

МОСКОВСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
имени М.В. ЛОМОНОСОВА

На правах рукописи

Шимелевич Михаил Ильич

**Решение обратных задач геоэлектрики с применением нейронных
сетей и оценкой неоднозначности**

1.6.9 – Геофизика

АВТОРЕФЕРАТ

диссертации на соискание ученой степени
доктора физико-математических наук

Москва – 2024

Диссертация подготовлена на кафедре Информатики и геоинформационных систем Федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Российский государственный геологоразведочный университет имени Серго Орджоникидзе».

Официальные – Ягола Анатолий Григорьевич – доктор физико-математических наук, профессор, профессор кафедры математики Физического факультета Федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова», г. Москва

Александров Павел Николаевич – доктор физико-математических наук, профессор, главный научный сотрудник Центра геоэлектромагнитных исследований Федерального государственного бюджетного учреждения науки Институт физики Земли им. О.Ю. Шмидта Российской академии наук, г. Москва

Кризский Владимир Николаевич – доктор физико-математических наук, профессор, заведующий кафедрой Информатики и компьютерных технологий Федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Санкт-Петербургский горный университет императрицы Екатерины II», г. Санкт-Петербург

Защита диссертации состоится «12» декабря 2024 г. в 16 ч. 00 мин. на заседании диссертационного совета МГУ.016.3 Московского государственного университета имени М.В. Ломоносова по адресу: 119991, ГСП-1, Москва, Ленинские горы, МГУ имени М.В. Ломоносова, д 1, стр. 2, Физический Факультет, ауд. СФА.

E-mail: versan@physics.msu.ru

С диссертацией можно ознакомиться в отделе диссертаций научной библиотеки МГУ имени М.В. Ломоносова (Ломоносовский просп., д. 27) и на портале: <https://dissovet.msu.ru/dissertation/3058/>

Автореферат разослан «___» _____ 2024 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета,
кандидат физико-математических наук



С.В. Колесов

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность работы

Данная работа посвящена развитию методов решения обратных коэффициентных задач геоэлектрики методами магнитотеллурического (МТЗ), и магнитовариационного (МВЗ) зондирования. Рассматривается типовая обратная задача геоэлектрики, которая заключается в определении *удельной электропроводности* среды на основе наземных наблюдений МТ поля [Бердичевский, Дмитриев, 2009]. За последние десятилетия достигнут значительный прогресс в теории и практике решения обратных задач геоэлектрики, однако, хорошо известны трудности их решения в случае нелинейности общего типа, когда экстремальная задача не сводится к задаче выпуклого программирования: множество локальных экстремумов, неединственность точки глобального минимума и др., осложняющие строгое обоснование и формализацию применяемых численных методов. При изменении входных данных эту сложную задачу приходится каждый раз решать заново. Метод регуляризации Тихонова решает проблему неустойчивости, но проблема сложной нелинейности общего вида в сочетании с высокой размерностью задачи остается актуальной. При этом на сегодняшний день оценки неоднозначности (погрешности) получаемых решений задач геоэлектрики, как правило, на практике не вычисляются, что не соответствует современному уровню развития теории обратных задач [Тихонов и др., 1990; Yagola, Titarenko, 2007].

Один из возможных альтернативных подходов к решению нелинейных обратных задач, основанный на *предварительном построении множества* («банка») опорных решений прямых (а значит и обратных) задач, в общем виде был сформулирован в работе [Тихонов и др., 1983]. Простейшая реализации данной идеи на практике была представлена в палеточном методе [Ваньян, Бутковская, 1980; Тихонов и др., 1983], в котором интерпретация геофизических данных проводилась на основе множества опорных решений, рассчитанных в виде альбома палеток. Позднее, развитие палеточного метода реализовалось в нейросетевом (НС) методе. В работах [Poulton et al., 1989; Raiche, 1991; Poulton et al., 1992; Спичак, Попова, 1998; Shimelevich, Osborne, 1998] и ряде других работ была сформулирована концепция НС подхода к инверсии геофизических данных, в котором конструируемая нейросеть предварительно обучается «с учителем» на банке опорных решений. Сопоставление измеренных данных с данными, имеющимися в банке решений, интерполяция и нахождение интерполяционного решения обратной задачи в палеточном методе производится «вручную», а в НС методе - в автоматизированном режиме с помощью обученной нейросети.

В указанных выше и других ранних работах НС метод представлялся с позиции теории распознавания образов, что в некоторых частных случаях является вполне оправданным. В общем случае, как было показано в работе [Шимелевич, Оборнев, 1999], НС метод, применительно к проблеме решения обратных задач, имеет более прозрачный математический смысл, который заключается том, что на заданном множестве опорных решений с помощью нейросетевой аппроксимационно-интерполяционной конструкции строится приближенный непрерывный обратный оператор задачи (так называемый НС аппроксиматор). При этом минимизируется ошибка замены точного обратного оператора приближенным. Для того, чтобы обозначить и подчеркнуть аппроксимационную (детерминистскую) сущность НС метода применительно к обратным задачам, в работе [Шимелевич, Оборнев, 2009] был предложен термин аппроксимационный нейросетевой (АНС) метод.

На базе классического НС метода, представленного в вышеупомянутых работах, в диссертации разработаны модернизированный регуляризованный АНС метод и алгоритмы решения многопараметрической многокритериальной обратной задачи геоэлектрики. В АНС методе «плохая» нелинейная оптимизационная задача построения (обучения) аппроксиматора с минимальной ошибкой решается один раз для заданного класса решений. Обученный НС аппроксиматор позволяет формализовано в режиме реального времени без задания первого приближения находить решение обратной задачи; время расчета решения составляет первые десятки секунд на персональном компьютере и практически не зависит от физической

размерности (2D или 3D) решаемой задачи и конкретного вида представляемых входных данных. Применение АНС метода на практике не требует специальной квалификации и может проводиться техником.

При необходимости, решение, найденное АНС методом, уточняется с помощью аппроксимационно-итерационного нейросетевого (АИНС) метода [Шимелевич, 2013а; Шимелевич и др., 2017а], что требует привлечения дополнительных вычислительных ресурсов. Для решений обратной задачи вычисляются априорные и апостериорные оценки практической неоднозначности (погрешности), независящие от применяемого численного метода инверсии [Шимелевич, 2013а; Шимелевич и др. 2017; Шимелевич, 2020].

В настоящее время актуальными являются обратные задачи ЭМ мониторинга геодинамических процессов [Любушин, 2007; Потапов, Поспеева, 2017; Шевчук и др., 2022]. В диссертации на основе АНС метода разработаны метод и алгоритмы НС электромагнитного мониторинга изменений электропроводности среды, под воздействием геодинамических процессов, протекающих в сейсмоактивных областях, в режиме реального времени [Шимелевич и др., 2003; Shimelevich et al., 2007; Шимелевич, Оборнев, 2008; Шимелевич и др., 2017б].

Реализация представленных выше идей и методов в случае сложных 3D нелинейных задач требует привлечения значительных вычислительных ресурсов и стала возможной на практике только благодаря современному уровню компьютерных и интеллектуальных технологий. Это отражает *актуальность темы* представляемой работы, а быстрый рост технологий обеспечивает дальнейшее широкое развитие и распространение предлагаемых методов.

Развиваемые в диссертационной работе направления и методы лежат в русле идей и достижений отечественной школы геофизики что позволяет предположить, что метод может занять естественную нишу в арсенале математических средств интерпретации геофизических данных, соответствующих современному уровню развития теории обратных задач и методов искусственного интеллекта.

Цель работы

Целью работы является разработка современной версии нейросетевого метода решения обратных нелинейных задач геоэлектрики и ЭМ мониторинга с оценкой неоднозначности (погрешности) получаемых решений для повышения устойчивости, объективности и эффективности машинных методов интерпретации геофизических данных.

Задачи исследования

1. Разработка методов и алгоритмов расчета априорных и апостериорных локальных (по глубине расположения слоев сетки параметризации) характеристик практической неоднозначности решений нелинейных обратных многокритериальных задач геоэлектрики; исследование сходимости алгоритмов, иллюстрация работы алгоритмов на модельных примерах.
2. Разработка метода и алгоритмов адаптивной регуляризации задачи на основе построения оптимальной (регуляризованной) сетки параметризации, послойная детальность которой максимальна при условии, что неоднозначность решений априори не превышает заданной величины при заданном уровне допустимой невязки (погрешности данных) – задача эффективной параметризации среды; иллюстрация работы алгоритмов на численных примерах 2D и 3D задач геоэлектрики.
3. Разработка и обоснование аппроксимационного метода решения нелинейных многокритериальных обратных задач геоэлектрики, основанного на сведении обратной задачи к проблеме построения приближенного обратного оператора задачи с помощью непрерывных аппроксиматоров общего типа, задаваемых в аналитическом виде; методы оценки погрешности аппроксиматоров, исследование корректности задачи построения аппроксиматоров.

