-гамма-каротаж);
- акустический каротаж (АК);
- кавернометрия (КВ);
- резистивиметрия;
- инклинометрия.

Усть-Котухтинское нефтяное месторождение

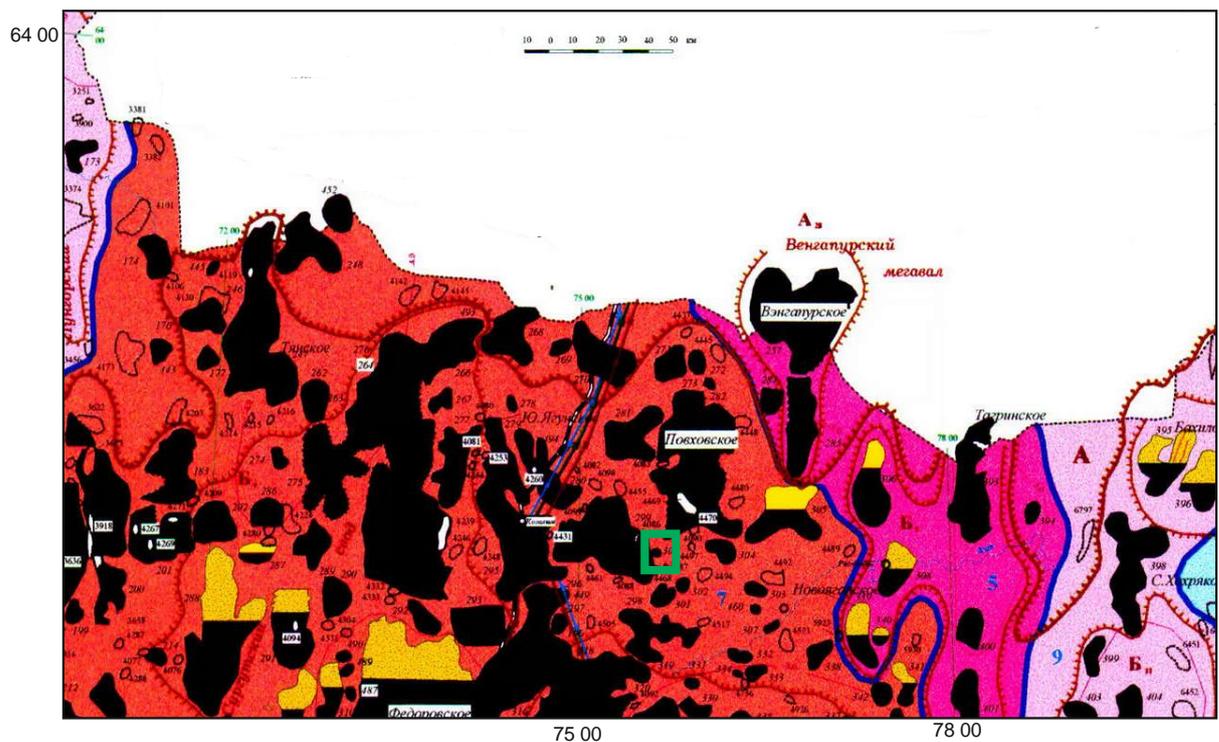


Рис. 4.3. Схема расположения Усть-Котухтинского месторождения (Фрагмент карты нефтегазоносности Ханты-Мансийского автономного округа.)

Усть-Котухтинское месторождение расположено в северо-восточной части Среднеобской нефтегазоносной области (рис. 4.3). В пределах НГО установлена промышленная нефтегазоносность в широком диапазоне юрских и меловых отложений, которая охватывает интервал глубин 1930-3000 м.

Регионально продуктивный, в рассматриваемом нефтегазоносном районе, горизонт Ю1 (верхняя юра) на Усть-Котухтинском лицензионном участке вскрыт всеми скважинами, в которых по материалам ГИС и результатам опробования определен как водоносный.

В изученной части разреза Усть-Котухтинского месторождения установлена продуктивность пластов БВ81б и Ач2 - нижнемеловых отложений - что соответствует глубинам 2550-2889 м.

Литологически разрез Усть-Котухтинского месторождения представлен толщей терригенных песчано-глинистых отложений мезозойско-кайнозойского осадочного чехла, подстилаемых метаморфизованными

породами триас-палеозойского складчатого фундамента. Породы палеозоя на площади не вскрыты.

Разрез осадочного платформенного чехла в пределах лицензионного участка вскрыли 12 поисково-разведочных скважин.

Максимально вскрытая толщина осадочного чехла в скв.101 составляет 3092.6 м с учетом искривления на забой (90.4 м).

При описании геологического разреза привлекалась информация как по скважинам, пробуренным на площади Усть-Котухтинского месторождения, так и по соседним: Повховскому, Ватьеганскому и Могутлорскому.

В поисково-разведочных скважинах Усть-Котухтинского месторождения выполнены следующие комплексы ГИС:

- стандартный каротаж (ПС – каротаж потенциала собственной поляризации, 2 зонда из состава БКЗ – боковое каротажное зондирование, ПЗ – потенциал-зонд);
- кавернометрия и профилометрия;
- радиоактивный каротаж (НКТ – нейтронный каротаж (по тепловым нейтронам), ГК – гамма-каротаж);
- инклинометрия;
- ПС и боковое каротажное зондирование (ПС – Каротаж потенциала собственной поляризации, БКЗ – боковое каротажное зондирование, ПЗ – потенциал-зонд);
- микрозондирование (МКЗ);
- микробоковой каротаж (МБК) и микрокавернометрия (МКВ);
- боковой каротаж (БК);
- индукционный каротаж (ИК);
- кавернометрия и профилометрия ;
- резистивиметрия (Рез);

- радиоактивный каротаж (НКТ – нейтронный каротаж (по тепловым нейтронам), ГК – гамма-каротаж, 2ННК-Т – нейтрон-нейтронный каротаж по тепловым нейтронам (2-х зондовый));
- акустический каротаж (АК);
- гамма-гамма-каротаж плотностной (ГГК-П – плотностной гамма-гамма-каротаж).

Южно-Ягунское нефтяное месторождение

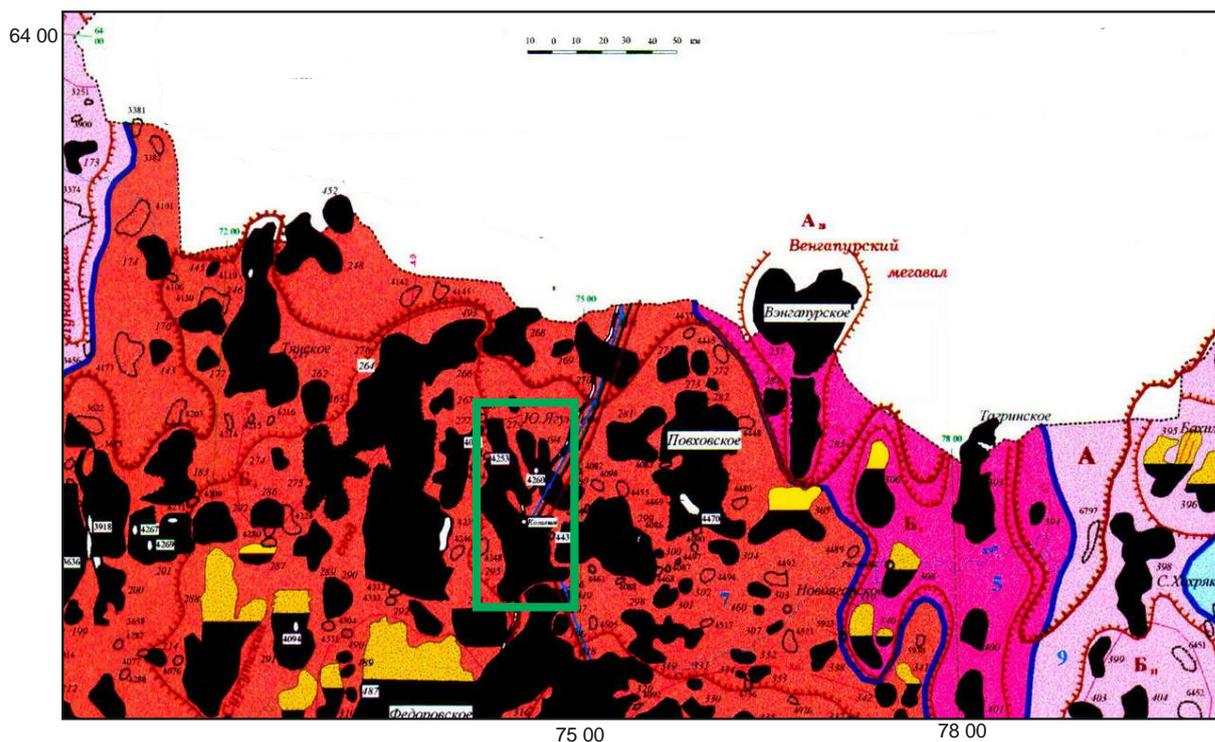


Рис. 4.4. Схема расположения Паховского месторождения (Фрагмент карты нефтегазоносности ханты-мансийского автономного округа.)

Южно-Ягунское месторождение относится к многопластовым объектам (рис. 4.4). В процессе поисково-разведочного и эксплуатационного бурения залежи нефти выявлены в пластах БС10-1, БС10-2, БС11-1, БС11-1а, БС11-2, БС16, БС18-1, БС18-2, ЮС1-1.

Пласт БС10 представлен тремя песчано-алевритовыми пластами БС10-0, БС10-1 и БС10-2. В двух последних на дату подсчета запасов установлено 3 и 6 залежей нефти, соответственно. Пласт БС10-0 промышленных скоплений нефти и газа не содержит. При подсчете запасов в 1994 году в пласте БС10-1

была выделена только одна залежь нефти, а в пласте БС10-2 выделено 7: одна основная и 6 небольших залежей нефти.

Толщины глинистого раздела между пластами БС10-1 и БС10-0 изменяются от 2 до 6 метров в пределах южной части основной залежи и залежей 2 и 3, от 1 до 2 метров в северной и от 2 до 4 метров в центральной части основной залежи.

Осадочный чехол Южно-Ягунского месторождения представлен преимущественно терригенными породами. Их общая толщина достигает более 3000 м. Они подстилаются эффузивами пермотриаса или палеозойскими изверженными породами. С мезокайнозойским осадочным комплексом связаны основные промышленные скопления нефти

Геофизические исследования в разведочных скважинах месторождения включают следующий комплекс методов:

- стандартная электрометрия (КС – каротаж сопротивления, СП – каротаж потенциала собственной поляризации П);
- боковое каротажное зондирование (БКЗ);
- микрозондирование (МКЗ);
- боковой каротаж (БК);
- микробоковой каротаж (МБК) и микрокавернометрия (МКВ);
- индукционный каротаж (ИК);
- радиоактивный каротаж (НКТ – нейтронный каротаж (по тепловым нейтронам), ГК – гамма-каротаж);
- плотностной каротаж (ГГК-П);
- акустический каротаж (АК);
- кавернометрия и профилометрия ;
- инклинометрия (Инкл.).

С целью повышения эффективности интерпретации данных каротажа был предпринят ряд шагов, направленных на модификацию разработанной

ранее программы [79]. В первую очередь это касалось подготовки данных и оптимизации методики идентификационного моделирования.

4.2. Подготовка входных данных

Одним из самых распространенных форматов представления данных каротажа является LAS формат. В процессе формирования обучающих и тестовых последовательностей, в качестве исходной информации, помимо собственно данных каротажа, представленных в виде LAS - файлов, используются и результаты их геологического истолкования. Выделенные пласты и их геологическое описание сформированы в виде таблиц в формате «dat» [34].

На рис. 4.5 показан пример организации данных в LAS-формате и файл с результатами геологической интерпретации.

```
WELL.          168r: WELL
FLD .          Ватъеганское: FIELD
LOC .          разведочная: LOCATION
CNTY.          : COUNTY
STAT.          Россия: STATE
CTRY.          : COUNTRY
SRVC.          : SERVICE COMPANY
DATE.          25.03.93: LOG DATE
API .          : API NUMBER
UWI .          3170168r300: Unique Well ID
~Curve information
DEPT.M         : Depth curve
А.Л.Ь.Ф.      :
Д.Д. .        :
Р.П. .        :
Р.П.З. .      :
Б.К. .        :
Н.К.О. .      :
К.С.1. .      :
К.С.2. .      :
К.С.3. .      :
К.С.4. .      :
П.З. .        :
П.С. .        :
Р.С. .        :
К.С.к. .      :
~Other information
~ASCII Log Data
2300.00 0.017 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990
2300.20 0.017 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990
2300.40 0.017 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990
2300.60 0.017 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990
2300.80 0.017 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990
2301.00 0.017 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990
2301.20 0.017 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990 -9999.990
```

(a)

объединение		Башнефтегеофизика		"У Т В Е Р Ж Д А Ю "		гп.геолог экспедиции(партии)			
экспедиция		Когалинское УГР		-----/		/			
партия		ГЗЦОИ ГИС		01.04.93 г.					
ОКОНЧАТЕЛЬНОЕ ЗАКЛЮЧЕНИЕ ПО ИНТЕРПРЕТАЦИИ ДАННЫХ ГИС									
площадь Ватьеганская				скважина 0168г		куст 168 заказчик ИУБР			
удельное электрическое сопротивление раствора: 2.0омм									
КРОВАТЯ	ПОДОШВА	МОЩН.	ТАПЬФА	РП	КП	КЛР	КН	ПИТОЛОГИЯ	ХАРАКТЕР
н	н	н	ПС	Омм	Ω	нд	Ω	И	НАСЫЩЕНИЯ
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
				AB-1-2		2001.6-1975.6			
						1893.06			
1976.2-1977.2	1.0	0.17	3.77	16.32	0.05	ПЕСЧАНИК	СГП	ВОДА	
1977.6-1979.6	2.0	0.66	2.86	23.77	25.52	ПЕСЧАНИК	ГП.	ВОДА	
1979.6-1981.4	1.8	0.48	2.87	21.10	2.77	ПЕСЧАНИК	СГП	ВОДА	
1983.4-1984.8	1.4	0.25	3.65	17.53	0.14	ПЕСЧАНИК	СГП	ВОДА	
1984.8-1986.2	1.4	0.57	2.83	22.42	8.32	ПЕСЧАНИК	СГП	ВОДА	
1987.8-1988.6	0.8	0.39	3.55	19.73	0.88	ПЕСЧАНИК	СГП	ВОДА	

(б)

Рис. 4.5. Первоначальный вид LAS-файла данных каротажа (а) и файла геологической интерпретации (б)

Для сведения информации в единую таблицу входных данных разработан блок подготовки, позволяющий автоматизировать процедуру объединения информации и формирования таблицы входных данных для выполнения идентификационного анализа МГУА. Методика подготовки данных состоит из следующих шагов [35]:

1. Формирование единого файла. В программе CurveEditor формируется единый LAS-файл, объединяющий все LAS-файлы, относящиеся к объекту исследования, в котором содержится информация о наблюдаемых значениях методов ГИС, привязанных к конкретным глубинам. На этом этапе возможно выполнить нормирование данных, которое бывает необходимым, если имело место изменение методики проведения исследований (использование различных приборов, разновременные наблюдения и пр.).

2. Экспорт данных. Единый LAS-файл и интерпретационный файл формата «dat» стандартными средствами MS EXCEL экспортируются в рабочую книгу EXCEL.

3. Формирование единой таблицы входных данных. Программными средствами EXCEL выполняется сопоставление положения кровель и подошв пластов с глубинами точек наблюдений и формируется единая таблица входных данных.

4. Корректировка таблицы. В процессе корректировки исключаются непредставительные каротажные данные, полученные на ограниченных интервалах или неполным комплексом методов ГИС, а также данные, по которым отсутствует геологическая интерпретация.

5. Формализация геологической информации. Неформализованный моделируемый параметр заменяется на условный идентификатор, имеющий численный вид.

Окончательное представление синтезированной геофизической и геологической информации схематически представлено в таблице 4.1.

Таблица 4.1

Пример объединенной таблицы входных данных

DEPH	BK	PZ	IKO	PS	DS	ГК	НКТ6	IdK
1	2		3	4	5	6	7	8
1980	9.85	11.57	4.03	63.6	0.2	4.82	1.69	100
1980.2	10.39	13.4	4.1	60	0.2	4.86	1.72	100
1980.4	8.95	14.5	4.16	61.4	0.2	4.98	1.76	100
1980.6	9.78	14.61	4.2	61.2	0.2	4.98	1.8	100
...
...
1985.6	10.93	13.19	3.99	57.2	0.2	5.86	1.7	100
1985.8	9.36	7.91	3.96	68.2	0.2	6.02	1.67	100
1986	4.69	5.28	3.97	88.5	0.23	5.74	1.78	100
1986.2	3.17	4.86	3.98	112.2	0.29	5.52	1.88	100
1986.4	3.6	4.77	3.99	119.3	0.25	5.4	1.95	0
1986.6	3.68	4.9	3.98	122.4	0.23	5.14	1.9	0

Примечание. Первый столбец содержит отметки глубин, в столбцах 2-7 – данные методов ГИС. Геологические данные представлены в столбце 8: условный идентификатор коллектора (*IdK*) имеет значение 0 для вмещающих пород и 100 – для интервалов коллектора

4.3. Оптимизация методики идентификационного моделирования

Основными направлениями, проведенных исследований, были формирование и отладка методики идентификационного моделирования с целью изучения коллекторских свойств разреза. Определение типа флюида, насыщающего поровое пространство коллектора, до сих пор является достаточно сложно решаемой задачей. В неблагоприятных условиях (глубокое проникновение фильтрата бурового раствора в пласт-коллектор, повышенная глинистость коллектора и пр.) традиционные подходы к интерпретации материалов ГИС не всегда могут с достаточной степенью достоверности решить поставленную задачу.

Принципиальную возможность эффективного использования МГУА при анализе данных ГИС, предложили на кафедре геофизики ВГУ [3; 4; 61; 63; 64; 67; 69; 79].

Одной из решаемых задач стала оценка оптимальной длины обучающей и проверочной последовательности наблюдений.

Длина последовательности наблюдений по одной скважине исчисляется тысячами значений, и оптимизация этого параметра имеет важнейшее значение. Одной из характерных особенностей МГУА является способность выявлять стохастические взаимосвязи по ограниченному количеству исходных данных. Кажется очевидным, что увеличение объема входной информации должно повысить качество идентификационного моделирования. Однако на практике мы столкнулись с тем, что при использовании всего объема имеющихся по скважине данных качество идентификационных моделей ухудшается. Возможно, это связано с увеличением сложности системы и снижением устойчивости решения.

На рис. 4.6. показана зависимость значений внешнего критерия, по которому оценивается качество модели, от длины последовательности наблюдений. На рисунке показано, что при увеличении последовательности

наблюдений свыше 700 значений качество моделирования начинает закономерно ухудшаться. Минимумы внешних критериев получены для значений 150 и 400. Можно рекомендовать постепенное увеличение размера последовательности наблюдений до значений, не превышающих 400-600.

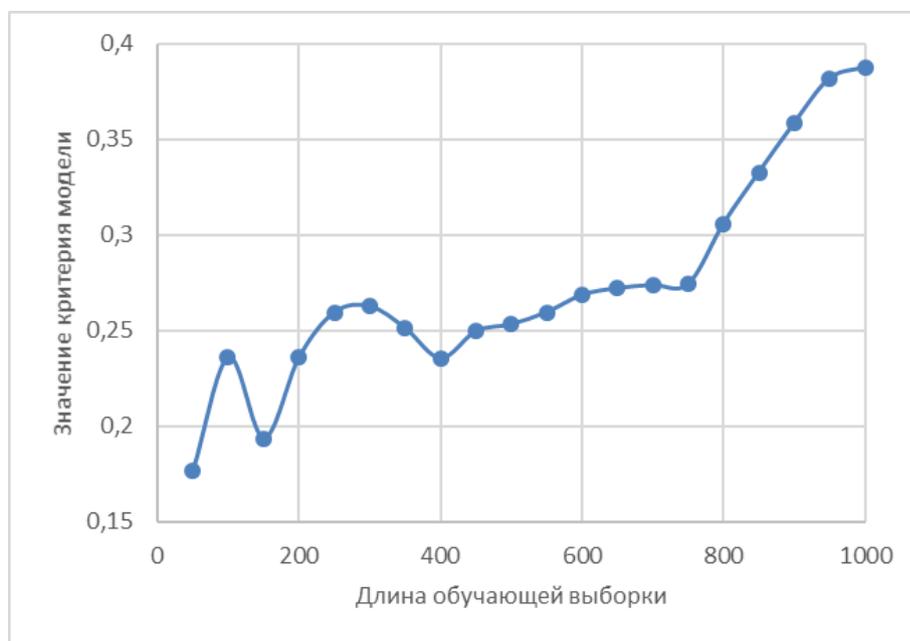


Рис. 4.6. Зависимость качества модели от длины обучающей выборки

Рассмотрим последовательность идентификационного моделирования МГУА с целью идентификации коллектора – выделения в разрезе пластов коллектора.

На первом этапе используются данные ГИС по эталонной скважине. Эталонной будем считать скважину, для которой имеются результаты наблюдений комплекса методов ГИС и выполнена их геологическая интерпретация, по результатам которой определены интервалы коллектора и сделано предположение о характере коллектора. Достоверность модели будет выше, если геологическая интерпретация данных каротажа подтверждена результатами опробования и петрофизическими исследованиями.

Геологические данные формализуются введением условного идентификатора коллектора (*IdK*), который используется в качестве

зависимой переменной. Значения, которые может принимать коллектор, задаются пользователем. Например, при выполнении моделирования с целью выявления в разрезе зон коллектора мы использовали значение ($IdK = 0$) для вмещающих пород и ($IdK = 100$) для коллектора. При решении задачи определения типа флюидонасыщения коллектора условный идентификатор принимал несколько числовых значений, соответствующих водонасыщенному, нефтенасыщенному и газонасыщенному коллектору.

В результате идентификационного моделирования на эталонной скважине получают модельные уравнения, отражающие корреляционные зависимости между идентификатором коллектора и геофизическими параметрами по данным нескольких методов комплекса ГИС в определенных геологических условиях.

Применение идентификационных моделей на рядовых скважинах, локализованных в районах со сходной геологической обстановкой, позволяет автоматизировать выявление зон коллектора и повысить надежность интерпретации данных ГИС, особенно при условии их цифровой регистрации. Анализ модельных уравнений позволяет также оценить используемые методы ГИС с точки зрения их информативности для выявления интервалов коллектора в разрезе.

Приведем результаты анализа полученных модельных уравнений. Подавляющее большинство лучших моделей получено на 3-м ряду селекции (структура уравнения приведена в таблице 1.1) и описываются зависимостью вида:

$$IdK = f(K1, K2, K3, K4, K5, K6), \quad (4.1)$$

где IdK – зависимая переменная – идентификатор коллектора; $K1$ - $K6$ - данные различных видов каротажа.

Количество параметров (данные отдельных методов комплекса ГИС), входящих в модельное уравнение 3 ряда варьируется от 3 до 6, степень полинома может достигать 4.

На рис. 4.7. показана частота встречаемости методов ГИС в качестве параметров идентификационных уравнений МГУА.

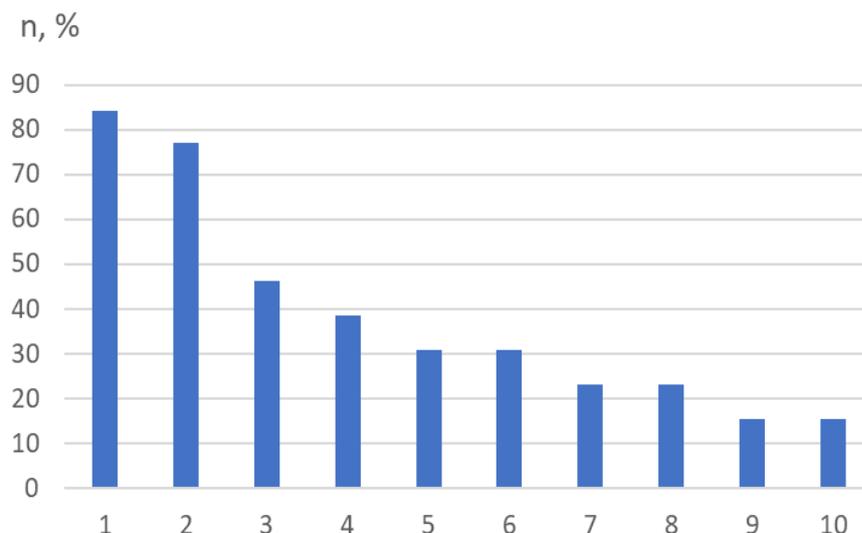


Рис. 4.7. Частота встречаемости методов ГИС в качестве параметров идентификационных уравнений МГУА: 1- самопроизвольная поляризация; 2 - потенциал зонд; 3 - диаметр скважины, по данным кавернометрии; 4 - градиент зонд 1; 5 - градиент зонд 4; 6 - индукционный каротаж; 7 - градиент зонд 3; 8 - боковой каротаж; 9 - нейтронный каротаж; 10 - гамма каротаж

Состав методов ГИС, которые вошли в модели в качестве параметров, свидетельствует, что наиболее часто в индукционные уравнения входят данные метода самопроизвольной поляризации, результаты измерений удельных электрических сопротивлений потенциал- и градиент-зондами, данные микрозондов и материалы кавернометрии. Реже привлекаются данные индукционного и нейтронного каротажей, а также гамма-каротажа. Эти выводы носят самый общий характер, так как сложность модельных уравнений и набор, входящих в него параметров могут существенно изменяться в зависимости от конкретных физико-геологических условий и стоящих перед исследованиями задач.

Таким образом, в результате выполненного значительного объема идентификационного моделирования были определены основные методические приемы, позволяющие с высокой степенью надежности решить

Разрез сложен терригенными породами: песчаниками, глинами, алевролитами. Длина последовательности наблюдений, в той или иной степени задействованной в процедуре идентификационного моделирования, составила 667 точек отсчета геофизических параметров, что соответствует интервалу около 300 м.

Зависимыми переменными назначался условный идентификатор коллектора, принимающий значение 0 для вмещающих пород и значение 100 для коллектора любого типа. В качестве переменных - аргументов привлекались данные геофизических исследований в скважинах. Вычислительный эксперимент проводился в пределах хорошо изученного интервала разреза, на котором предварительными исследованиями среди вмещающих пород были выявлены интервалы коллекторов.

Из комплекса данных ГИС были исключены результаты каротажа самопроизвольной поляризации (ПС). Это было сделано с целью оценить эффективность комплекса ГИС в отсутствие метода, который в условиях терригенных разрезов Западной Сибири считается одним из наиболее информативных.

Лучшие результаты были получены при использовании критерия регулярности.

Модель, полученная на первом ряду селекции, структура уравнения определяется выражением (структура уравнения приведена в таблице 1.1) и является зависимостью вида:

$$IdK = f(IK, DS) \quad (4.2)$$

где IdK – зависимая переменная – идентификатор; IK – данные индукционного каротажа; DS – данные кавернометрии. Модельное уравнение позволяет однозначно идентифицировать коллектор по данным индукционного каротажа и результатам кавернометрии.

Соответствие модельных и экспериментальных значений зависимой переменной продемонстрировано на рис. 4.9.

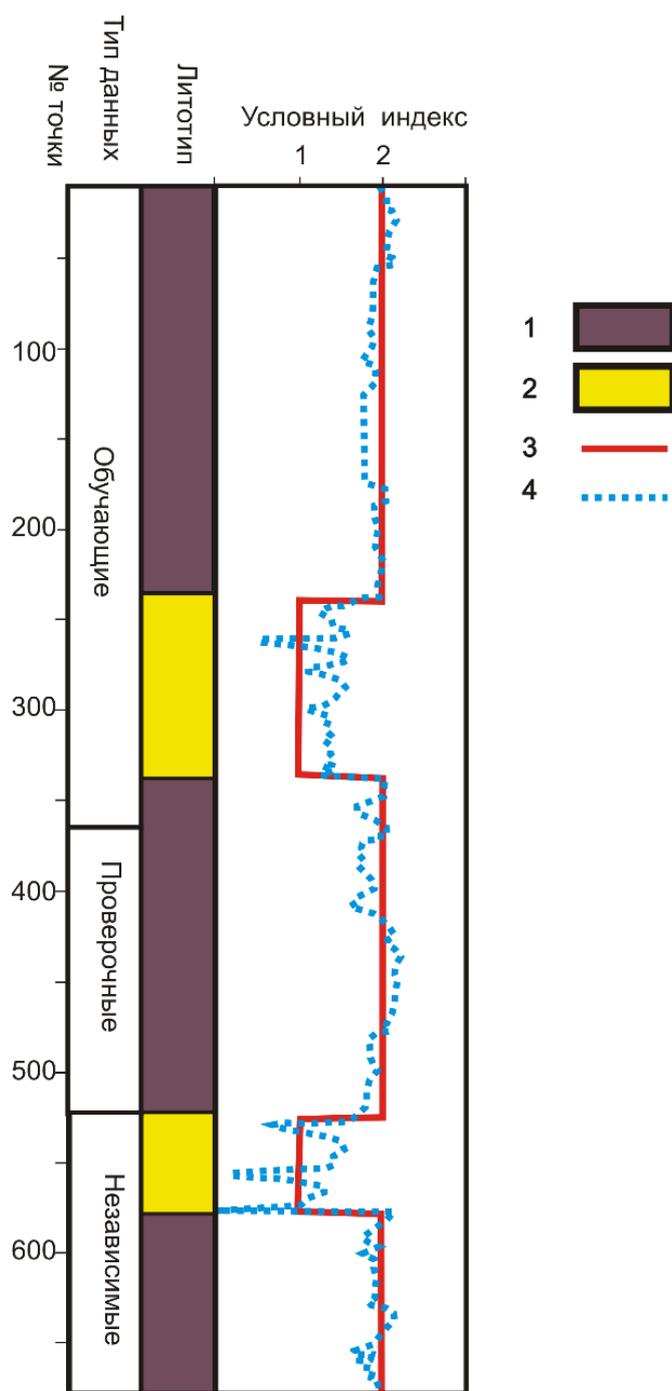


Рис. 4.9. Идентификация коллектора среди вмещающих пород: 1 – интервал коллектора; 2 – вмещающие породы; 3 – экспериментальные значения идентификатора коллектора; 4 – модельные значения идентификатора коллектора

Пример 2.