4. Разработка алгоритма построения универсального НС аппроксиматора I типа с использованием нейронной сети сверточного типа, адаптированной к решению обратной задачи в заданном классе сред и включающей слой отбора существенных признаков, сжатия и накопления данных, подавления влияния неизвестной фоновой среды и других преобразований данных с целью уменьшения собственной ошибки аппроксиматора и повышения эффективности НС метода решения обратной задачи геоэлектрики. Универсальные аппроксиматоры I типа позволяют локально и формализовано решать обратную задачу в заданном классе сред при минимальной априорной информации среде без задания первого приближения.
5. Разработка алгоритма построения аппроксиматоров II типа, требующих задания априорной информации. Аппроксиматоры II типа применяются при решении обратных задач типа «уточнение параметров гипотезы» и обратных задач ЭМ мониторинга среды на основе локальных сетей наблюдений.
6. Расчет новых банков опорных решений в классах G_2^{2D} , G_1^{3D} , G_2^{3D} неоднородных 2D и 3D сред с кусочно-постоянным распределением удельного сопротивления для построения универсальных аппроксиматоров I типа для задач геоэлектрики с использованием технологий массивных вычислений и расчетов на суперкомпьютерных кластерах и графических ускорителях Nvidia CUDA.
7. На основе рассчитанных банков опорных решений обучение НС аппроксиматоров, предназначенных для решения обратных задач прикладной геоэлектрики в указанных выше классах сред при глубинности исследований до 6 км.
8. Разработка комплекса алгоритмов АНС метода, позволяющего с помощью обученных НС аппроксиматоров I, II типов формализовано решать нелинейные многокритериальные 2D, 3D обратные задачи геоэлектрики и ЭМ мониторинга геодинамических процессов.
9. Разработка комплекса алгоритмов АИНС метода, позволяющего уточнять НС решение путем построения корректирующих НС аппроксиматоров, а также методами случайного поиска с использованием алгоритмов кластеризации методом k -средних и интерполяции методом обратных взвешенных расстояний (IDW-метод).
10. Разработка общего комплекса алгоритмов решения нелинейных обратных задач геоэлектрики АНС, АИНС методами в классах сред с расчетом апостериорных характеристик практической неоднозначности (погрешности) получаемых решений.
11. Проведение численных экспериментов по тестированию алгоритмов на модельных данных.
12. Проведение инверсии полевых профильных и площадных данных, получаемых методами МТЗ и МВЗ; расчет апостериорных характеристик неоднозначности полученных решений.

Научная новизна

1. Показано, что модуль непрерывности обратного оператора решаемого уравнения обратной задачи определяет *предел разрешения геофизического метода*, ассоциированного с этим уравнением – т.е. расстояние (по норме пространства решений) между любыми двумя характеристиками среды, начиная с которого (при дальнейшем сближении) характеристики перестают быть гарантированно различимыми (т.е. могут являться эквивалентными решениями при некоторой правой части). Это позволило обобщить понятие разрешающей способности на нелинейные задачи, введенное в работах [Бердичевский, Дмитриев, 2008; Дмитриев, 2012] для линейных и линеаризованных задач. Введено понятие цифровой разрешающей способности, установлена ее связь с ε -емкостью множества априорных ограничений.
2. Для условно-корректных нелинейных конечно-параметрических обратных задач геофизики в классе кусочно-постоянных решений, задаваемых на сетке параметризации, доказано, что характеристики неоднозначности решений монотонно не возрастают с

уменьшением размерности (детальности) сетки параметризации, получаемой путем объединения ячеек исходной сетки.

3. Разработан новый метод практической адаптивной регуляризации коэффициентной обратной задачи геоэлектрики в классе кусочно-постоянных решений на основе построения оптимальной сетки параметризации, размерность которой максимальна при условии, что априорная послойная погрешность решений априори не превышает заданной величины при заданном уровне погрешности данных; это условие означает, что послойная детальность искомого решения согласована с разрешающей способностью геофизического метода дифференцированно по глубине восстанавливаемых параметров среды; доказано существование оптимальной сетки параметризации.

4. Разработан новый метод расчета локальных (по слоям сетки параметризации) априорных и апостериорных характеристик неоднозначности (погрешности) решений нелинейных задач геоэлектрики в классе кусочно-постоянных решений на основе алгоритмов Монте-Карло; доказывается сходимость алгоритмов.

5. Разработаны теория и метод построения приближенных обратных операторов нелинейных условно-корректных обратных задач в классах кусочно-постоянных решений с помощью непрерывных аппроксиматоров общего типа. Доказано существование непрерывного аппроксиматора (в частности, нейросетевого) с минимальной собственной ошибкой.

6. На базе классического НС метода разработаны новый регуляризованный АНС метод и алгоритмы построения локальных НС аппроксиматоров специального типа для решения обратных задач геоэлектрики при дефиците априорной информации и обратных задач ЭМ мониторинга. Алгоритм основан на конструировании и обучении авторской нейронной CNN.INV-сети сверточного типа, адаптированной к решению обратной задачи и позволяющей минимизировать ошибку обучения.

7. Разработан новый АИНС метод уточнения решения, получаемого НС методом, на основе построения дополнительных корректирующих аппроксиматоров в окрестности найденного решения или методом случайного поиска с использованием алгоритмов кластеризации методом k -средних и интерполяции IDW-методом.

8. Разработан новый метод НС электромагнитного мониторинга изменений электропроводности среды под воздействием геодинамических процессов, протекающих в сейсмоактивных областях на основе локальных и/или разреженных сетей наблюдения в режиме реального времени.

9. Дана общая математическая постановка многокритериальной обратной задачи геофизики с критериальными ограничениями. Доказано, что априорные и апостериорные характеристики неоднозначности (II типа) многокритериальной обратной задачи монотонно не возрастают при увеличении числа критериев; приводятся примеры расчета характеристик неоднозначности решений многокритериальной задачи геоэлектрики.

Основные защищаемые положения

1. Метод адаптивной регуляризации обратной задачи геоэлектрики в классе кусочно-постоянных решений, основанный на численных оценках локального модуля непрерывности обратного оператора; метод обеспечивает компромисс между детальностью и устойчивостью решений дифференцированно по глубине исследований.

2. Метод расчета априорных и апостериорных характеристик неоднозначности приближенных решений нелинейных обратных задач геоэлектрики с использованием алгоритмов Монте-Карло.

3. Регуляризованный аппроксимационный нейросетевой (АНС) метод решения обратной задачи геоэлектрики, основанный на приближении обратного оператора задачи с помощью нейросети и минимизирующий ошибку решения дифференцированно по глубине исследований; метод позволяет локально решать обратную нелинейную задачу большой размерности в классе сред единообразно при любой правой части, без задания первого

приближения; время решения составляет первые десятки секунд независимо от физической размерности задачи.

4. Аппроксимационно-итерационный нейросетевой (АИНС) метод уточнения решения, получаемого АНС методом, путем построения корректирующих аппроксиматоров или методом случайного поиска с использованием алгоритмов кластеризации методом k -средних и интерполяции методом IDW - обратных взвешенных расстояний.

5. Метод НС электромагнитного мониторинга (НСЭМ) динамики электропроводности среды в сейсмоактивных зонах, на основе локальных и/или разреженных сетей наблюдения в режиме реального времени.

Выносимые положения соответствуют следующим пунктам паспорта специальности ВАК 1.6.9. Геофизика:

1. Положения 1–4 соответствуют пунктам 14, 16, 17 паспорта.
2. Положение 5 соответствует пункту 12 паспорта.

Методы исследования

Теоретические исследования

В работе использованы методы теории обратных и некорректных задач (априорные и апостериорные оценки, многокритериальные обратные задачи), методы теории аппроксимации (аппроксимация функций многих переменных с помощью нейросетевых полиномов), методы случайного поиска (вопросы сходимости алгоритмов). **Алгоритмы и расчеты.** Применялись методы вычислительной математики, оптимизации, многомерной интерполяции, кластеризации, методы Монте-Карло, а также специальные методы обучения нейронных сетей с учителем; при расчетах множеств опорных решений применялись технологии параллельных массивных вычислений на суперкомпьютерных кластерах и графических ускорителях Nvidia CUDA.