На рис. 4.7 представлен результат проверки возможности экстраполяции полученных математических моделей на соседние скважины. Технология идентификационного анализа соответствовала методике ранее описанных

исследований [64]. Были использованы данные ГИС Южно-Ягунского месторождения.

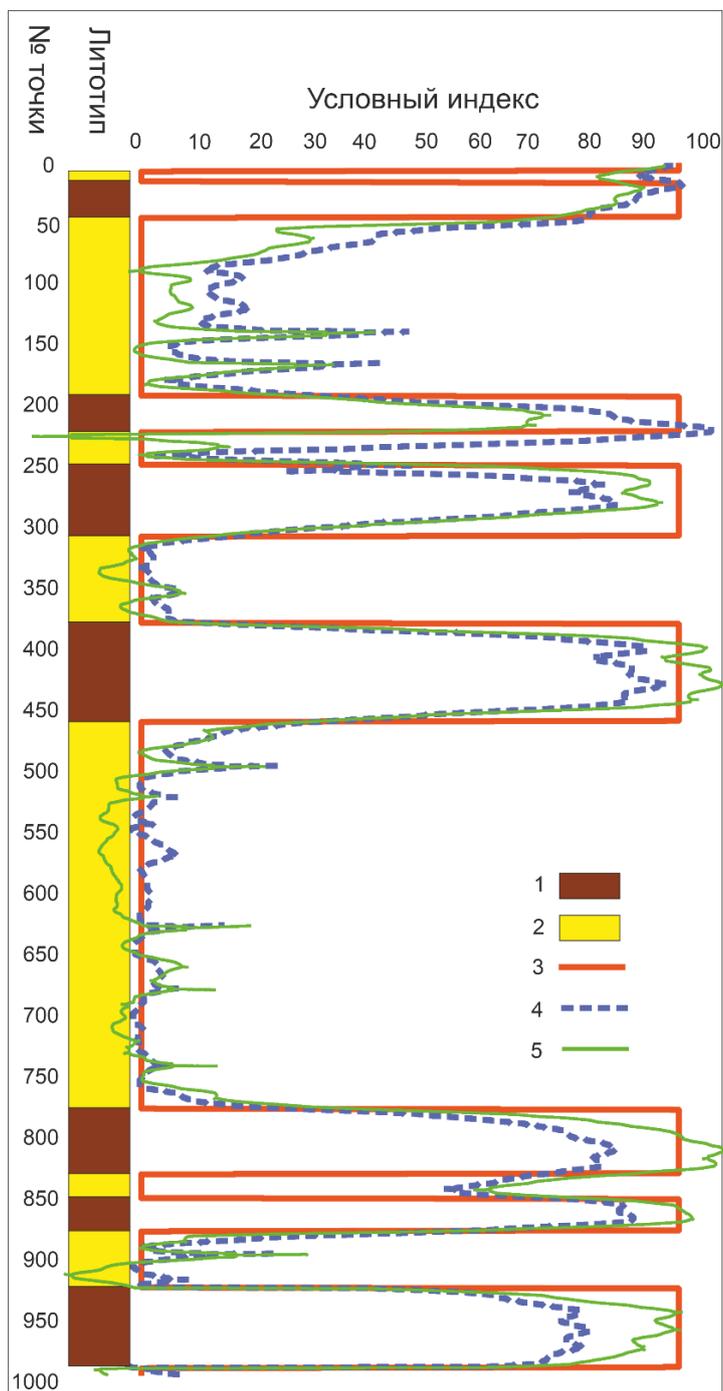


Рис. 4.10. Результаты идентификационного моделирования МГУА: 1 – интервал коллектора; 2 – вмещающие породы; 3 – экспериментальные значения идентификатора коллектора; 4 – идентификация коллектора по модели, полученной по соседней скважине; 5 – идентификация коллектора по модели, полученной по текущей скважине

В результате было получено несколько моделей, позволяющих идентифицировать зону коллектора по данным различных методов ГИС. Модельные уравнения, полученные для одной скважины, были затем применены к данным соседней скважины. На рис.4.10 показано, что обе модели позволяют идентифицировать зону коллектора в разрезе. Очевидно, что при изменении геологической ситуации модельное уравнение прекратит работу, о чем просигнализирует появление абсурдных значений IdK , не заявленных в обучающей последовательности.

Модельное уравнение получено на втором ряду селекции (структура уравнения приведено в таблице 1.1) и имеет следующий вид:

$$IdK = f(IK, OGZ, PZ, PS), \quad (4.3)$$

где IK - данные индукционного каротажа; OGZ - данные каротажа сопротивления (обращенный градиент-зонд); PZ - данные каротажа сопротивления (потенциал-зонд); PS - данные каротажа самопроизвольной поляризации. Математические модели разреза хорошо согласуются с геологическими данными. Зоны коллекторов уверенно выделяются.

Пример 3.

На данных, используемых в примере 1, была проверена возможность идентификационного моделирования типа насыщения коллектора [56]. С этой целью был сформирован синтетический входной массив, который содержал данные, соответствующие либо нефтяному, либо водонасыщенному коллектору. В качестве зависимой переменной был использован условный индекс, принимающий значение 2 для водоносного коллектора и значение 4 для нефтеносного (рис.4.11).

Оптимальная модель выбрана из десяти лучших моделей второго ряда селекции (структура уравнения приведена в таблице 1.1) по минимальному значению критерия регулярности (рис. 4.8). Модельная зависимость имеет вид:

$$IdK = f(GK, IK, OGZ, PZ), \quad (4.4)$$

где *GK* – данные гамма-каротажа; *IK* - данные индукционного каротажа; *OGZ* - данные каротажа сопротивления (обращенный градиент-зонд); *PZ* – данные каротажа сопротивления (потенциал-зонд).

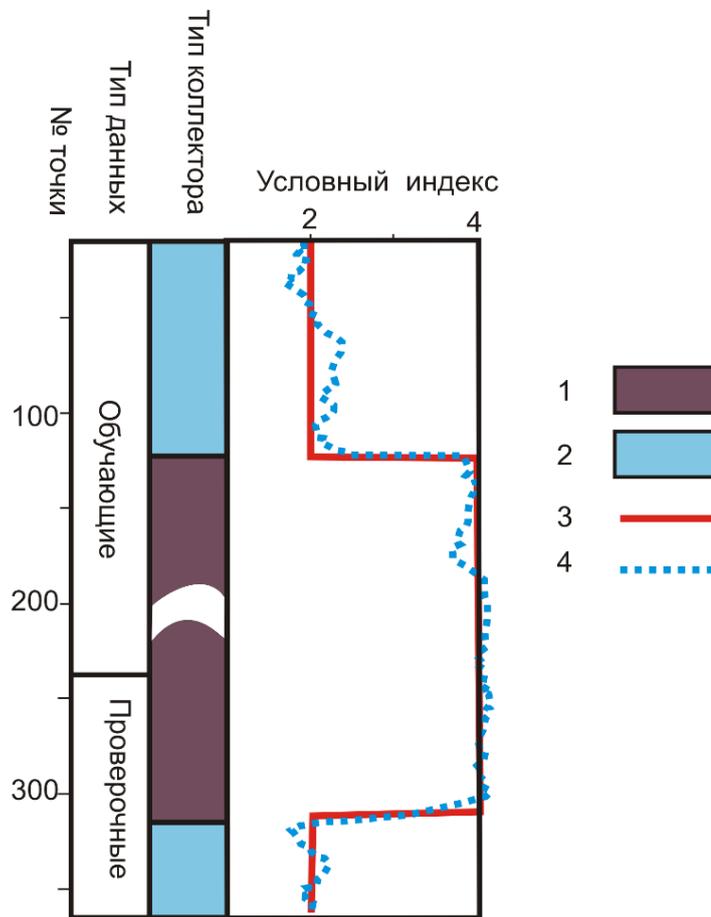


Рис. 4.11. Определение типа коллектора: 1 – водонасыщенный коллектор; 2 – нефтенасыщенный коллектор; 3 – экспериментальные значения идентификатора коллектора; 4 – модельные значения идентификатора коллектора

Пример 4

В качестве исходных данных были использованы результаты геофизических исследований разведочных скважин нефтегазовых месторождений Западной Сибири с хорошо изученными свойствами, подкрепленными результатами опробования и петрофизическими

исследованиями (Ватьеганское, Южно-Ягунского, Повховское, Усть-Котухтинское) [93].

Было проведено моделирование, выявляющее коллектор среди вмещающих пород на интервалах глубин эталонной скважины, для которой была ранее выполнена независимая интерпретация геофизических данных и определено положение зон коллектора в разрезе. Зависимая переменная (условный индекс коллектора) принимает значения 0 – для вмещающих пород и 100 - для коллектора. Оптимальная модель, полученная на третьем ряду селекции (структура уравнения приведена в таблице 1.1), описывается нелинейным уравнением и позволяет рассчитать условный индекс коллектора по наблюдаемым значениям различных методов каротажа:

$$IdK = f(DS, MGZ, IK, PS, KS), \quad (4.5)$$

где DS – данные кавернометрии; MGZ – показания микроградиент зонда; IK – данные индукционного каротажа; PS – результаты каротажа самопроизвольной поляризации; KS – данные каротажа сопротивления.

Качество полученной модельной зависимости было проверено на независимых данных каротажа другой скважины, расположенной в непосредственной близости от первой скважины. Результаты моделирования проиллюстрированы на рис. 4.12,а.

Можно отметить, что зоны коллекторов в разрезе, установленные с помощью идентификационного моделирования, хорошо коррелируются с результатами независимой интерпретации данных каротажа, выполненной традиционными способами.

Для определения характера флюидонасыщения коллектора, был сформирован синтетический входной массив, который содержал данные, соответствующие либо нефтяному, либо водонасыщенному коллектору. В качестве зависимой переменной был использован условный индекс, принимающий значение 100 для водоносного коллектора и значение 200 для нефтеносного. Характер модельных и экспериментальных данных представлен на рис. 4.12, б.

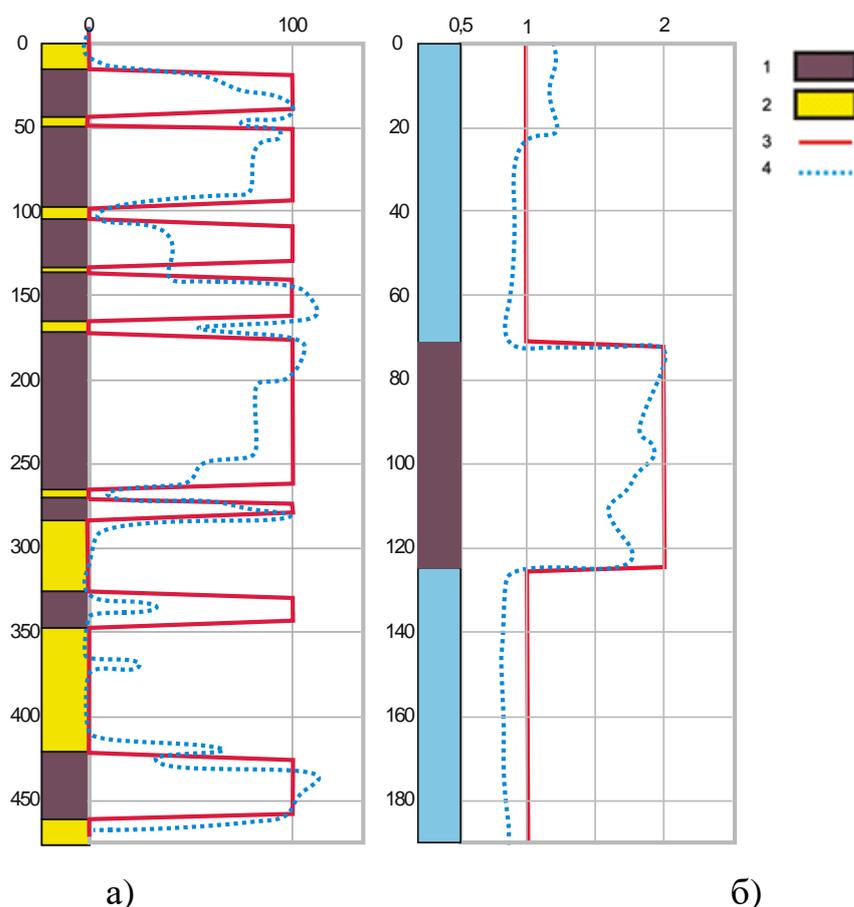


Рис. 4.12. Результаты идентификационного моделирования по данным каротажа: а - выделение коллектора с использованием независимых данных по соседней скважине; б - определение типа коллектора. 1 – интервал коллектора; 2 – вмещающие породы; 3 – экспериментальные значения идентификатора коллектора; 4 – модельные значения идентификатора коллектора

Оптимальная модель второго ряда (структура уравнения приведена в таблице 1.1) имеет следующий вид:

$$IdK = f(DS, KS, NKT), \quad (4.6)$$

где DS – данные кавернометрии (диаметр скважины); KS – данные каротажа сопротивления (потенциал-зонд); NKT – результаты нейтронного каротажа.

Качество модельного уравнения было проверено с использованием независимых данных. В приведенном примере характер насыщения коллектора (нефтенасыщенный или водонасыщенный) определяется по данным гамма-каротажа, индукционного каротажа и каротажа сопротивления с обращенными градиент-зондом и потенциал-зондом.