Практическая значимость

Высокая скорость развиваемого АНС метода с использованием обученных аппроксиматоров, практически независимая от физической размерности задачи, создает основу для принципиально новых методик практической интерпретации геофизических данных с использованием персонального компьютера, не требующих специальной квалификации оператора, таких как: экспресс-инверсия измеренных данных в полевых условиях; экспресс-инверсия данных, измеряемых в движении; проведение НС электрического мониторинга динамических параметров среды в формате реального времени на основе МТ режимных данных, измеряемых на локальных и/или сильно разреженных сетях наблюдений в зонах нестабильности. Локальные и разреженные сети наблюдений позволяют «обходить» труднодоступные области.

Для входных данных большой размерности АНС метод позволяет проводить инверсию путем перемещения (свертки) локального НС аппроксиматора по всей области измеренных данных.

Расчет оценок неоднозначности решений обратной задачи дает интерпретатору дополнительный инструмент при проведении практической интерпретации измеренных данных, позволяющий выявлять эквивалентные решения, априори и апостериори оценивать разрешающую способность и эффективность применяемого комплекса геофизических методов, получать количественные объективные оценки качества и состоятельности проводимой интерпретации, а также проводить верификацию ранее полученных результатов интерпретации.

Методы уточнения экспресс-решений с помощью проведения дополнительных вычислительных итераций, а также детальный апостериорный анализ данных с расчетом оценок неоднозначности решений требуют дополнительных и ресурсоемких вычислений и должны проводиться в период камеральной обработки полевых данных измерений.

При наличии определенной априорной информации, привязанной к исследуемым территориям, могут конструироваться специализированные «территориальные» аппроксиматоры – палетки, обученные с учетом имеющейся априорной информации.

С помощью развиваемого АНС метода автором получены решения 2D и 3D обратных задач геоэлектрики на основе полевых данных по протяженному профилю 2ДВ Магаданской области и площадных данных по участку Северо-Пясинского региона Красноярского края; рассчитаны ранее не вычислявшиеся невязки и оценки неоднозначности (погрешности) полученных решений.

Программные комплексы и алгоритмы диссертационной работы внедрены в программы обучения студентов на кафедре Информатики и ГИС Российского государственного геологоразведочного университета (МГРИ).

Достоверность результатов

Достоверность результатов работы подтверждена проведением многочисленных расчетов по тестированию программных реализаций на модельных данных, показавших состоятельность и эффективность предлагаемых методов, а также позитивными результатами применения методов к полевым профильным и площадным данным геоэлектрики и сопоставления их с независимыми результатами других исследователей и данными сейсморазведки.

Личный вклад

Лично диссертанту принадлежат: формулировка целей и задач исследований; математическая постановка задач; разработка методов и алгоритмов решения поставленных задач; руководство проведением расчетов по численным экспериментам и анализ получаемых результатов. Диссертантом лично написана существенная часть 29 публикаций из списка по теме диссертации. Конфликт интересов с соавторами отсутствует.

Апробация работы

Основные положения диссертационной работы на международных и российских научных семинарах, конференциях и совещаниях, в том числе

по тематике **Геоэлектрика на**

8 Всероссийских **Школах-семинарах по ЭМ зондированию Земли** (Москва, 2003, Москва, 2005, Звенигород, 2007, Москва, 2009, Санкт-Петербург, 2011, Новосибирск, 2013, Иркутск, 2015, Москва 2021);

9 Международных конференциях в МГРИ-РГГРУ **«Новые идеи в науках о Земле»** (Москва, 1999, 2001, 2009, 2011, 2013, 2017, 2019, 2021 и 2023 годах);

10 сессиях **Международного научного семинара им. Д.Г. Успенского** (Воронеж, 2012, Москва, 2013, Екатеринбург, 2014, Воронеж, 2016, Москва 2017, Казань 2018, Пермь 2019, Воронеж 2020, Санкт-Петербург 2022, Екатеринбург 2023);

2 Международных конференциях **International Workshop on Magnetic, Electric and Electromagnetic Methods in Seismology and Volcanology** (Moscow, 2002, France, 2004);

2-х Международных конференциях **Electromagnetic Induction in the Earth** (14-th workshop in Sinaia, Romania, 1998; 18th workshop in Vendrell, Spain, September, 2006);

2 международных семинарах-совещаниях **«Теория и методика глубинных электромагнитных зондирований на кристаллических щитах»** (Апатиты, 2005, 2006);

по тематике **Обратные и некорректные задачи на**

5-и семинарах **"Обратные задачи математической физики"** под руководством проф. Бакушинского А.Б., проф. Тихонравова А. В, проф. Яголы А.Г. (Москва, МГУ, 2010, 2012, 2021, 2023, 2024);

2 Международных конференциях **«Обратные и некорректные задачи математической физики»**, посвященной 80-летию и 85-летию со дня рождения академика М.М. Лаврентьева (Новосибирск, 2012; 2017);

4 **Международных конференциях «Марчуковские научные чтения»** (Новосибирск, Академгородок 2017, 2019, 2020, 2022);

2 **Международных конференциях «Функциональные пространства. Дифференциальные операторы. Общая топология. Проблемы математического образования»**, посвященной 90 и 95-летию со дня рождения члена-корреспондента РАН, академика Европейской академии наук Л.Д. Кудрявцева (Москва, 2013, 2018);

Международном научном **семинаре по обратным и некорректно поставленным задачам** (Москва, 2015);

Международной **конференции «Тихонов и современная математика»** (Москва, МГУ ВМК, 2006);

Международной **конференции «Современные проблемы обратных задач»** (Новосибирск, 2022);

по тематике Искусственный интеллект и нейронные сети на

8 **Всероссийских научно-технических конференциях «Нейроинформатика»** (Москва, 2007, 2008, 2010, 2012, 2013, 2014, 2015 и 2018);

2 **Международных конференциях "Распознавание образов и анализ изображений: новые информационные технологии"** (Йошкар-Ола, 2007, Нижний Новгород, 2008);

2 **Международных конференциях ICANN. International Conference on Artificial Neural Network** (Lymassol, Cyprus, 2009; Barcelona, Spain, 2016);

XI и XVI **Всероссийских научных конференциях "Нейрокомпьютеры и их применение"** (Москва 2013, 2018);

2 **региональных конференциях EAGE в России и странах СНГ «Интеллектуальный анализ данных в нефтегазовой отрасли»** (2020, 2021);

Engineering Applications of Neural Networks (EANN-2013) (Halkidiki, Greece, 2013);

2 **International Workshop on Deep Learning in Computational Physics DLCP-21** (Москва, 2021, ОИЯИ, Дубна, 2022);

VIII **Международная конференция «Информационные технологии и нанотехнологии» (ИТНТ-2022)** (Самара, 2022);

14-я **Международная конференция «Интеллектуализация обработки информации» (ИОИ-2022)** (Вычислительный центр РАН Федерального исследовательского центра «Информатика и управление» РАН, 2022);

по другим тематикам на

3 **Международных геофизических научно-практических семинарах "Применение современных электроразведочных технологий при поисках месторождений полезных ископаемых"** (Санкт-Петербург, 2008, 2013, 2015);

Международном **совещании «Взаимосвязь между тектоникой, сейсмичностью, магмообразованием и извержениями вулканов в вулканических дугах»** (Петропавловск-Камчатский, 2004);

III **международном симпозиуме «Геодинамика и геэкология высокогорных регионов в XXI веке»** (Бишкек, 2005);

II **Международном симпозиуме «Активный геофизический мониторинг литосферы Земли»** (Новосибирск: Академгородок, 2005);

2 **Международных симпозиумах «Геодинамика внутриконтинентальных орогенов и геэкологические проблемы»** (Бишкек, 2008, 2014);

2 **Международных конференциях International Conference "PROBLEMS OF GEOCOSMOS** (St. Petersburg, Petrodvorets, 2014, 2016; 2020 и 2022);

2 **ежегодных научно-практических конференциях и выставках "Инженерная и рудная геофизика"** (Алматы, Казахстан, 2018; Геленджик 2019);

2 **ежегодных конференциях по вопросам геологоразведки и разработки месторождений нефти и газа «Геомодель»** (Геленджик 2019, 2020);

Международной научно-практической конференции "Стратегия развития геологического исследования недр: настоящее и будущее» (к 100-летию МГРИ–РГГРУ)" (Москва, 2018);

2 **школах-конференциях «Гординские чтения»** (Москва, 2015, 2017).