Пример 5

Проверялась возможность оценки фильтрационно-емкостных свойств разреза с привлечением методики МГУА по данным комплексов каротажа (комплексы включали в себя стандартную электрометрию, боковое каротажное зондирование, микрозондирование, боковой каротаж, микробоковой каротаж, микрокавернометрия, индукционный каротаж, радиоактивный каротаж, плотностной каротаж, акустический каротаж, кавернометрию, резистивиметрию, инклинометрию, термометрию, профилометрию). Для формирования обучающей последовательности были использованы осредненные значения пористости керна продуктивного пласта [95].

В результате идентификационного моделирования была получена зависимость, позволяющая рассчитать коэффициент пористости по данным четырех градиент - зондов разной длины и гамма каротажу. Модель была получена на 3-м ряду селекции. Соответствие фактических и модельных значений коэффициента пористости представлено на рис. 4.13.

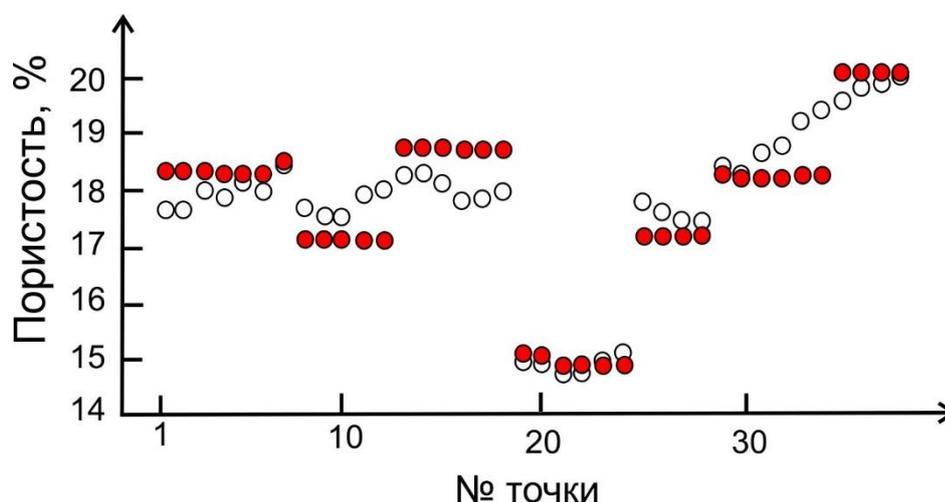


Рис. 4.13. Соответствие фактических и модельных значений коэффициента пористости: красные кружки соответствуют экспериментальным значениям пористости; незаполненные – модельным значениям пористости

Описанная выше методика и приведенные примеры ее использования обосновывают третье защищаемое положение:

«Методика обработки данных геофизических исследований скважин методом группового учета аргументов, позволяющая выполнить надежную оценку коллекторских свойств разреза и определить наиболее эффективные методы исследований в конкретных физико-геологических условиях».

Глава 5. Методика применения МГУА для корреляционного анализа геофизических полей

Примером успешного применения методики МГУА может служить опыт его использования с целью учета влияния рельефа местности при проведении крупномасштабных аэромагнитных съемок.

Проблема учета влияния рельефа местности при аэромагнитных съемках территорий с сильно расчлененным рельефом в условиях развития магматических образований продолжает оставаться достаточно острой и не имеет однозначного решения [6; 23; 26; 27]. Это связано не только с существенным перепадом высот, но и со значительной латеральной неоднородностью намагниченности пород верхней части разреза, слагающих рельеф. Качественные методы выявления аномальных эффектов, связанных с рельефом местности, основанные на визуальной разбраковке магнитных аномалий на «топографические» и «геологические» не отвечают современным требованиям к геологическим картам и поискам месторождений полезных ископаемых в пределах магматических провинций [27].

Традиционный стохастический способ оценки аномального эффекта рельефа основан на выявлении взаимосвязи между полем и высотными отметками рельефа. Однако в сложных физико-геологических условиях теснота корреляционной линейной может быть очень низкой [114]. Решение может быть более эффективным, если скрытые, возможно, нелинейные взаимосвязи между полем и рельефом земной поверхности искать в определенных диапазонах пространственных частот.

В 2017 г. был предложен принципиально новый стохастический способ определения поправки за рельеф, представляющий собой комплексирование метода эмпирической модовой декомпозиции [114; 24; 26] и метода группового учета аргументов [28]. Приведем некоторые результаты практического опробования метода. В качестве фактических материалов были

использованы данные аэромагниторазведки и высотные отметки рельефа, интерполированные в регулярную сеть. Обработка, включающая разложение магнитного поля и высотных отметок рельефа на эмпирические модовые функции методом EMD и последующий корреляционный анализ МГУА осуществлялась для каждого профиля.

Для оптимизации процедуры моделирования предварительно идентификационный анализ был выполнен в максимальном объеме для всего набора частотных составляющих магнитного поля и высот рельефа. В результате было установлено, что значимые статистические связи с высотными отметками рельефа наиболее вероятны для низкочастотных компонент δT_4 – δT_6 и остаточной компоненты δT_r , каждая из которых выступала в качестве зависимой переменной в процедуре последующего моделирования. Соответственно, высотные отметки рельефа были представлены компонентами H_1 – H_6 и остаточной составляющей H_r , которые являлись переменными-аргументами. Всего для каждого профиля было получено от 1 до 4 модельных уравнений, связывающих низкочастотные компоненты магнитного поля с определенным набором высотных составляющих. Для выполнения редуцирования были использованы модели, полученные на первом ряду селекционного отбора [81; 79; 76], которые по качеству не уступали более сложным модельным уравнениям второго и третьего ряда. Это означает, что все модели представляют собой зависимость вида:

$$\delta T_k = a_0 + a_1 H_i + a_2 H_j + a_3 H_i \cdot H_j, \quad (5.1)$$

где δT_k – соответствующая модовая компонента магнитного поля; H_i , H_j – IMF-функции абсолютных отметок высот; a_0, a_1, a_2, a_3 – числовые коэффициенты. По значению критерия регулярности лучшие зависимости были получены для остаточной компоненты магнитного поля

В итоге для оценки поправки за рельеф была использована формула:

$$\delta T_p = \sum_{k=4}^{k=6} \delta T_k + \delta T_r^*, \quad (5.2)$$

где δT_r^* – уточненная МГУА остаточная составляющая магнитного поля.

Полученный достаточный объем информации (свыше тысячи модельных уравнений) позволил выполнить объективный анализ и обобщение результатов моделирования с целью возможностей оптимизации и повышения результативности идентификационного анализа МГУА.

Пример применения комплекса методов для редуцирования материалов среднemasштабной аэромагнитной съемки, выполненной на северо-западном фланге Сибирской платформы (рис. 5.1, 5.2).

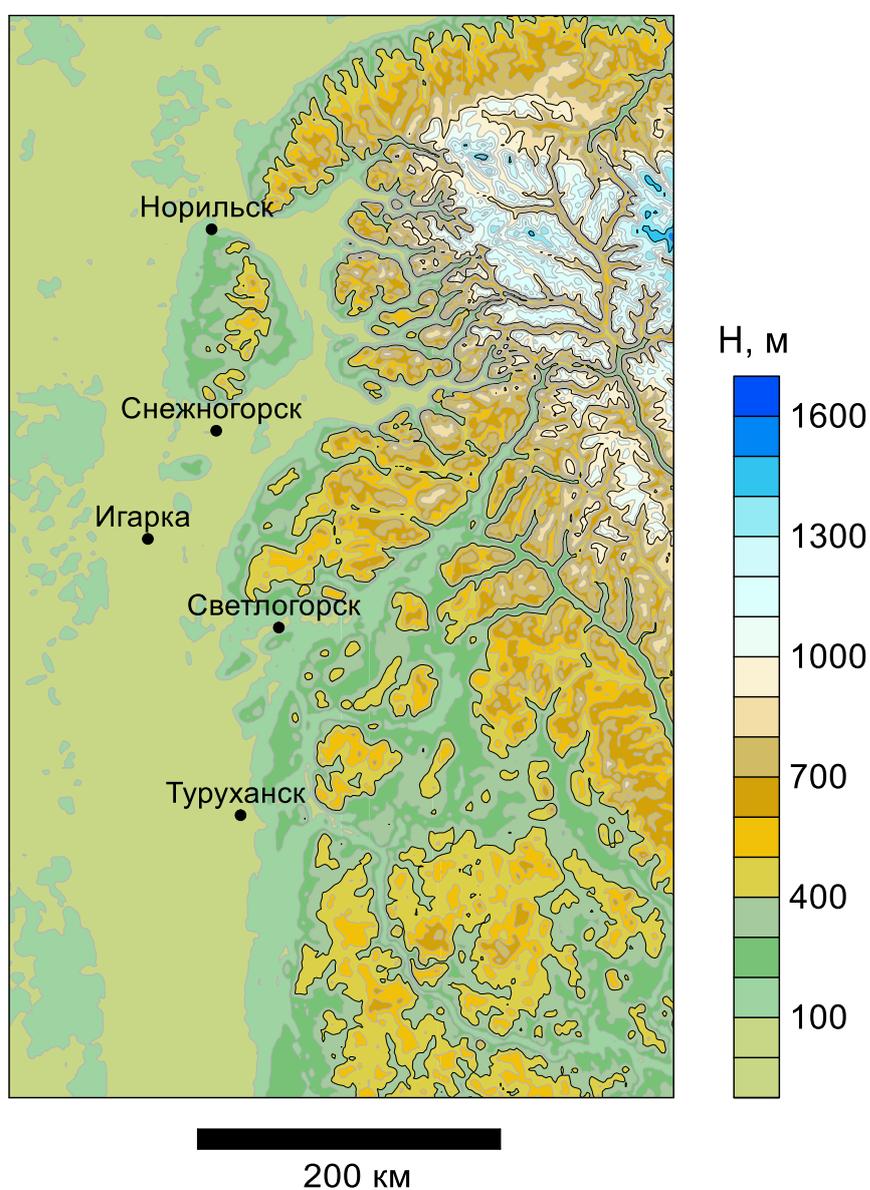


Рис 5.1. Высоты рельефа дневной поверхности H

В качестве исходных данных были использованы результаты аэромагнитных съемок северо-западной части Сибирской платформы масштаба 1:100 000–1:50 000, выполненных в 1962-81 гг., и высотные отметки дневного рельефа. Данные были интерполированы в сеть 2×2 км. Общая площадь исследования составляет ~316000 км² [28].

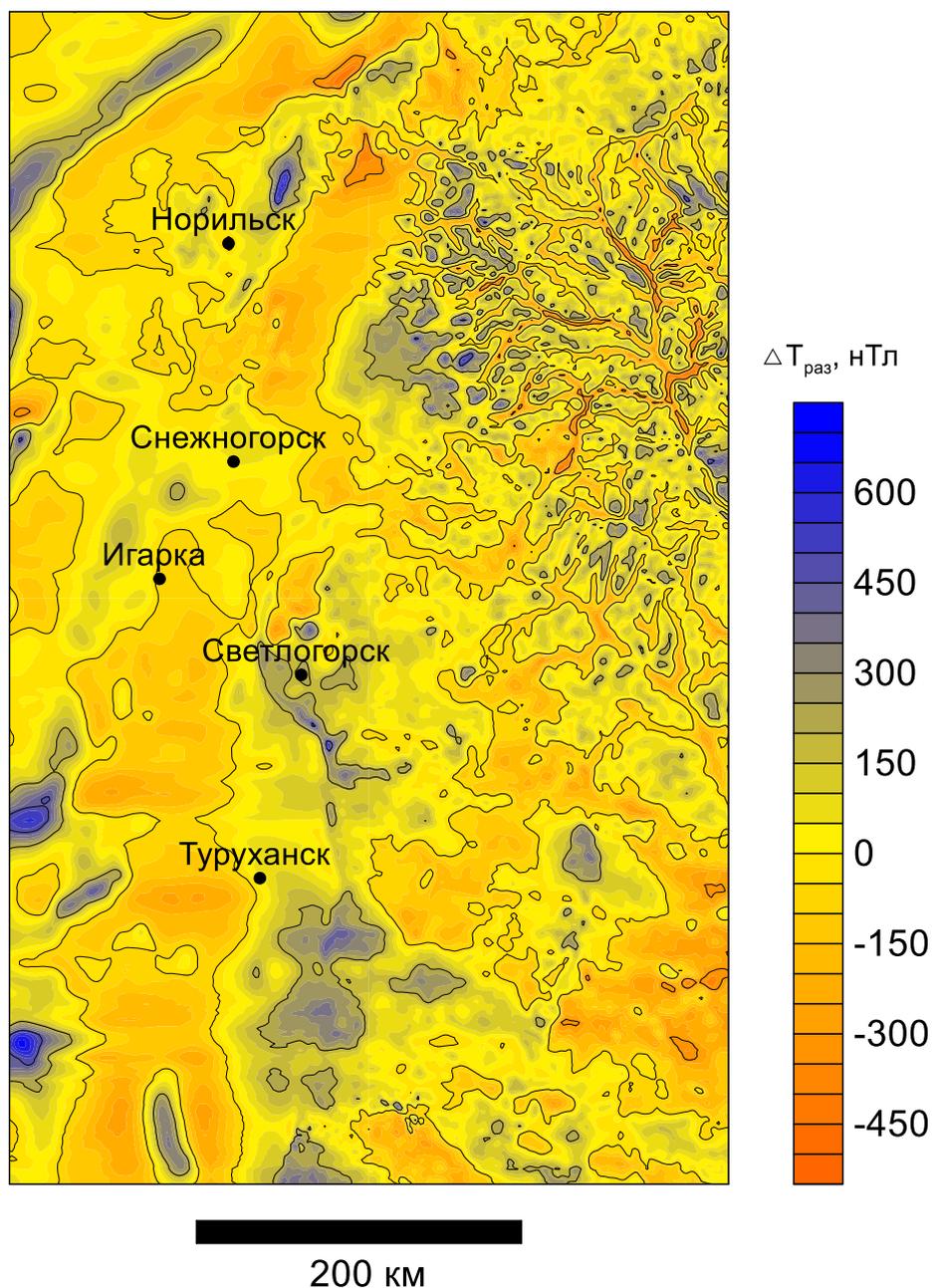


Рис 5.2. Аномальное магнитное поле ΔT_a

В пределах площади исследования характер магнитного поля и рельефа восточной и западной частей резко изменяется. При субширотном направлении профилей перепад высот, в пределах одного профиля, может превышать 100м (рис. 5.3). Качество моделей можно улучшить, если выполнять моделирование не для профиля в целом, а для отдельных частей, различающихся по характеру магнитного поля и рельефа. На рис. 5.4. показаны результаты такого варианта идентификационного анализа, выполненного для одного из профилей в северной части площади исследования.

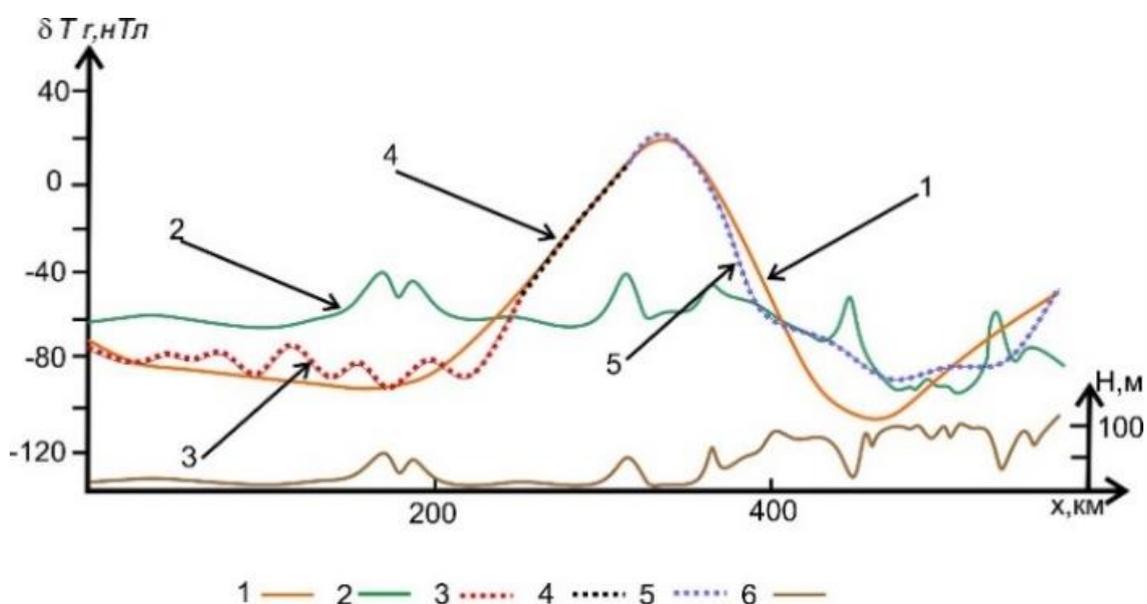


Рис 5.3. Результаты идентификационного моделирования: 1 – остаточная составляющая магнитного поля δT_{γ} по результатам EMD; 2 – модельные значения остаточной составляющей магнитного поля δT_{γ}^* по всем точкам профиля; (3-5) – модельные значения δT_{γ}^* западной (3), центральной (4) и восточной (5) частей профиля; 6 – рельеф земной поверхности

По этому профилю дополнительно были рассчитаны три различных корреляционных модели – для западной, восточной части и переходной зоны. Среднеквадратичная ошибка расхождения экспериментальных и модельных значений снизилась с 20 нТл до 4 нТл на западе и до 10 нТл – на востоке. Точность модели, рассчитанной для переходной зоны, не превысила 1 нТл.

Как показывает анализ моделей по всей площади исследования, стохастические уравнения, полученные на соседних или близко расположенных профилях, могут иметь одинаковый набор аргументов и несущественно различаться только значениями числовых коэффициентов. Это делает возможным использование для таких профилей единой унифицированной модели с осредненными числовыми коэффициентами. Соответствие компоненты (IMF) магнитного поля ее модельным значениям может свидетельствовать о постоянном характере корреляционной взаимосвязи магнитного поля и рельефа. Изменение геолого-географической ситуации повлияет на характер корреляционной связи, что приведет к снижению качества модели. В таком случае необходимо рассчитывать и использовать новую модель.

На первом этапе по каждому профилю адаптивно выделялись ортогональные разночастотные компоненты сигнала – эмпирические модовые функции (IMF). Для аномального магнитного поля были получены семейства IMF δT_1 – δT_6 и остаточная составляющая δTr . Высотные отметки рельефа были разложены на компоненты H – H_6 и остаточную составляющую Hr . На втором – с помощью МГУА выявлялись неявные взаимосвязи между этими компонентами (формула 4.1.).

Значимые статистические связи выявлены между низкочастотными компонентами δT_4 – δT_6 , δTr и H_4 , H_5 и Hr . Поправки за рельеф определялись по формуле 4.2.

Результирующая матрица $\{\delta Tr\}$ размером 384 строки, 293 столбца была сглажена с использованием скользящего окна размером 3×9 точек (Рис, 5.4.). В редуцированном магнитном поле $T_{ред.} = \Delta T - \delta Tr$, представленном на рис. 5.5, присутствует остаточный аномальный эффект от платобазальтов.

Таким образом, с использованием статистических методов удалось выделить достаточно интенсивную составляющую δTr (рис. 5.4), которая вносит существенный вклад ($> 40\%$) в энергию наблюдаемого поля ΔT .

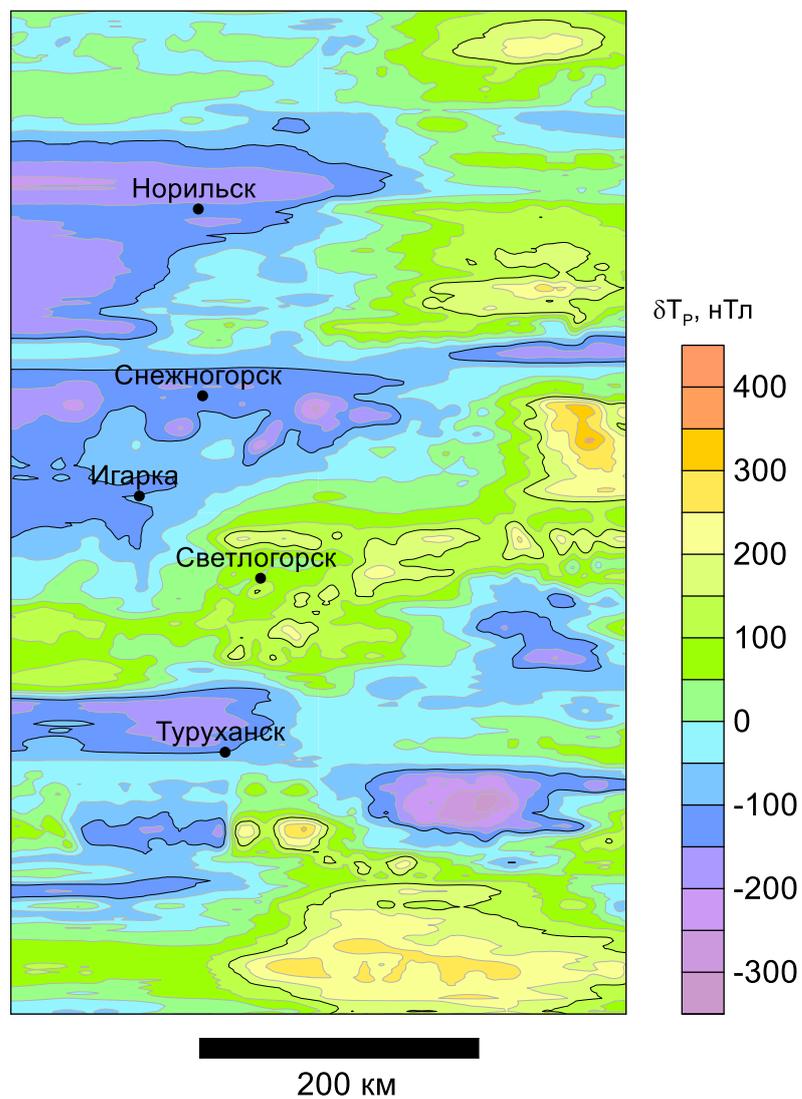


Рис 5.4. Составляющая поля δT_p , обусловленная влиянием рельефа

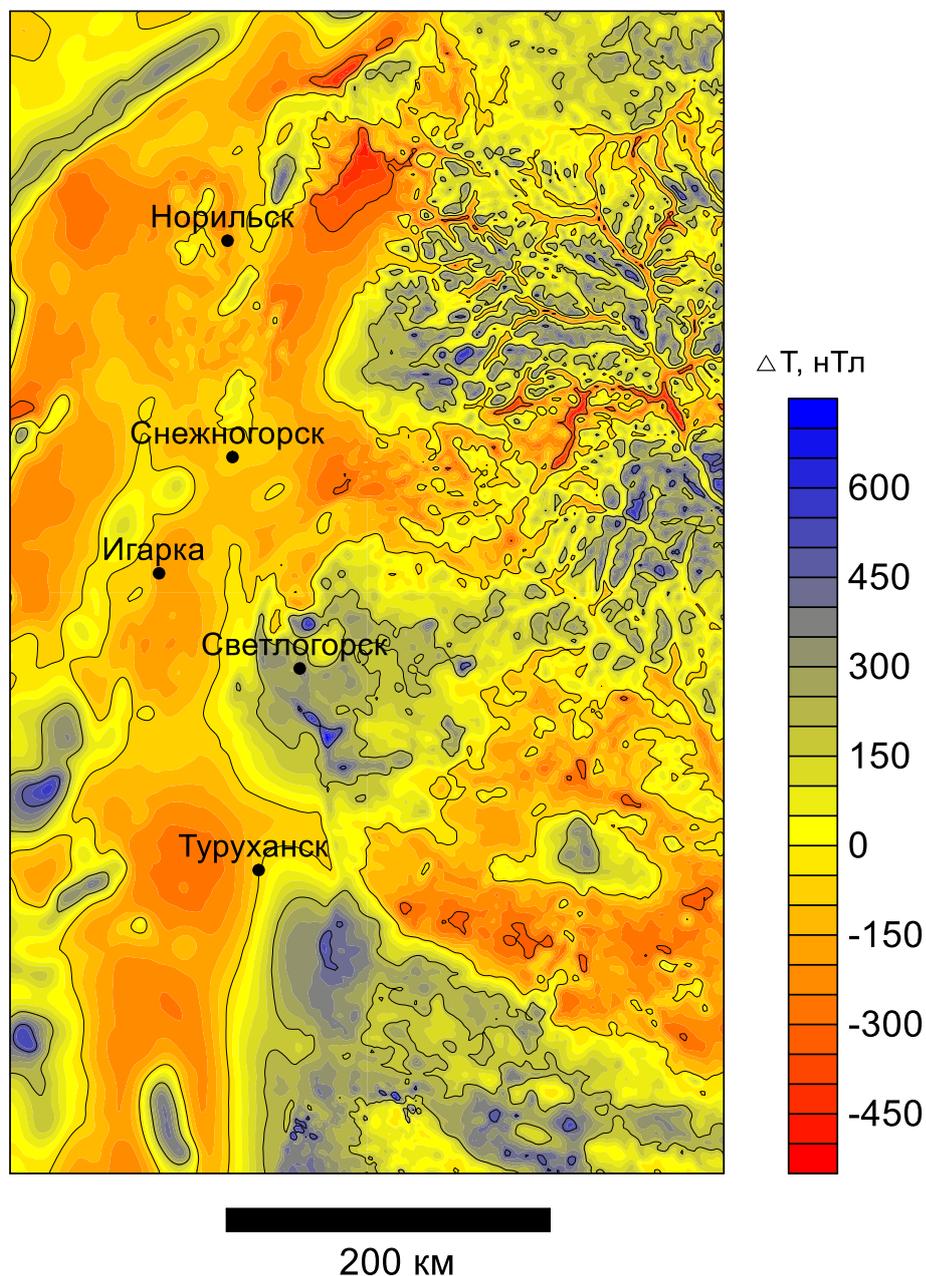


Рис 5.5. Редуцированное магнитное поле $T_{ред}$

Как отмечалось выше, в пределах территории исследования визуально выделяются блоки, резко отличающиеся по характеру аномального магнитного поля и рельефа, что опосредованно отражает неоднородность геологического строения земной коры. Очевидно, что теснота и характер взаимосвязи магнитного поля и рельефа в пределах различных блоков не может быть одинаковой. Исходя из этого, был выполнен комплексный пространственный анализ магнитного поля и высотных отметок рельефа,

позволивший выполнить районирование территории и выделить блоки с различными особенностями анализируемых признаков. В соответствии с задачами исследования, в качестве классификационных признаков были использованы интенсивность аномального магнитного поля и высотные отметки рельефа.

В результате реклассификации признаков их значения были приведены к единой условной шкале. В качестве признаковой шкалы были взяты целые числа в интервале от 1 до 2, что разделяет каждый из признаков на два класса. Выбор такого интервала является произвольным и отражает только степень градации формализованных значений признаков (интенсивность аномалий) в некоторой условной шкале. Основанием для выбора именно такой шкалы стала, главным образом, необходимость получения максимально генерализованного разбиения территории на классы и, частично, выявленные статистические характеристики аномалий магнитного поля и высот рельефа по всему региону исследований. Среднее значение интенсивности магнитных аномалий составляет 3 нТл, среднеквадратическое отклонение составляет ± 173 нТл. Максимальные отметки высот рельефа достигают 1575 м, среднее значение равно 335 м, стандартное отклонение равно 302 м. На основании статистических оценок для магнитного поля выделено два класса отрицательные и слабо положительные аномалии интенсивностью до 100 нТл и положительные аномалии свыше 100 нТл. Для рельефа граница классов прошла по отметке 800 м. Результаты реклассификации приведены в таблице 5.1.

На рис. 5.6 представлена площадь исследований, разделенная на классы в соответствии с таблицей.