Публикации

Основные результаты исследований по теме диссертации опубликованы в **29** статьях в научных изданиях, в том числе **16** в периодических изданиях, которые индексируются в системах Web of Science, Scopus, RSCI; зарегистрированы **4** продукта в каталоге Программы для ЭВМ и БД.

Структура работы

Диссертационная работа состоит из введения, 6 глав, заключения и списка литературы. Материалы диссертации изложены на 445 страницах машинного текста, содержат 19 таблиц, 95 рисунков, а также список литературы из 402 наименований.

Благодарности

Автор выражает благодарность своим учителям профессору В.И. Дмитриеву, профессору Б.С. Светову; д.ф.-м.н. О.Б. Новичку и зав. лаб. ЛАМОД МГУ, к.ф.-м.н. С.А. Доленко за ценные советы и полезные обсуждения; заведующему кафедры информатики и ГИС МГРИ Е.А. Оборневу за поддержку при подготовке к работе, директору Центра ЭМИ И.С. Фельдману за предоставление практического материала и полезные обсуждения по результатам интерпретации полевых данных, доценту И.Е. Оборневу и доценту Е.А. Родионову за помощь при разработке программ, проведении расчетов и оформлении диссертации; Российскому фонду фундаментальных исследований за поддержку работ (гранты № 11-07-00662, 13-05-01135). В работе использовались ресурсы суперкомпьютерного кластера МВС-6000IM МСЦ РАН. Пользуясь случаем, автор выражает глубокую признательность всем преподавателям МГРИ, у которых он учился.

КРАТКОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении определяются цель и задачи исследований, обосновывается актуальность темы, раскрываются научная новизна и практическая значимость работы, а также достоверность полученных результатов, формулируются основные научные положения, выносимые на защиту, представлены структура и общая характеристика работы.

Глава 1. Обратные задачи геоэлектрики. В Главе рассматриваются постановки обратных задач геофизики, которые составляют математическую основу интерпретации измеренных данных. Отмечаются особенности обратных задач геоэлектрики и методов их решения. Рассматриваются вопросы, связанные с оценкой практической неоднозначности (погрешности) получаемых решений.

В разделе 1.1 приводятся общие сведения по нелинейным обратным задачам геофизики и, в частности, геоэлектрики. Классическая обратная задача геоэлектрики заключается в определении уд. электропроводности среды $\sigma(r) = \sigma(x, y, z)$ в исследуемой области Ω по характеристикам $f(x, y, \omega)$ ЭМ поля, заданным на границе $x, y \in \Omega_1$ области Ω с воздухом, в заданном диапазоне частот $\omega \in \Delta_\omega = [\omega_1, \omega_2]$. По своему типу эта задача относится к коэффициентным обратным задачам для системы уравнений Максвелла и сводится к нелинейному операторному уравнению I рода [Дмитриев, 2012]

$$Ag = f, \quad g \in G_1 \subset G, \quad f \in F, \quad (1)$$

где из G, F – заданные линейные нормированные пространства решений (искомых характеристик среды) и входных данных (измеряемых характеристик поля) соответственно; $G_1 \subset G$ – подмножество априорных ограничений; A – заданный непрерывный нелинейный оператор прямой задачи, действующий из G в F ; $f \in F[\Omega_{1,\omega}]$, $\Omega_{1,\omega} = \Omega_1 \times \Delta_\omega$ – приближенная правая часть, определяемая измеренными характеристиками геофизического поля.

Основные теоретические результаты исследования обратных задач вида (1) получены А.Н. Тихоновым, В.Г. Романовым, В.И. Дмитриевым, А.Г. Яголой, С.И. Кабанихиным, М.С. Ждановым и многими другими авторами. Если множество G_1 компактно, а решение на этом множестве единственно, то задача (1) является условно-корректной [Тихонов, Арсенин, 1979]. В этом случае для найденного приближенного решения g_{δ_0} могут быть получены априорные и апостериорные оценки погрешности приближенных решений при заданном уровне δ_0 погрешности данных [Гончарский, Ягола, 1969; Гончарский и др., 1978; Лаврентьев и др., 1980; Yagola, Titarenko, 2007]. Если уровень погрешности данных неизвестен, то оценить погрешность решения обратной задачи в классическом смысле нельзя, однако, можно говорить о степени практической неоднозначности (устойчивости) приближенного решения, найденного с фактической (квазиминимальной) невязкой δ_1 [Новик, 1987; Шимелевич, 1989; Шимелевич, 2013а; Шимелевич и др., 2022].

Приводится общая математическая постановка двухкритериальной обратной задачи геофизики с критериальными ограничениями [Шимелевич, 2013а; Шимелевич, 2020; Shimelevich et al., 2021]

$$\begin{cases} A_1 g_1 = f_1, g_1 \in G_1 \\ A_2 g_2 = f_2, g_2 \in G_2 \end{cases}, f_1, f_2 \in F, u_i(g_1, g_2) \leq 0, i = 1, \dots, I_c, \quad (2)$$

где g_1, g_2 – искомые характеристики сред, A_1, A_2 – заданные непрерывные взаимно-однозначные операторы решения прямых задач, а f_1, f_2 – характеристики используемых для интерпретации геофизических полей, соответствующих двум различным по своей природе геофизическим методам (критериям); $u_i, i = 1, \dots, I_c$ – заданный набор функционалов, определяющих критериальные ограничения, которые отражают взаимосвязь характеристик g_1 и g_2 . Аналогичным образом формулируется задача с числом критериев больше 2. Многокритериальная обратная задача (так называемая *совместная инверсия*) лежит в основе комплексирования геофизических методов. Пример совместной инверсии сейсмических и магнитотеллурических данных рассмотрен, например, в работе [Gallardo, Meju, 2004], где критериальным ограничением является условие коллинеарности градиентов $\nabla g_1, \nabla g_2$ характеристик среды, когда свойства среды по каждой из характеристик изменяются в одном и том же направлении.

В частном случае двухкритериальная обратная задача состоит в определении одной характеристики среды g на основе двух критериев f_1 и f_2 различной или одинаковой физической природы [Дмитриев, 2012], а критериальные ограничения приобретают вид $g_1 = g_2 = g$. Примерами двухкритериальной задачи такого типа являются обратная 2D задача МТЗ на основе импедансов для E - и H -поляризации поля, обратная 3D задача на основе тензора импеданса \hat{Z} и вектора Визе-Паркинсона (вектора-типпера) \hat{W} и ряд других задач магнитотеллурики [Бердичевский, Дмитриев, 2009].

В конце раздела 1.1 приводятся математическая формулировка обратной задачи ЭМ мониторинга изменений электропроводности среды в сейсмоактивных зонах на основе локальных и/или разреженных сетей наблюдения в режиме реального времени [Шимелевич и др., 2003; Shimelevich et al., 2007; Шимелевич, Оборнев, 2008]. В общем случае задача ЭМ мониторинга сводится к нахождению решения уравнения (1) в подобласти $D \subset \Omega$ с правой частью, определенной на части границы $\Omega_2 \subset \Omega_1$ в диапазоне частот Δ_ω .

В разделе 1.2 отмечается, что практические обратные задачи геофизики в подавляющем большинстве случаев могут формулироваться в классах сред, свойства которых определяются конечным числом параметров, изменяющихся в конечных пределах, что позволяет естественным образом выделить компактное множество корректности обратной задачи

[Страхов, 1978]. Классы сред могут выделяться на основе проведения модельной параметризации задачи с использованием априорной информации о строении среды, или параметризации аппроксимационного типа, когда искомая характеристика среды аппроксимируется с помощью конечно-параметрической линейной или нелинейной конструкции заданного типа. В диссертационной работе показано, что параметризация аппроксимационного типа является частным случаем истокообразного представления решения [Тихонов и др., 1990; Леонов, Ягола, 1998]. Точность аппроксимации характеристик среды растет с ростом размерности аппроксимационной конструкции, однако, при этом обычно растет неустойчивость (неоднозначность, неопределенность) получаемых решений обратной задачи. Поэтому главный принцип параметризации при аппроксимационном подходе состоит в достижении наиболее удовлетворительного компромисса между требованиями к точности аппроксимации исследуемой среды и устойчивости решения обратной задачи [Страхов, 1978]. Следуя Страхову, параметризацию аппроксимационного типа, обеспечивающую указанный компромисс, мы будем называть *эффективной*.

В диссертации рассматриваются основные принципы и типы параметризации задач геофизики. В частности, рассматривается линейная параметризация в пространстве G_N кусочно-постоянных решений, при которой искомая характеристика среды аппроксимируется суммой единичных ступенчатых финитных функций $\eta_{0,n}(r)$, $n=1, \dots, N$, отличных от нуля и равных 1 только в пределах n -й ячейки заданной сетки θ_N параметризации размерности N :

$$g(s, r) = \Pi_{N,\eta}(s^1, \dots, s^N, r) = \sum_1^N s^n \eta_{0,n}(r), \quad r \in \Omega, \quad N \leq N_0, \quad (3)$$

где $\Pi_{N,\eta}: R^N \rightarrow G_N$ – непрерывный взаимно-однозначный оператор (функция) сеточной параметризации. Коэффициенты s^1, \dots, s^N в представлении (3) образуют вектор параметров задачи $s = (s^1, \dots, s^N)$ и определяются значениями g^n искомой характеристики среды $g(s, r)$ в ячейках сетки параметризации θ_N , покрывающей исследуемую область $\Omega: s^n = g^n$, $n=1, \dots, N$. Обозначим через $G_{N,\eta} \subset G_N$ множество кусочно-постоянных функций

$$G_{N,\eta} = \{g: g = \Pi_{N,\eta}s, s \in S_N \subset R^N\}, \quad (4)$$

где S_N в общем случае представляет собой N -мерный куб, определяющий естественные априорные ограничения на искомые параметры в рассматриваемом классе сред,

$$S_N = \{s: s \in R^N, s_{\min} \leq s^n \leq s_{\min} + D_s, \quad n=1, \dots, N\}. \quad (5)$$

Следуя [Тихонов и др., 1990] и подставляя (3) в (1), получаем более простое операторное уравнение относительно вектора параметров $s = (s^1, \dots, s^N)$,

$$A_N s = f, \quad s \in S_N \subset R^N, \quad f \in F, \quad (6)$$

где $A_N: R^N \rightarrow F$ – оператор параметризованной задачи, который представляет собой композицию операторов $\Pi_{N,\eta}: R^N \rightarrow G_N$ и $A: G_N \rightarrow F$, действующих по правилу

$$A_N s = A(\Pi_{N,\eta}s), \quad s \in S_N \subset R^N. \quad (7)$$

Оператор A_N является взаимно-однозначным (как композиция взаимно однозначных операторов). Найденное решение уравнения (6) может быть пересчитано по формуле (3) в решение исходного уравнения (1) в классе кусочно-постоянных функций.

Замечание 1. Дискретные величины s^1, \dots, s^N , находящиеся из уравнения (6) имеют самостоятельный физический смысл, так как определяют значения искомой характеристики среды в ячейках сетки параметризации, а пересчет по формуле (3) представляет собой простейшую кусочно-постоянную интерполяцию по области Ω . В дальнейшем, исследование свойств и поиск решений будет проводиться на основе задачи (6).

В конце раздела отмечается, что удобство и универсальность сеточной параметризации заключается в том, что с одной стороны коэффициенты в представлении (3) совпадают со значениями искомой характеристики среды и являются реальными физическими параметрами среды, а не абстрактными числовыми коэффициентами. С другой стороны, с помощью сеточных конструкций вида (3) при достаточно больших $N \leq N_0$ любые характеристики реальных сред могут быть аппроксимированы с необходимой для практики точностью. При этом должен соблюдаться упомянутый выше принцип эффективной параметризации.

В разделе 1.3 даны постановки прямых и обратных задач геоэлектрики, приводятся обзор по методам их решения. **Прямые задачи.** В геоэлектрике используются ЭМ поля, удовлетворяющие системе уравнений Максвелла в квазистационарном (диффузном) приближении [Бердичевский, Дмитриев, 2009; Жданов, 2007]. Прямые и обратные задачи геоэлектрики рассматриваются для моделей сред, задаваемых в исследуемой области Ω , окруженной некоторой фоновой средой (обычно горизонтально-слоистой). Задание фоновой среды с простым строением, позволяет «избавиться» от бесконечных областей и сформулировать прямую краевую задачу в конечной области пространства [Дмитриев, 2012]. В области $r \in \Omega_0$ (включающей исследуемую область неоднородности, область фоновой слоистой среды, а также слой воздуха между плоской Землей и ионосферой), где отсутствуют сторонние токи и заряды, в немагнитной, изотропной, неполяризуемой среде, ЭМ поля $E(r, \omega)$, $H(r, \omega)$ на фиксированной (круговой) частоте ω могут быть определены из решения краевой задачи с условиями I рода на границе $\partial\Omega_0$ [Бердичевский, Жданов, 1981; Жданов, 2007]:

$$\begin{cases} \operatorname{rot} H(r, \omega) = \sigma(r)E(r, \omega), \\ \operatorname{rot} E(r, \omega) = i\omega\mu_0 H(r, \omega), \end{cases} \quad r \in \Omega_0, \quad \begin{cases} E(r, \omega) = E^N(r, \omega), \\ H(r, \omega) = H^N(r, \omega), \end{cases} \quad r \in \partial\Omega_0, \quad \omega \in \Delta_\omega,$$

где $(E^N(r, \omega), H^N(r, \omega))$ – решение задачи в слоистой среде при отсутствии неоднородности – так называемое «нормальное поле», которое считается известным. Указанные краевые условия подразумевают, что в качестве источника поля на верхней границе области Ω_0 , граничащей с ионосферой, задана амплитуда плоской однородной волны, которая зависит только от частоты. Возможны постановки краевых условий II и III родов, при которых знание фоновой среды не требуется, а требуется лишь факт ее присутствия. **Обратные задачи.** При решении обратной задачи геоэлектрики в качестве характеристик поля используются тензор импеданса \hat{Z} , вектор Визе-Паркинсона (вектор-типшер) \hat{W} и некоторые другие характеристики, измеренные на поверхности Земли и независимые от амплитуды плоской однородной волны [Жданов, 2007]. В диссертации рассматривается классическая обратная задача геоэлектрики, в которой искомой характеристикой среды является логарифм удельного сопротивления $\rho(r)$ среды в исследуемой области Ω : $g(r) = \lg \rho(r)$. Решение обратной задачи ищется в пространстве кусочно-постоянных функций в виде, аналогичном (3):

$$\lg \rho(s, r) = \Pi_{N, n}(s^1, \dots, s^N, r) = \sum_1^N s^n \eta_{0, n}(r), \quad s \in S_N, \quad r = (x, y, z) \in \Omega. \quad (8)$$

Искомые параметрами s^1, \dots, s^N задачи являются значения $\lg \rho$ в ячейках заданной сетки θ_N параметризации, покрывающей исследуемую область Ω : $s^n = \lg \rho^n$, $n = 1, \dots, N$ с априорными ограничениями типа (5) при заданных $s_{\min} = \lg \rho_{\min}$, $s_{\min} + D_s = \lg \rho_{\max}$, где ρ_{\min}, ρ_{\max} – известные минимальные и максимальные значения логарифмов удельных сопротивлений реальных пород в рассматриваемом классе сред. Обратные задачи геоэлектрики в заданном классе сред сводятся к операторному уравнению вида (6) с правой частью f , определяемой характеристиками \hat{Z} и/или \hat{W} . Для задач геоэлектрики доказан ряд теорем единственности в классах кусочно-непрерывных решений [Тихонов, 1965; Weidelt, 1978; Гусаров, 1981;

Бердичевский, Дмитриев, 2009; Дмитриев, 2012; Дмитриев, 2017; Дмитриев, 2018], что позволяет рассматривать задачи (6) как условно-корректные. В качестве пространства данных в (6) для задач геоэлектрики рассматривается пространство комплекснозначных векторных функций $F = \hat{F}_{M_z}[\Omega_{1,\omega}]$, $\Omega_{1,\omega} = \Omega_1 \times \Delta_\omega$, компоненты которых принадлежат пространству $L_{2,b}[\Omega_{1,\omega}]$ с весом b ; M_z – число компонент используемых характеристик поля; при расчетах вводятся соответствующие нормы в пространствах решений R^N и данных $\hat{F}_{M_z}[\Omega_{1,\omega}]$. Например, для однокритериальной 3D задачи геоэлектрики на основе полного тензора импеданса характеристики поля определяются элементами из $\hat{F}_{M_z}[\Omega_{1,\omega}]$ при $M_z = 4$, на основе типпера – при $M_z = 2$. Для двухкритериальной 2D задачи, на основе компонент $f_1 = Z_{xy}$, $f_2 = Z_{yx}$ антидиагонального тензора импеданса, обратная задача сводится к системе операторных уравнений [Дмитриев, 2012; Шимелевич, 2013а; Шимелевич, 2020]

$$\begin{cases} A_{1,N}s = f_1, \\ A_{2,N}s = f_2, \end{cases} \quad s \in S_N \subset R^N, \quad f_1, f_2 \in L_{2,b}[\Omega_{1,\omega}], \quad (9)$$