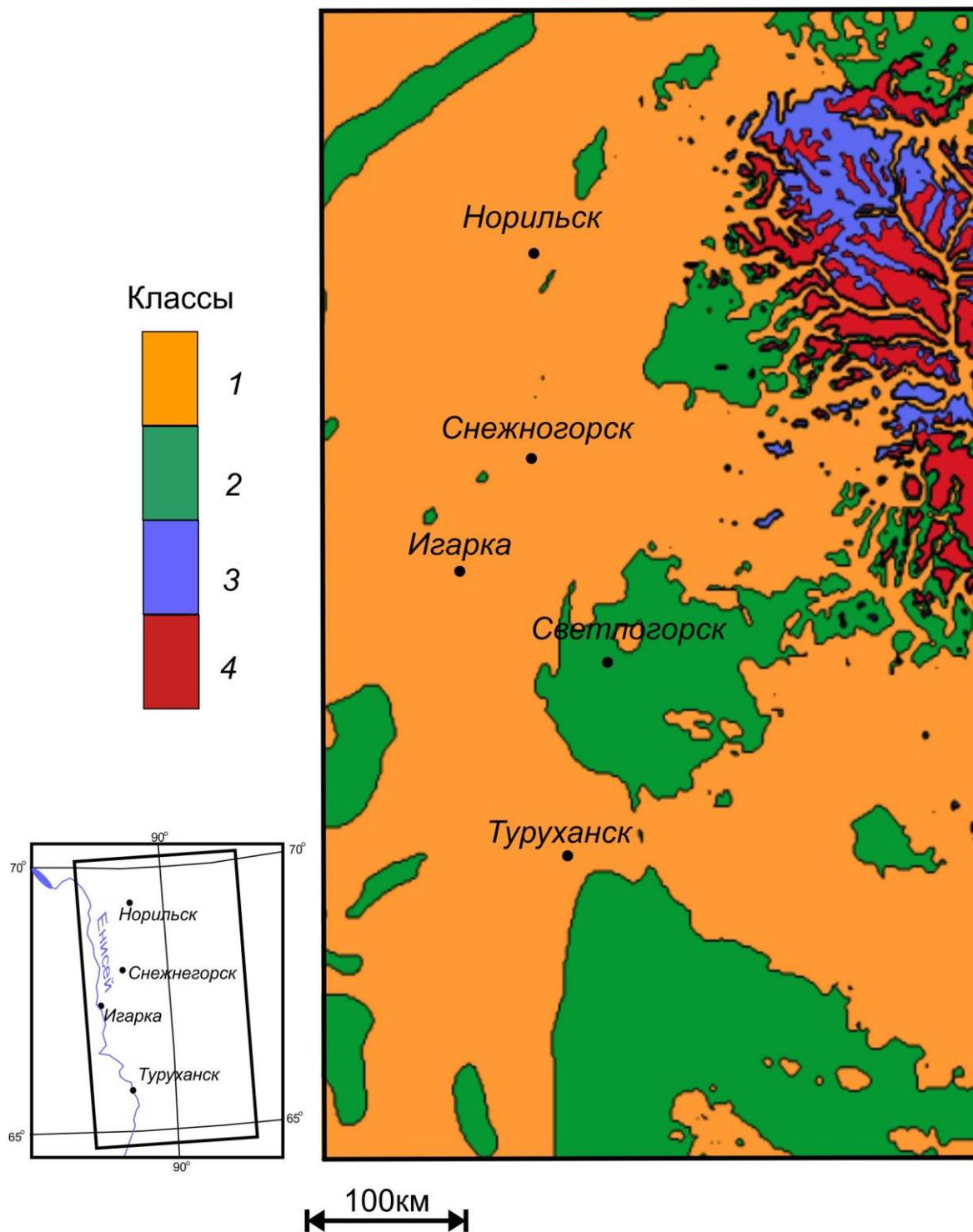


Рис.5.6 Пространственная типизация площади исследования по значению комплексного признака

Идентификационное моделирование МГУА было выполнено на 10 пилотных профилях автономно для каждого класса. В результате получены модельные уравнения, связывающие значения магнитного поля анализируемой компоненты с двумя и более компонентами рельефа $\delta T_i =$

$f(H_j \dots H_k)$. Все модельные уравнения представляют собой различные варианты полинома Колмогорова-Габора 1 – 3 степени с ковариациями [42; 66]. В соответствии с методикой МГУА лучшие модельные зависимости выбирались по минимальным значениям внешних критериев. Поскольку в пределах профиля статистические характеристики интенсивности магнитного поля и его частотных компонент меняются в широких пределах, в качестве независимой оценки качества итоговых моделей использовалось отношение среднеквадратичной невязки модельных и наблюдаемых значений IMF магнитного поля (σ_1) к стандартному отклонению значений магнитного поля анализируемой последовательности наблюдений (σ_2): σ_1/σ_2 . Для наглядности на рис. 5.7 представлены модельные и наблюдаемые значения IMF магнитного поля с различными значениями σ_1/σ_2 для одного из профилей.

Среднее значение предложенной оценки для всех рассчитанных моделей составляет 0.4, а пределы изменения от 0.75 до 0.01. Визуальное представление модельных и эмпирических значений IMF магнитного поля (рис. 5.8) показывает, что для моделей с значением $\sigma_1/\sigma_2 \leq 0.3$ наблюдается уверенная корреляция IMF -составляющих магнитного поля с рельефом, на основании чего значение 0.3 принято пороговым для разделения частотных компонент на коррелируемые и некоррелируемые с рельефом.

На рис. 5.8 представлены кривые, характеризующие осредненные по 10 пилотным профилям значения σ_1/σ_2 для моделей, полученных для IMF -составляющих магнитного поля в пределах выделенных классов. Компоненты магнитного поля, обусловленные влиянием рельефа для каждого класса указаны в таблице 5.1.

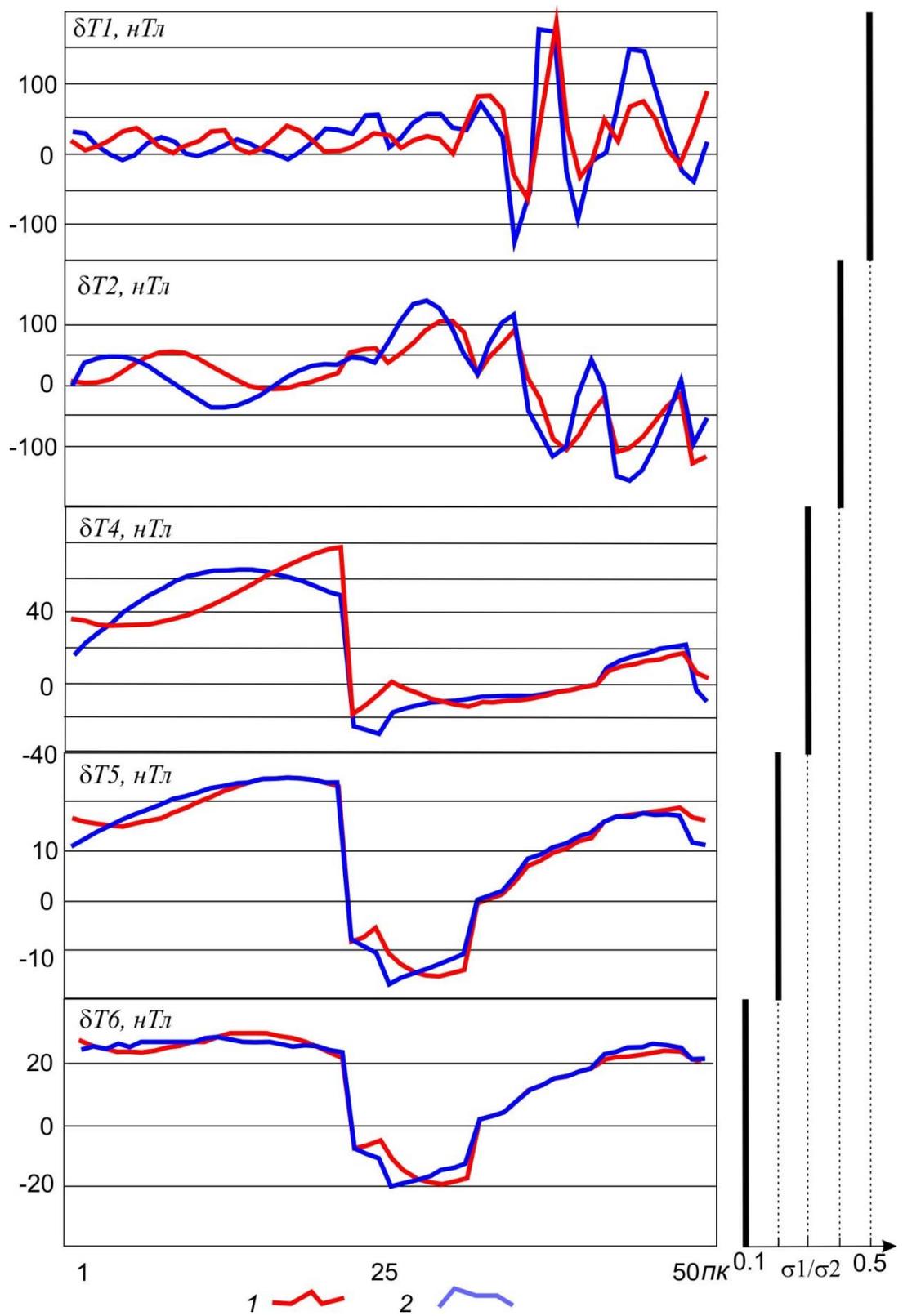


Рис.5.7. Модельные (1) и наблюдаемые (2) значения разночастотных IMF магнитного поля с различными значениями относительного критерия точности моделирования σ_1/σ_2

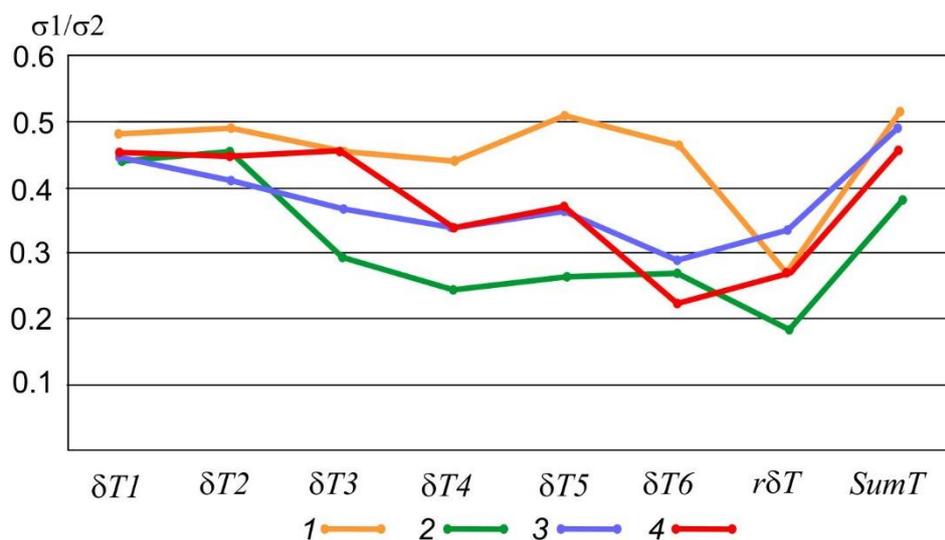


Рис.5.8. Средние значения $\sigma1/\sigma2$ для моделей, полученных для IMF - составляющих магнитного поля в пределах выделенных классов в соответствии с таблицей: 1 – класс 1; 2 – класс 2; 3 – класс 3; 4 – класс 4

Таким образом результаты исследований доказывают перспективность стохастического подхода к оценке поправки за рельеф и необходимость развития практических методических приемов его реализации.

Таблица 5.1

Таблица реклассификации для аномального магнитного поля и высотных отметок рельефа

Классы		Высотные отметки рельефа (м)	
		0 ÷ 799	800 ÷ 1575
Магнитное поле (нТл)	-500 ÷ 99	1 класс rT	3 класс $T6$
	100 ÷ 700	2 класс $T3, T4, T5, T6,$ rT	4 класс $T6, rT$

Очевидно, что приведенный в работе пример реклассификации площади на 4 класса является простейшим и лишь одним из возможных вариантов. Так в качестве признаков можно использовать не только интенсивность поля и высотных отметок рельефа, а также их градиентные или статистические характеристики. Детальность деления площади исследования на классы должна зависеть от степени неоднородности рельефа и магнитного поля. Предложенная относительная оценка качества модельных уравнений (σ_1/σ_2) позволяет сравнить модели с разными статистическими характеристиками зависимой переменной. Выбор порогового значения, ниже которого анализируемая компонента магнитного поля однозначно коррелируется с рельефом (в нашем случае $\sigma_1/\sigma_2 = 0.3$), требует дальнейшего исследования, например, с использованием хорошо зарекомендовавших себя методик, реализованных в технологии КОСКАД 3D [88; 89].

Полученные результаты подтверждают правомерность идеи о существовании сильных корреляционных взаимосвязей интенсивности магнитного поля и высотных отметок рельефа дневной поверхности в определенном диапазоне пространственных частот. Предположительной геологической природой этого могут являться существенные различия петромагнитных свойств вулканогенных образований разного возраста – вертикальная зональность толщи. Соответственно, магнитные аномалии, обусловленные входящими в ее состав лавами и туфами, будут нелинейно зависеть от уровня эрозийного среза, причем эти зависимости в каждой конкретной ситуации будут осложнены влиянием постмагматических субвертикальных перемещений блоков [57].

Идентификационное моделирование МГУА позволяет найти полиномиальные зависимости, при этом структура и параметры модельных уравнений могут довольно сильно отличаться даже в пределах одного профиля, что связано с естественной изменчивостью физико-геологической ситуации, кратко охарактеризованной выше.

Описанная выше методика и приведенные примеры ее использования обосновывают третье защищаемое положение:

«Способ вероятностно-статистического учета влияния магнитного рельефа дневной поверхности в пределах больших магматических провинций, базирующийся на синтезе методов группового учета аргументов и эмпирической модовой декомпозиции, позволяющий эффективно идентифицировать частотные составляющие аномального магнитного поля, наиболее тесно связанные с перепадами высот земной поверхности».

Заключение

Основные результаты диссертации заключаются в следующем:

1. Разработан и программно реализован алгоритм МГУА, адаптированный к работе с геолого-геофизическими данными, позволяющий регулировать объем обрабатываемой информации, выполнять ротацию зависимой переменной и переменных-аргументов, а также работать с данными специальных геофизических форматов. В программе обеспечена возможность визуализации промежуточных и окончательных результатов, интерактивный выбор параметров моделирования и оптимальных моделей. Программное обеспечение позволяет эффективно использовать МГУА для обработки и анализа разнородной геолого-геофизической информации, что подтверждают положительные результаты, полученные при работе с реальными геофизическими данными.
2. Разработана методика обработки петрофизических данных методом группового учета аргументов, формирующая достоверную комплексную идентификационную модель, объединяющую несколько петрофизических параметров в единую полиномиальную зависимость с целью решения задач анализа, обобщения, робастного оценивания и идентификации петрофизических данных.
3. Предложена и опробована на практических примерах методика выполнения идентификационного моделирования МГУА с целью изучения коллекторских свойств разреза по данным каротажа скважин. Предложен автоматизированный способ объединения геологической информации и результатов каротажа, что необходимо для формирования таблицы входных данных. Разработана технология идентификации коллектора в разрезе по комплексу каротажных данных. Предложены способы оценки фильтрационно-емкостных свойств изучаемого разреза, таких как определение типа флюидонасыщения и коэффициента пористости,

основанные на формировании идентификационных уравнений МГУА по данным комплекса ГИС.

4. Реализовано и практически опробовано использование МГУА в комплексе с методом эмпирической модовой декомпозиции, как нового инструмента в стохастическом способе учета рельефа местности при интерпретации данных аэромагниторазведки в пределах больших магматических провинций. На основе объективного анализа данных магниторазведки и обобщения результатов использованной методики были сформулированы способы повышения результативности идентификационного анализа МГУА при решении задач такого рода.

Список использованной литературы:

1. Антипов И. В. Обоснование критерия прогноза внезапных выдавливаний угля с помощью метода группового учета аргументов //Фундаментальные и прикладные вопросы горных наук. – 2017. – Т. 4. – №. 2. – С. 7-12.
2. Аузин А. А. и др. Результаты статистической оценки данных гидрогеолого-геофизических исследований при экологической оценке эксплуатирующегося водозабора //Вестник ВГУ. Серия: Геология. – 2018. – №. 2. – С. 132-135.
3. Аузин А. А., Муравина О. М. О возможности оптимизации комплексов геофизических исследований в скважинах при поисках месторождений рудных полезных ископаемых антеклизы //Вестник Воронежского государственного университета. Сер. Геология. – 2013. – №. 1. – С. 184.
4. Аузин А. А., Муравина О. М. Статистический анализ данных каротажа методом группового учета аргументов //Вестник Воронежского государственного университета. Серия: Геология. – 2010. – №. 2. – С. 219-224.
5. Афанасьев Н. С. и др. Литосфера Воронежского кристаллического массива по геофизическим и петрофизическим данным. – 2012.
6. Балк П. И., Балк С. П. О решении нелинейной обратной задачи гравиметрии с использованием конечноэлементных представлений источников поля //Доклады Академии наук. – Федеральное государственное бюджетное учреждение " Российская академия наук", 2000. – Т. 371. – №. 2. – С. 231-234.
7. Бочаров В. Л., Чернышов Н. М. Эндогенные режимы раннего докембрия Воронежского кристаллического массива //Эндогенные режимы формирования земной коры и рудообразования в раннем докембрии. – 1985. – С. 192-205.
8. Бояринов Ю. Г. Построение моделей региональных социально-экономических систем с помощью нейро-нечёткого метода группового учета

- аргументов //Системы управления и информационные технологии. – 2006. – Т. 24. – №. 2.1. – С. 117-120.
9. Буч Г. Объектный анализ и программирование с примерами приложений на C++. Пер. с англ./Ред. Романовский И., Андреева Ф //М., Бином. – 1998. – Т. 560.
10. Галуев В. И. Методика и компьютерная технология физико-геологического моделирования строения земной коры (ГИС ИНТЕГРОГЕОФИЗИКА): Дис. докт. техн. наук //М.: ВНИИГеосистем. – 2009.
11. Гвишиани А. Д. и др. Алгоритмы искусственного интеллекта для кластеризации магнитных аномалий //Физика Земли. – 2002. – №. 7. – С. 13-28
12. Гвишиани А. Д. и др. Алгоритмы нечеткой логики в задачах выделения аномалий на временных рядах //Очерки геофизических исследований. – 2003. – С. 257-262.
13. Гвишиани А. Д. и др. Дискретный математический анализ и геолого-геофизические приложения //Вестник Камчатской региональной организации Учебно-научный центр. Серия: Науки о Земле. – 2010. – №. 2. – С. 109-125.
14. Глазнев В. Н. Комплексные геофизические модели литосферы Фенноскандии : дис. – Объединенный институт физики Земли РАН, 2001.
15. Глазнев В. Н., Минц М. В., Муравина О. М. Плотностное моделирование земной коры центральной части Восточно-Европейской платформы //Вестник КРАУНЦ. Серия: Науки о Земле. – 2016. – №. 1. – С. 53-63.
16. Глазнев В. Н., Муравина О. М., Кислова Е. Б. Стохастическое моделирование потенциальных полей //Материалы XIII Международного семинара «Физико-математическое моделирование систем».–Воронеж: ВГТУ. – 2014. – С. 1-2.
17. Глазнев В. Н., Муравина О.М., Жаворонкин В.И. и др. Петроплотностная карта докембрийского фундамента Воронежского кристаллического массива // Воронеж: Научная книга, 2020. – 101с.

18. Голиздра Г. Я., Попович В. С. Плотностные модели осадочной толщи юго-восточной части ДДВ, западной и северной окраин Донбасса // Геофиз. журн. – 1998. – 20. – 1998. – №. 6. – С. 117-123.
19. Груздев В. Н. Вейвлет-преобразования бухтообразных возмущений переменного геомагнитного поля // Вестник Воронежского ун-та. Серия: Геология. – 2004. – №. 1. – С. 131-136.
20. Груздев В. Н., Муравина О. М., Сапранова А. С. Анализ структуры поля геомагнитных вариаций в пределах ВКМ методом группового учета аргументов // Вестник Воронежского государственного университета. Серия: Геология. – 2012. – №. 1. – С. 182-188.
21. Давудова Э. И., Муравина О. М., Жаворонкин В. И. Результаты идентификационного моделирования петрофизических параметров кристаллических пород Хоперского мегаблока Воронежского кристаллического массива // Вопросы теории и практики геологической интерпретации гравитационных, магнитных и электрических полей. – 2019. – С. 106-109.
22. Давыденко А. Ю., Грайвер А. В. Интерпретация геофизических данных с использованием технологии GelioSMI // Вопросы естествознания. – 2016. – №. 1. – С. 9.
23. Демура Г. В., Петров А. В. Физико-геологическое моделирование и анизотропная магнитная геотомография недр // Геофизика. – 2014. – №. 6. – С. 18-24.
24. Долгаль А. С. и др. Сферы применения современных статистических методов обработки геофизической информации // Вестник ВГУ. Серия: Геология. – 2019. – №. 4. – С. 79-84.
25. Долгаль А. С. Компьютерные технологии обработки и интерпретации данных гравиметрической и магнитной съемок в горной местности. – 2002.
26. Долгаль А. С., Муравина О. М., Ворошилов В. А. Анализ геофизических полей методом эмпирической модовой декомпозиции (EMD) // Геология и полезные ископаемые Западного Урала. – 2019. – №. 2. – С. 212-222.

27. Долгаль А.С. Магниторазведка: компьютерные технологии учета влияния рельефа местности: учеб. пособие / Перм. гос. нац. исслед. ун-т. – Пермь, 2014. – 92 с.
28. Долгаль А.С., Криволицкая Н.А., Муравина О.М., Пономаренко И.А. Учет влияния рельефа земной поверхности при аэромагнитной съемке в пределах больших магматических провинций // Геофизика. –2020. –№ 4. –С. 2-8.
29. Доленко С. А. и др. Сравнение методов нейросетевого решения многопараметрической обратной задачи магнитотеллурики //Известия высших учебных заведений. Геология и разведка. – 2013. – №. 5. – С. 47-52.
30. Егоров С. В., Приезжев И. И. Прогноз кубов упругих свойств по данным сейморазведки 3D и ГИС при помощи алгоритма «случайного леса» //Геофизика. – 2018. – №. 2. – С. 10-16.
31. Егоров С. В., Приезжев И. И. Сейсмогеологическое моделирование с целью определения влияния полноты исходной информации и геологических условий на результат прогноза емкостных свойств коллекторов по сейсмическим данным //Нефтегазовая геология. Теория и практика. – 2020. – Т. 15. – №. 2. – С. 14.
32. Единый фонд геологической информации о недрах : [Электронный ресурс]. URL: <https://efgi.ru/> (Дата обращения: 18.02.2021).
33. Зинченко А. А., Ваниев Э. Р. Вопросы методологии исследования влияния сотс на процесс резания //Вопросы науки и образования. – 2017. – №. 7 (8).
34. Иванков А. Г., Пономаренко И. А. Использование данных геофизических исследований скважин, зарегистрированных в las-формате для идентификационного анализа методом группового учета аргументов //Инновационные методики геофизических исследований. – 2018. – С. 31-34.
35. Иванков А. Г., Пономаренко И. А. Подготовка данных каротажа для выполнения идентификационного анализа методом группового учета

аргументов // Геофизические исследования: методика работ, интерпретация данных. – 2019. – С. 27-30.

36. Ивахненко А. Г., Ивахненко Г. А. Обзор задач, решаемых по алгоритмам Метода Группового Учета Аргументов (МГУА).

37. Ивахненко А. Г., Степашко В. С. Помехоустойчивость моделирования. – Наукова думка, 1985.

38. Ивахненко А.Г. Непрерывность и дискретность /А.Г. Ивахненко. - Киев: «Наук. думка», 1990. –224 с.

39. Ивахненко А.Г. Долгосрочное прогнозирование случайных процессов по алгоритмам МГУА с использованием критериев несмещенности и баланса переменных / А.Г. Ивахненко, Н.А. Ивахненко //Автоматика. - 1974. - № 4. - С. 52 - 59.

40. Ивахненко А.Г. Долгосрочное прогнозирование случайных процессов по алгоритмам МГУА при критериях несмещенности и баланса переменных. Ч. 4 / А.Г. Ивахненко, Н.А. Ивахненко, В.Н. Высоцкий // Автоматика. - 1976. - № 4. - С. 21-35.

41. Ивахненко А.Г. Индуктивный метод самоорганизации моделей сложных систем / А.Г. Ивахненко. – Киев : Наук. думка, 1982. – 296 с.

42. Ивахненко А.Г. Индуктивный метод самоорганизации моделей сложных систем / А.Г. Ивахненко. - Киев: «Наук. думка», 1982. - 296 с.

43. Ивахненко А.Г. Моделирование сложных систем по экспериментальным данным / А.Г. Ивахненко, Ю.П. Юрачковский. - М.: «Радио и связь», 1987.- 120 с.

44. Ивахненко А.Г. Предсказание случайных процессов / А.Г. Ивахненко, В.Г. Лапа. - Киев: «Наук. Думка», 1971. - 416 с.

45. Ивахненко А.Г. Переборные методы самоорганизации моделей и кластеризаций (обзор основных новых идей) / А.Г. Ивахненко //Автоматика. - 1989. - № 4. - С. 82 - 93.

46. Ивахненко А.Г. Самоорганизация прогнозирующих моделей / А.Г. Ивахненко, Й.А Мюллер. - Киев: «Техніка», 1985. - 223 с.

47. Ивахненко М.А. Комбинаторный алгоритм МГУА / А.Г. Ивахненко, М.З. Кваско //Автоматика. - 1972. - № 5. - С. 48-58.
48. Исаев И. В. и др. Повышение устойчивости нейросетевого решения обратной задачи спектроскопии комбинационного рассеяния света к искажениям, обусловленным смещением частоты каналов спектра //Информационные технологии и нанотехнологии. – 2018. – С. 2710-2715.
49. Калинин Д. Ф., Калинина Т. Б. Вероятностный подход к районированию перспективных территорий с использованием комплекса геологических признаков //Геофизика. – 2010. – №. 3. – С. 48-55.
50. Калинина Е. С. Возможности метода группового учета аргументов в задачах прогнозирования безопасности химических производств //Природные и техногенные риски (физико-математические и прикладные аспекты). – 2016. – №. 4. – С. 33.
51. Калинина Е. С. Возможности метода группового учета аргументов в задачах прогнозирования безопасности химических производств //Природные и техногенные риски (физико-математические и прикладные аспекты). – 2016. – №. 4. – С. 33.
52. Калинина Е.С. Построение аналитической модели процесса функционирования пожарно-спасательных подразделений // Приоритетные научные направления: от теории к практике. – 2016. – № 27-2. – С. 46-50.
53. Керимов И. А., Петров А. В., Абубакарова Э. А. Применение программного комплекса «Коскад 3D» для анализа потенциальных полей Терско-Каспийского прогиба //Известия Дагестанского государственного педагогического университета. Естественные и точные науки. – 2018. – Т. 12. – №. 3. – С. 88-96.
54. Кобрунов А. И., Дорогобед А. Н., Кожевникова П. В. Аппроксимация трехмерных связей на основе технологий многовариантного моделирования //Фундаментальные исследования. – 2015. – №. 10-2. – С. 268-273.
55. Коротков М. Ю., Пономаренко И. А. Применение метода группового учета аргументов для определения типа коллектора в нефтяных скважинах на

- примере одного из нефтегазовых месторождений Западной Сибири //Иновационные методики геофизических исследований. – 2018. – С. 55-58.
56. Коротков М. Ю., Пономаренко И. А. Применение метода группового учета аргументов для выявления типа коллектора в нефтяных скважинах //XIX Уральская молодежная научная школа по геофизике. – 2018. – С. 83-85.
57. Криволицкая Н. А. Мантийная природа изотопно-тяжелой серы в рудах Норильских месторождений //Доклады Академии наук. – Федеральное государственное бюджетное учреждение" Российская академия наук", 2014. – Т. 454. – №. 3. – С. 319-319.
58. Кузнецов О. Л., Никитин А. А., Черемсина Е. Н. Геоинформатика и геоинформационные системы //Москва: ВНИИГеосистем. – 2005. – Т. 453.
59. Литвинов В. В., Задорожний А. А. Создание блочных моделей систем и процессов с использованием метода группового учета аргументов //Математические машины и системы. – 2012. – Т. 1. – №. 2.
60. Мозиков Б. В., Андронников В. В. Методика прогноза интенсивности ливневых осадков с помощью метода группового учета аргументов //Информатика: проблемы, методология, технологии. – 2018. – С. 57-61.
61. Муравина О. М. Возможности метода группового учета аргументов при статистической обработке петрофизических данных //Вестник Воронежского государственного университета. Серия: Геология. – 2009. – №. 2. – С. 150-154.
62. Муравина О. М. и др. Комплексный анализ петрофизических данных при изучении ультрамафит-мафитовых интрузий в пределах хоперского мегаблока воронежского кристаллического массива //физико-химические и петрофизические исследования в науках о земле. – 2019. – С. 255-258.
63. Муравина О. М. и др. Результаты изучения коллекторских свойств пород методом идентификационного моделирования //Каротажник. – 2018. – №. 8. – С. 71-80.
64. Муравина О. М. и др. Результаты применения идентификационного моделирования для изучения коллекторских свойств разреза // Стратегия

развития геологического исследования недр: настоящее и будущее (к 100-летию МГРИ–РГГРУ). – 2018. – С. 404-405.

65. Муравина О. М. Идентификационный анализ петрофизических характеристик пород осадочного чехла Воронежской антеклизы //Вестник Камчатской региональной ассоциации «Учебно-научный центр». Серия: Науки о Земле. – 2013. – Т. 22. – №. 2. – С. 20-25.

66. Муравина О. М. Метод группового учёта аргументов при анализе геофизических данных //Геофизика. – 2012. – №. 6. – С. 16-20.

67. Муравина О. М. Метод группового учета аргументов при идентификационном моделировании разрезов скважин //Каротажник. – 2013. – №. 6. – С. 32-39.

68. Муравина О. М., Аузин А. А. Возможности идентификационного моделирования при выявлении непрогнозированных изменений разреза //Вопросы теории и практики геологической интерпретации гравитационных, магнитных и электрических полей. – 2013. – С. 236-240.

69. Муравина О. М., Аузин А. А. Возможности метода группового учета аргументов при анализе геофизических данных //Вопросы теории и практики геологической интерпретации геофизических полей. – 2012. – С. 194-198.