где $A_{1,N}, A_{2,N}$ – операторы типа (7) прямых задач, соответствующих используемым критериям. К уравнению аналогичного типа сводится двухкритериальная 3D задача геоэлектрики на основе тензора импеданса \hat{Z} и вектора-типпера \hat{W} . Двухкритериальная задача может быть преобразована к одному объединенному уравнению типа (6) и решаться методом «общей инверсии» [Дмитриев, 2005] или путем последовательных решений задач по каждому из критериев – метод «последовательных частичных инверсий» [Дмитриев, 2005, 2012; Erova et al., 2011; Бухаров и др., 2013]. Например, задача (9) может быть сформулирована в виде объединенного уравнения

$$A_{1,2,N}s = f_{1,2}, \quad s \in S_N \subset R^N, \quad f_{1,2} \in \hat{F}_{M_z}[\Omega_{1,\omega}], \quad (10)$$

где; $A_{1,2,N} : R^N \rightarrow \hat{F}_{M_z}$, $M_z = 2$. Задачи (9), (10) соответствуют различным постановкам обратной двухкритериальной задачи [Дмитриев, 2005], и получаемые на их основе приближенные решения в общем случае не совпадают.

Далее в разделе приводится обзор методов решения нелинейных обратных задач геоэлектрики за последние десятилетия и, в частности, – с применением нейронных сетей. Делается вывод, что достигнут значительный прогресс в теории и практике решения обратных задач геоэлектрики, однако, известны проблемы их решения в случае нелинейности общего типа (проблема локальных экстремумов, неединственность точки глобального минимума и др.), осложняющие строгое обоснование, формализацию и сходимости применяемых численных методов. Кроме того, при изменении входных данных эту сложную задачу приходится каждый раз решать заново. Метод регуляризации Тихонова решает проблему неустойчивости, но проблема сложной нелинейности общего вида в сочетании с высокой размерностью задачи остается актуальной. Следствием этого, как показывает отечественный опыт работ по практической интерпретации данных геоэлектрики, является тот факт, что в настоящее время по-прежнему широко используются одномерные (квазиодномерные) или сильно сглаженные, малопараметрические 2D и редко 3D модели геофизических сред и соответствующие им методы инверсии измеренных данных. Альтернативные методы машинного обучения (machine learning, ML) находятся еще в ранней стадии своего развития, на фоне общего прогресса в этой области в настоящее время. При этом на сегодняшний день оценки неоднозначности (погрешности) получаемых решений задач геоэлектрики, как правило, не вычисляются, что не соответствует современному уровню развития теории обратных задач [Тихонов и др., 1990; Yagola, Titarenko, 2007]. Таким образом, несмотря на существенное развитие за последнее время методов решения прямых и обратных задач, а также средств измерения ЭМ поля и вычислительных мощностей современных компьютеров,

существующее математическое и программное обеспечение интерпретации 2D и 3D данных геоэлектрики нуждается в дальнейшем развитии и совершенствовании.

В **Выводах к главе 1** определены основные результаты, представленные в Главе. Отмечается, что даны общие математические постановки нелинейных обратных задач геоэлектрики, в том числе многокритериальных; приводится обзор существующих методов решения обратных задач геоэлектрики. Делается основной вывод о том, что, учитывая современные тенденции в области решения некорректных и обратных задач, анализа и обработки больших данных с применением методов машинного обучения и искусственного интеллекта, а также рост вычислительных мощностей современных компьютеров, основными направлениями в достижении этой цели, по мнению автора, следует считать: I. Развитие аппроксимационно-интерполяционных формализованных методов решения многомерных обратных задач геоэлектрики с использованием нейронных сетей и технологий машинного обучения. II. Разработка современных методов оценки достоверности результатов интерпретации данных геоэлектрики на основе расчета априорных и апостериорных оценок неоднозначности (погрешности) получаемых приближенных решений обратной задачи.

Глава 2. Характеристики неоднозначности нелинейных обратных задач геофизики.

В **Главе** представлены теория и методы построения различных типов (классических и модифицированных) характеристик практической неоднозначности (погрешности) приближенных решений условно-корректных нелинейных обратных задач типа (1). Исследуется особенности практической неоднозначности обратных задач геоэлектрики. Предлагается метод адаптивной регуляризации задачи (6) на основе решения задачи эффективной параметризации среды применительно к геоэлектрике. Рассматриваются вопросы цифровой параметризации.

В **разделе 2.1** рассматриваются классические априорные и апостериорные характеристики неоднозначности приближенных решений задач геофизики, которые сводятся уравнению (1). В общем случае погрешность правой части f неизвестна. Обозначим через g_δ некоторое приближенное решение задачи (1), найденное с невязкой, не превышающей заданную величину δ : $\|Ag_\delta - f\| \leq \delta$. Максимально возможное отклонение любого другого δ -эквивалентного решения g'_δ , $\|Ag'_\delta - f\| \leq \delta$ (если таковое существует) от найденного g_δ , определяется неравенствами

$$\|g'_\delta - g_\delta\| \leq \beta_1(f, g_\delta, \delta) \leq \beta_2(g_\delta, 2\delta) \leq \beta(2\delta), \quad (11)$$

где $\beta_1(f, g_\delta, \delta)$ – апостериорная характеристика I типа, определяющая неоднозначность фиксированного решения g_δ уравнения (1) при фиксированной правой части f , которая определяется из решения экстремальной задачи вида

$$\beta_1(f, g_\delta, \delta) = \max \{ \|g' - g_\delta\| : g' \in G_1, \|Ag' - f\| \leq \delta \}; \quad (12)$$

$\beta_2(g, 2\delta)$, $\beta(2\delta)$ – априорные характеристики неоднозначности, не зависящие от правой части (1), которые определяются из решений экстремальных задач вида

$$\beta_2(g, 2\delta) = \max \{ \|g' - g\| : g' \in G_1, \|Ag' - Ag\| \leq 2\delta \}, \quad (13)$$

$$\beta(2\delta) = \max \{ \|g' - g\| : g, g' \in G_1, \|Ag' - Ag\| \leq 2\delta \}. \quad (14)$$

Характеристика $\beta(\delta)$ называется *модулем непрерывности обратного оператора* [Ахизер, 1947; Лаврентьев, 1962; Иванов, 1963], а $\beta_2(g, \delta)$ – *модулем непрерывности обратного оператора в точке g* [Бакушинский, Гончарский, 1989] соответственно. В частности, в работах [Иванов и др., 1969; Танана, 1981] использовался модуль непрерывности обратного оператора $\beta_2(0, \delta)$ в нуле. Помимо апостериорных характеристик I типа (12), используются также апостериорные характеристики II типа, не зависящие от найденного решения и

определяющие диаметр множества δ -эквивалентных решений при фиксированном f . Если уровень погрешности данных δ_0 известен, то неравенства (11) при $\delta = \delta_0$, $g'_\delta = g_T$, определяют погрешность решения g_{δ_0} . Оценки погрешности типа (12) для линейных и нелинейных задач на компактных подмножествах были рассмотрены в работах [Гончарский, Ягола, 1969; Гончарский и др., 1978; Гончарский и др., 1987; Тихонов и др., 1990]. Характеристики $\beta(\delta)$ и $\beta_2(g, \delta)$ широко используются в теории обратных и некорректных задач [Лаврентьев, 1962; Иванов, 1963; Иванов; Васин, 1972; Лисковец, 1967; Винокуров, 1973; Танана, 1981]. Для нелинейных задач геоэлектрики характеристики неоднозначности типа (12)–(14) рассматривались в работах [Шимелевич, 1989; Шимелевич и др., 1999; Шимелевич, Оборнев, 2003; Шимелевич, 2013а; Шимелевич, 2020]. Характеристика $\beta(2\delta)$ не зависит от конкретного решения и входных данных и в общем случае определяет априорную степень устойчивости (обусловленность) нелинейной задачи (1). В частном линейном случае, например, когда оператор является квадратной обратимой матрицей $A = \hat{A}$, характеристика $\beta(\hat{A}, \delta)$ выражается через число ее обусловленности $\beta(\hat{A}, \delta) = \delta \cdot \kappa(\hat{A}) / \|\hat{A}\|$. Из определения (14) следует, что характеристика $\beta(2\delta)$ определяет предел разрешения геофизического метода [Шимелевич, 2020], ассоциированного с решаемым уравнением (1) – минимальное расстояние (по норме) между решениями уравнения, при котором они могут являться гарантированно различимыми при заданном уровне δ_0 погрешности данных, т.е. не могут являться δ -эквивалентными решениями при какой-либо правой части. Соответственно разрешающая способность геофизического метода, как величина, обратная пределу разрешения, определяется по формуле

$$R(\delta) = a / \beta(2\delta),$$

где a – нормировочный коэффициент: чем больше неоднозначность $\beta(2\delta)$ решений, тем меньше разрешающая способность геофизического метода. Это позволяет обобщить на нелинейные задачи понятие разрешающей способности, введенной в работах [Бердичевский, Дмитриев, 2008; Дмитриев, 2012] для линейных и линеаризованных задач.