70. Муравина О. М., Глазнев В. Н. Некоторые результаты статистического анализа петрофизических параметров пород осадочного чехла Воронежской антеклизы //Материалы XIV Международной конференции «Физико-химические и петрофизические исследования в науках о Земле».–М.: ИФЗ РАН. – 2013. – С. 190-193.

71. Муравина О. М., Глазнев В. Н. Структурно-параметрические модели петрофизических параметров осадочного чехла Воронежской антеклизы //Науки о Земле и недропользование. – 2014. – №. 1 (44). – С. 81-87.

72. Муравина О. М., Давудова Э. И., Пономаренко И. А. Возможности идентификационного моделирования при комплексном анализе геолого-геофизических данных //Вопросы теории и практики геологической интерпретации геофизических полей. – 2018. – С. 66-67.

73. Муравина О. М., Давудова Э. И., Пономаренко И. А. Использование метода группового учета аргументов для выявления выбросов в экспериментальных петрофизических данных //Восемнадцатая международная конференция" Физико-химические и петрофизические исследования в науках о Земле". – 2017. – С. 200-203.
74. Муравина О. М., Давудова Э. И., Пономаренко И. А. Разделение пород михайловской серии Воронежского кристаллического массива по петрофизическим и пространственным параметрам //Физико-химические и петрофизические исследования в науках о Земле. – 2016. – С. 235-237.
75. Муравина О. М., Давудова Э. И., Пономаренко И. А. Формирование петрофизических моделей и их использование при интерпретации геофизических полей //Физико-химические и петрофизические исследования в науках о Земле. – 2018. – С. 242-245.
76. Муравина О. М., Долгаль А. С., Пономаренко И. А. Применение статистических методов для учета влияния рельефа местности при проведении аэромагнитных съемок //Вестник ВГУ. Серия: Геология. – 2020. – №. 2. – С. 69-75.
77. Муравина О. М., Пономаренко И. А. Оптимизация идентификационного моделирования в стохастическом способе учета рельефа местности при интерпретации аэромагниторазведки //Вестник КРАУНЦ. Серия: Науки о Земле. – 2021. – Т. 51. – №. 3. – С. 16-22.
78. Муравина О. М., Пономаренко И. А., Минц М. В. Применение метода группового учета аргументов для анализа петрофизических данных //Вестник КРАУНЦ. Серия: Науки о Земле. – 2021. – Т. 51. – №. 3. – С. 5-15.
79. Муравина О. М., Пономоренко И. А. Программная реализация метода группового учета аргументов при идентификационном моделировании геологогеофизических данных //Вестник Воронежского государственного университета. Серия: Геология. – 2016. – №. 2. – С. 107-110.
80. Муравина О. М., Чернышова М. Н., Жаворонкин В. И. Идентификационный анализ ультрамафит-мафитовых интрузий Мамонского

комплекса Воронежского кристаллического массива //Вестник КРАУНЦ. Серия: Науки о Земле. – 2019. – Т. 43. – №. 3. – С. 89-98.

81. Муравина О.М. Метод группового учета аргументов при анализе геофизических данных // Геофизика. –2012. –№ 6. –С. 16-20.

82. Муравина О.М., Пономаренко И.А. Опыт применения метода группового учета аргументов для анализа геологогеофизической информации // Материалы 49-ой сессии международного семинара им. Д.Г.Успенского - В.Н. Страхова «Вопросы теории и практики геологической интерпретации гравитационных, магнитных и электрических полей». Екатеринбург: ИГФ УрО РАН, 2023.С. 211-214.

83. Никитин А. А., Петров А. В. Теоретические основы обработки геофизической информации: учебное пособие. – Недра, 1986. – С. 93.

84. Николаев М. Р., Пономаренко И. А. Петромагнитная модель восточной части Воронежского кристаллического массива //Инновационные методики геофизических исследований. – 2018. – С. 79-82.

85. Николаев М. Р., Пономаренко И. А. Формирование петромагнитной модели кристаллических пород по петрофизическим данным на примере участка в восточной части Воронежского кристаллического массива //XIX Уральская молодежная научная школа по геофизике. – 2018. – С. 120-122.

86. Петров А. В. Технология оценки и анализ шумовых компонент геофизических полей //Вопросы теории и практики геологической интерпретации гравитационных, магнитных и электрических полей. – 2019. – С. 297-299.

87. Петров А. В., Зиновкин С. В. Оригинальная технология объемного моделирования по данным гравиразведки и магниторазведки //Вопросы теории и практики геологической интерпретации гравитационных, магнитных и электрических полей. – 2019. – С. 299-301.

88. Петров А. В., Трусов А. А. Компьютерная технология статистического и спектрально-корреляционного анализа трехмерной геоинформации-КОСКАД 3D //Геофизика. – 2000. – №. 4. – С. 29-33.

89. Петров А. В., Юдин Д. Б., Хоу С. Обработка и интерпретация геофизических данных методами вероятностно-статистического подхода с использованием компьютерной технологии «КОСКАД 3D» //Вестник КРАУНЦ. Серия: Науки о Земле. – 2010. – Т. 16. – №. 2. – С. 126-132.
90. Пискун П. В. Применение вейвлет-анализа при обработке гравитационных полей //Geomodel 2004-6th EAGE science and applied research conference on oil and gas geological exploration and development. – European Association of Geoscientists & Engineers, 2004. – С. ср-37-00073.
91. Позин А. О., Филист С. А., Шуткин А. Н. Адаптируемые к структуре данных классификаторы в задачах прогнозирования профессиональных заболеваний //Искусственный интеллект в решении актуальных социальных и экономических проблем XXI века: сб. ст. по материалам Второй всерос. науч.-практ. конф.(г. Пермь, 16–17 мая 2017 г.)/Перм. гос. нац. исслед. ун-т.–Пермь, 2017.–246 с. ISBN 978-5-7944-2905-3. – 2017. – С. 70.
92. Пономаренко И. А. Обзор публикаций по проблеме прикладного использования метода группового учета аргументов // Геофизические исследования: методика работ, интерпретация данных. – 2019. – С. 72-75.
93. Пономаренко И. А. Пример применения метода группового учета аргументов для изучения коллекторских свойств осадочных пород по данным каротажа // Геофизические исследования: методика работ, интерпретация данных. – 2019. – С. 69-72.
94. Пономаренко И. А., Муравина О. М. Модифицированный алгоритм метода группового учета аргументов обработки геофизических и петрофизических данных //Вопросы теории и практики геологической интерпретации геофизических полей. – 2017. – С. 317-318.
95. Пономаренко И. А., Муравина О. М., Аузин А. А. Изучение коллекторских свойств осадочных разрезов методом группового учета аргументов //Вопросы теории и практики геологической интерпретации гравитационных, магнитных и электрических полей. – 2019. – С. 304-307.

96. Пономаренко И.А., Муравина О.М. Комплексный статистический анализ петрофизических данных методом группового учета аргументов // Материалы 48-ой сессии международного семинара им. Д.Г.Успенского -В.Н. Страхова «Вопросы теории и практики геологической интерпретации гравитационных, магнитных и электрических полей». Санкт-Петербург, 2022.С. 211-214.
97. Пономаренко И.А., Муравина О.М. Оценка достоверности петроплотностной и петромагнитной карт Воронцовского террейна Воронежского кристаллического массива // Материалы XXIII Международной конференции "Физико-химические и петрофизические исследования в науках о Земле". – М.: ИГЕМ РАН, 2022. – С. 212-215.
98. Приезжев И. И., Шмарьян Л. Е., Солоха Е. В. Методика сейсмической инверсии с помощью генетического алгоритма с последующим использованием результатов инверсии при моделировании коллекторских свойств резервуара //Технологии сейсморазведки. – 2009. – №. 2. – С. 18-23.
99. Рябцев В. Г. Применение метода группового учета аргументов для прогнозирования динамики социально-экономических показателей // Стратегическое развитие апк и сельских территорий РФ в современных международных условиях. – 2015. – С. 247-250.
100. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021617896. GMDHmod / И.А. Пономаренко – Заявка № 2021616565. Дата поступления 12 мая 2021 г. Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ 20 мая 2021 г.
101. Скобелев Д. О., Коваленко В. П., Выбойченко Е. И. Алгоритм формирования ограничительных норм показателей качества нефтепродуктов с использованием метода группового учёта аргументов //Мир нефтепродуктов. – 2015. – №. 1. – С. 45.
102. Старцев Е. А. Синтез классификаторов для прогноза профессиональных заболеваний на основе метода группового учета аргумента и нейросетевого

- моделирования //Energy saving and efficiency in technical systems. – 2017. – С. 519-520.
103. Страхов В. Н. Геофизика и математика. Методологические основы математической геофизики //Геофизика. – 2000. – №. 1. – С. 3-18.
104. Фаустова Ю. С., Пономаренко И. А. Электропроводность осадочного чехла центральной части восточно-европейской платформы //Инновационные методики геофизических исследований. – 2018. – С. 101-106.
105. Черемисина Е. Н., Никитин А. А. Геоинформационные системы //М.: ВНИИГеосистем. – 2011. – Т. 376.
106. Чернышов Н. М., Альбеков А. Ю., Рыборак М. В. О современном состоянии схемы стратиграфии и магматизма раннего докембрия Воронежского кристаллического массива //Вестник Воронежского государственного университета. Серия: Геология. – 2009. – №. 2. – С. 33-40.
107. Шурыгин Д. Н. и др. Моделирование оптимальной теоретической вариограммы мощности пласта на основе метода группового учета аргументов //Известия высших учебных заведений. Северо-Кавказский регион. Технические науки. – 2014. – №. 4 (179).
108. Юдин Д. А., Фролов С. В., Магергут В. З. Применение метода группового учета аргументов для управления вращающейся цементной печью //Вестник Белгородского государственного технологического университета им. В.Г. Шухова. – 2015. – №. 6.
109. Яковлев И. В., Ампилов Ю. П., Филиппова К. Е. Почти всё о сейсмической инверсии Часть 2 //Технологии сейсморазведки. – 2011. – Т. 1. – С. 5-15.
110. Abdel-Aal R. E. et al. Abductive networks: a new modeling tool for the oil and gas industry //SPE Asia Pacific Oil and Gas Conference and Exhibition. – Society of Petroleum Engineers, 2002.
111. Aksenova T. I., Tetko I. V., Volkovich V. V. GMDH-type Neural Network in Quantative-Structure Activity Relationship Studis on the Internet, Modelling and

- simulation //15th European Simulation Multiconference (ESM2001). Prague. – 2001. – C. 685-689.
112. Cantoni E., Huber P., Ronchetti E. *Maîtriser l'aléatoire Exercices résolus de probabilités et statistique.* – Springer, 2009.
113. Dolenko S. A. et al. Complex algorithm for neural network solution of the inverse problem of magnetotelluric sounding based on data classification //PROBLEMS OF GEOCOSMOS. – 2016. – C. 190.
114. Dolgal A. S., Muravina O. M., Hristenko L. A. The reduction of the magnetic field within development areas of the plateaubasalts //16th International Conference on Geoinformatics-Theoretical and Applied Aspects. – European Association of Geoscientists & Engineers, 2017. – T. 2017. – №. 1. – C. 1-5.
115. Farlow S. J. The GMDH algorithm of Ivakhnenko //The American Statistician. – 1981. – T. 35. – №. 4. – C. 210-215.
116. Fernández F. H., Lozano F. H. GMDH Algorithm Implemented in Intelligent Identification of a Bioprocess //ABCM Symposium series in Mechatronics. – 2010. – T. 4. – C. 278-287.
117. Glaznev V. N. et al. Complex geological-geophysical 3D model of the crust in the southeastern Fennoscandian Shield: Nature of density layering of the crust and the crust-mantle boundary //Геодинамика и тектонофизика. – 2015. – Т. 6. – №. 2. – C. 133-170.
118. Hiassat M., Abbod M. F., Mort N. Using Genetic Programming to Improve the Group Method of Data Handling in Time Series Prediction //Statistical Data Mining and Knowledge Discovery. Chapman&Hall/CRC. – 2004. – C. 282-293.
119. Lim J. S. et al. A new neural network approach to reservoir permeability estimation from well logs //SPE Asia Pacific Oil & Gas Conference and Exhibition. – Society of Petroleum Engineers, 2006.
120. Mikhailov L., Singh M. G. Fuzzy analytic network process and its application to the development of decision support systems //IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews). – 2003. – Т. 33. – №. 1. – C. 33-41.

121. Muravina O. M., Davudova E. I., Ponomarenko I. A. Possibility of identification of modeling in complex analysis geological and geophysical data //Practical and Theoretical Aspects of Geological Interpretation of Gravitational, Magnetic and Electric Fields. – Springer, Cham, 2019. – C. 157-162.
122. Park H. et al. A hybrid artificial intelligence method for the optimization of integrated gas production system //SPE Asia pacific oil & gas conference and exhibition. – Society of Petroleum Engineers, 2006.
123. Sawaragi Y. et al. Statistical prediction of air pollution levels using non-physical models //Automatica. – 1979. – T. 15. – №. 4. – C. 441-451.
124. Semenov A. A. et al. Application of Group Method Of Data Handling For Geological Modeling of Vankor Field //North Africa Technical Conference and Exhibition. – Society of Petroleum Engineers, 2010.
125. Sulaimon A. A. et al. New correlation for oil formation volume factor //SPE Nigeria Annual International Conference and Exhibition. – Society of Petroleum Engineers, 2014
126. Tsai T. M. et al. Wave height forecast using self-organization algorithm model //The Nineteenth International Offshore and Polar Engineering Conference. – International Society of Offshore and Polar Engineers, 2009.
127. Upadhyaya B. R., Lu B. Data Mining for Monitoring Plant Devices Using GMDH and Pattern Classification //Statistical Data Mining and Knowledge Discovery. Chapman&Hall/CRC. – 2004. – C. 294-304.

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



RU2021617896

ФЕДЕРАЛЬНАЯ СЛУЖБА
ПО ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СОБСТВЕННОСТИ
ГОСУДАРСТВЕННАЯ РЕГИСТРАЦИЯ ПРОГРАММЫ ДЛЯ ЭВМ

Номер регистрации (свидетельства):
2021617896
Дата регистрации: 20.05.2021
Номер и дата поступления заявки:
2021616565 12.05.2021
Дата публикации и номер бюллетеня:
20.05.2021 Бюл. № 5
Контактные реквизиты:
kochuma@yandex.ru

Автор(ы):
Пономаренко Иван Александрович (RU)
Правообладатель(и):
Пономаренко Иван Александрович (RU)

Название программы для ЭВМ:
GMDHmod

Реферат:

Программа реализует модификацию алгоритма идентификационного моделирования методом группового учета аргумента (МГУА). Представленная программная реализация МГУА может быть использована для интерпретации геолого-геофизических данных. ОС: Windows.

Язык программирования: C++

Объем программы для ЭВМ: 5236 КБ