Обычно большая неоднозначность решений уравнения наблюдается на широких множествах G_1 априорных ограничений, содержащих информацию о мелких деталях исследуемого объекта, отклик от изменений которых в измеряемых характеристиках поля меньше уровня погрешности последних. Из определения (14) следует, что $\beta(G_2, 2\delta) \leq \beta(G_1, 2\delta)$ при $G_2 \subset G_1$. Задавшись величиной $\delta = \delta_0$, можно, последовательно сужая исходное множество G_1 априорных ограничений, выделить максимально широкий подкомпакт $G'_1 \subset G_1$, на котором неоднозначность решений задачи (1) априори не будет превышать заданной величины ε_0 ,

$$\beta(G'_1, 2\delta_0) \leq \varepsilon_0. \quad (15)$$

В разделе 2.5 предложены методы построения множеств, удовлетворяющих условию (15).

В разделе 2.2 автором вводятся *локальные характеристики степени неоднозначности* [Шимелевич, 2013а; Шимелевич и др., 2017а; Шимелевич, 2020], которые оценивают неоднозначность решений задачи (1) дифференцированно в выделяемых подобластях исследуемой области. Локальными аналогами (12)–(14) для произвольной заданной выделенной подобласти $\bar{\Omega}_i \subset \Omega$ являются характеристики

$$\beta_1^i(f, g_\delta, \delta) = \max \left\{ \|g' - g_\delta\| : g' \in G_{1,\delta,i}, \|Ag' - f\| \leq \delta \right\}, \quad (16)$$

$$\beta_2^i(g, 2\delta) = \max \left\{ \|g' - g\| : g' \in G_{1,i}, \|Ag' - Ag\| \leq 2\delta \right\}, \quad (17)$$

$$\beta^i(2\delta) = \max \left\{ \|g' - g\| : g \in G_1, g' \in G_{1,i}, \|Ag' - Ag\| \leq 2\delta \right\}, \quad (18)$$

где $G_{1,\delta,i}, G_{1,i} \subset G_1$ – подмножества функций вида; $G_{1,\delta,i} = \{g' : g' = g_\delta + \Delta g \in G_1, \Delta g \in G_{1,i}^*\}$; $G_{1,i}^*[\bar{\Omega}_i] = \{h(r) : h(r) \in G_1 ; h(r) = 0, r \notin \bar{\Omega}_i\}$; $G_{1,i} = \{g' : g' = g + \Delta g \in G_1, \Delta g \in G_{1,i}^*\}$.

Функция $\beta^i(\delta)$ в (18) определяет *локальный модуль непрерывности обратного оператора* для уравнения (1) по подобласти $\bar{\Omega}_i$, который характеризует максимально возможное изменение в подобласти $\bar{\Omega}_i \subset \Omega$ любого решения $g \in G_1$ (т.е. его неоднозначность), при условии, что соответствующее изменение правой части $\|Ag' - Ag\|$ не превышает заданной величины 2δ . Если уровень погрешности данных δ_0 известен, то $\beta^i(\delta_0)$ является *априорной оценкой погрешности* решения g_{δ_0} в подобласти $\bar{\Omega}_i$. Функция $\beta^i(\delta)$ в (16) характеризует неоднозначность (погрешность) найденного фиксированного решения g_δ в подобласти $\bar{\Omega}_i \subset \Omega$. Если в качестве подобластей $\bar{\Omega}_i$ принять i -е ячейки сетки, то могут быть получены *поточечные* оценки неоднозначности (погрешности) решения. Например, в работах [Дорофеев и др., 2003; Yagola, Titarenko, 2007] решаются задачи расчета поточечных апостериорных оценок погрешности методами линейного программирования для линейных обратных задач.

В геоэлектрике используется квазистационарное ЭМ поле, которое, как известно, резко затухает в Земле с глубиной проникновения вследствие скин-эффекта (в среднем по экспоненциальному закону). Поэтому отклик в измеряемых на поверхности Земли ЭМ полях от фрагментов среды уменьшается с глубиной их расположения, а неоднозначность их идентификации растет. В диссертационной работе вводятся послойные характеристики неоднозначности, в которых в качестве выделяемых подобластей $\bar{\Omega}_i$ задаются горизонтальные слои, что позволяет оценивать неоднозначность решений дифференцированно по глубине. В некоторых случаях важно также уметь оценивать неоднозначность нахождения параметров некоторой заданной целевой структуры произвольной конфигурации.

В Разделе 2.3 исследуются свойства характеристик неоднозначности двухкритериальных обратных задач геофизики вида (2) с использованием критериев одинаковой или различной физической природы при заданных критериальных ограничениях. Для этих задач показано, что *априорные и апостериорные характеристики неоднозначности II типа (не зависящие от рассматриваемого решения) монотонно не возрастают при увеличении числа критериев*, что создает теоретические предпосылки для комплексной (совместной) интерпретации геофизических данных. Полученные результаты обобщаются на случай многокритериальных задач с числом критериев больше 2.

В Разделе 2.4 рассматриваются особенности характеристик неоднозначности конечно-параметрических обратных задач геофизики, сводящихся к уравнению (6). Важнейшим свойством характеристик неоднозначности задач в классах кусочно-постоянных решений является их зависимость от размерности N сетки параметризации, покрывающей исследуемую область Ω и определяющей размерность (детальность) решения параметризованной обратной задачи. В диссертации доказано (Теорема 2.4.1), что априорные характеристики семейства обратных задач вида (6), рассматриваемых на множествах $S_{N_k} \subset R^{N_0}$, порождаемых естественными априорными ограничениями (5) и сетками параметризации θ_{N_k} , $k = 0, 1, \dots, K$, $N_{k+1} < N_k$, у которых каждая $(k+1)$ -я сетка образуется путем объединения некоторого числа ячеек k -й сетки в одну ячейку, монотонно не возрастают [Шимелевич, 2020]:

$$\beta(N_{k+1}, 2\delta) \leq \beta(N_k, 2\delta), \quad N_{k+1} < N_k, \quad k = 0, 1, \dots, K, \quad (19)$$

где N_0 – максимальная размерность некоторой опорной сетки θ_{N_0} , например, сетки прямой задачи. Для локальных априорных характеристик по фиксированной подобласти $\bar{\Omega}_i \subseteq \Omega$ выполняются аналогичные условия (Теорема 2.4.3)

$$\beta^i(N_{k+1}^i, 2\delta) \leq \beta^i(N_k^i, 2\delta), \quad N_{k+1} < N_k, \quad k = 0, 1, \dots, K, \quad (20)$$

где N_k^i , $k = 0, 1, \dots, K$, – число ячеек k -й сетки параметризации θ_{N_k} , покрывающих выделенную подобласть $\bar{\Omega}_i$. Этот результат справедлив и для характеристик неоднозначности других типов, в том числе для характеристик многокритериальных задач (Теоремы 2.4.2 – 2.4.4).

Условие (19) отражает неопределенность обратной задачи (6): более детальные решения оказываются более неоднозначными и хуже различимыми (разрешимыми) и, таким образом, желаемая бóльшая детальность решений фактически не всегда может быть достигнута при заданных ограничениях на неоднозначность. Степень неопределенности нелинейных обратных задач вида (6), рассматриваемых при различных N , можно охарактеризовать условием [Шимелевич, 2020]

$$\frac{N}{\beta(N, 2\delta)} \leq c(\delta),$$

где $c(\delta)$ – некоторая постоянная. Для линейных и линеаризованных обратных задач условие неопределенности геофизического метода, которое было введено в работе [Дмитриев, 2012], вытекает в качестве частного случая из (20). Использование модуля непрерывности обратного оператора $\beta(N, 2\delta)$ обобщает условие неопределенности Дмитриева на нелинейные задачи.

В Разделе 2.5 рассматриваются вопросы регуляризации задачи (6). Будучи условно-корректной, задача (6) является теоретически устойчивой, но нуждается в «практической регуляризации», так как может быть практически неустойчивой и неоднозначной (особенно для глубинных слоев), вследствие резкого поглощения квазистационарного ЭМ поля с глубиной и большой размерности задачи. В диссертационной работе применяется метод решения обратной задачи (Глава 4), основанный на аппроксимации обратного оператора задачи (1), при этом не минимизируется функционал невязки, что исключает применение классического метода регуляризации. В диссертационной работе предлагается метод адаптивной регуляризации, который минимизирует ошибку аппроксимации обратного оператора, дифференцированно по глубине исследований.

Адаптивные методы регуляризации [Тихонов, Арсенин, 1979; Страхов и др., 1981; Тихонов и др., 1983; Дмитриев, 2012] обычно применяются в случаях, когда существуют один или несколько естественных параметров задачи, влияющих на устойчивость решений. В задачах геоэлектрики, рассматриваемых в классах кусочно-постоянных решений такими параметрами, как следует из свойств (19), (20), являются полная размерность N и размерности N^i слоев сетки параметризации. Для обеспечения желаемого уровня однозначности решений сетка параметризации должна укрупняться с глубиной равномерно по всей глубине исследований, и, соответственно, должны уменьшаться параметры N^i , N , что приводит к сужению множества допустимых решений и соответствует общему принципу регуляризации. Однако, при этом, уменьшается точность сеточной аппроксимации искомой характеристики среды. Зависимости (19), (20) априорных оценок от параметров сетки N^i, N позволяют решить задачу *эффективной сеточной параметризации* среды, которая заключается в построении оптимальной сетки $\theta_{N_{\max}}$, имеющей максимальную размерность $N_{\max}(\delta_0, \varepsilon_0)$ и порождающей соответствующее ей максимально широкое подмножество (5) априорных ограничений $S_{N_{\max}} \subset S_{N_0}$ задачи (6) при условии

$$\beta(N_{\max}, 2\delta_0) \leq \varepsilon_0, \quad (21)$$

где δ_0 – уровень погрешности данных; ε_0 – пороговый уровень неоднозначности. Эта задача является примером построения оптимального подкомпакта при ограничении вида (15) на неоднозначность решений. Величина $N_{\max}(\delta_0, \varepsilon_0)$ определяется из решения целочисленной экстремальной задачи

$$N_{\max}(\delta_0, \varepsilon_0) = \max \{N : \beta(N, 2\delta_0) \leq \varepsilon_0, N = N_k, k = 0, 1, \dots, K\}, \quad (22)$$

где $\beta(N, 2\delta_0)$ – априорные характеристики вида (14) неоднозначности обратных задач (6), рассматриваемых на множествах вида (5), на различных сетках θ_{N_k} , указанного выше типа, при $N = N_k, k = 0, 1, \dots, K$. Из свойства (19) монотонной зависимости $\beta(N, 2\delta_0)$ от N вытекает существование и единственность решения задачи (22), а значит и существование оптимальной сетки параметризации. Показано, что оптимальная размерность сетки параметризации $N_{\max}(\delta_0, \varepsilon_0)$ уменьшается с ростом δ_0 и уменьшением ε_0 . Параметризация данного типа является *эффективной* по Страхову, так как обеспечивает, упомянутый выше в разделе 1.2 компромисс между требованиями к точности аппроксимации исследуемой среды и устойчивости решения обратной задачи. С другой стороны, так как модуль непрерывности обратного оператора $\beta(N, 2\delta_0)$ определяет разрешающую способность метода, то выполнение условия (22) $\beta(N, 2\delta_0) \leq \varepsilon_0$ означает, что параметризация среды проведена в соответствии с разрешающей способностью геофизического метода, ассоциированного с задачей (6) и не будет меньше пороговой величины: $R(\delta) = a/\beta(2\delta) \geq a/\varepsilon_0$.

Свойство (20) позволяет проводить *последовательную эффективную параметризацию* с учетом глубины слоев сетки параметризации и скорости затухания ЭМ поля на основе последовательных ограничений на неоднозначность

$$\beta^i(N_{\max}^i, 2\delta_0) \leq \varepsilon_0,$$

где N_{\max}^i – оптимальное число укрупненных ячеек в i -м слое сетки, определяемое из решения целочисленной экстремальной задачи

$$N_{\max}^i(\delta_0, \varepsilon_0) = \max \{N^i : N^i \leq N_0^i, \beta^i(N^i, 2\delta_0) \leq \varepsilon_0\}, \quad i = 1, \dots, I.$$

При последовательной эффективной параметризации обеспечивается компромисс между точностью аппроксимации исследуемой среды и устойчивостью решения обратной задачи *дифференцированно по слоям сетки параметризации*. Рассмотренные методы практической регуляризации обобщаются на случай многокритериальных задач.

Линейными аналогами такой регуляризации можно считать алгоритмы, в которых оптимальная размерность решаемой СЛАУ согласовывается с физикой и обусловленностью задачи [Аронов, 1990; Страхов, 1998; Долгаль, 1999; Варенцов, 2002; Блох, 2009; Балк и др., 2011; Долгаль, 2012], а также алгоритмы регуляризации, основанные на низкоранговой аппроксимации (Low-rank approximation), при которой исходная матрица заданного ранга аппроксимируется матрицей, имеющей пониженный ранг (Best Rank k-Approximations, The truncated SVD), например, путем усечения сингулярного спектра матрицы по номеру, согласованному с уровнем погрешности правой части, что обеспечивает требуемый компромисс [Эккарт, Янг, 1936; Мирский, 1960; Hansen, 1987; Годунов и др., 1988; Марковский, 2012; Шишленин, 2016; Ревунова 2016].

В конце раздела 2.5 вводится цифровая разрешающая способность $\bar{r}_{\max}(N, \delta)$ геофизического метода и рассматриваются принципы цифровой эффективной параметризации [Шимелевич, 2013б], при которой дискретизируется не только исследуемая пространственная область, но и интервал возможных изменений искомой характеристики среды. Величина $\bar{r}_{\max}(N, \delta)$ равна максимальному числу подинтервалов длины $d > D_s \cdot \beta(N, 2\delta)$, укладываемых в общем интервале $[s_{\min}, s_{\min} + D_s]$ естественных априорных ограничений

(5); неоднозначность решений учитывается в интервалах квантования. Показано, что векторы параметров среды, компоненты которых изменяются дискретно по указанному правилу, являются гарантированно различными при заданном уровне δ_0 погрешности данных (т.е. не могут являться δ_0 -эквивалентными решениями обратной задачи при каких-либо входных данных). При цифровой параметризации определяются цветовые градации значений характеристики среды, а геоэлектрическая среда рассматривается как цифровое изображение. *Полная цифровая разрешающая способность* $\mathcal{R}_{\max}(\varepsilon_0, \delta_0) = (N_{\max}, \bar{r}_{\max})$ метода по пространству и по значениям искомой характеристики среды при заданных δ_0 и ε_0 определяется парой величин: $N_{\max}(\delta_0, \varepsilon_0)$ (аналог максимального числа пикселей изображения) и $\bar{r}_{\max}(N_{\max}, \delta_0)$ (аналог максимального числа различимых градаций цвета). Установлена связь цифровой разрешающей способности с \mathcal{E} -емкостью множества априорных ограничений. Отмечается, что введенная полная цифровая разрешающая способность $r_{\max}(N, \delta)$ является неслучайной информационной характеристикой геофизического метода, связанного с уравнением (6), которая определяет количество информации о среде, содержащейся в наблюдаемых полях при заданном уровне погрешности данных [Шимелевич, 2013б].

В **Выводах к главе 2** формулируются основные полученные результаты. Введены локальные априорные характеристики неоднозначности приближенных решений, определяемые локальным модулем непрерывности обратного оператора, установлена их зависимость от детальности и глубины исследований, что позволяет количественно охарактеризовать практическую некорректность нелинейной обратной задачи геоэлектрики с учетом ее специфики. Исследованы свойства априорных и апостериорных характеристик конечно-параметрических обратных задач в классе кусочно-постоянных решений, задаваемых на сетке параметризации; доказано, что неоднозначность решений монотонно не убывает (разрешающая способность метода монотонно не возрастает) с увеличением размерности сетки параметризации. Это приводит к неопределенности обратной задачи: более детальные решения оказываются хуже различимыми (разрешимыми). На основе полученных результатов разработан и обоснован новый метод практической регуляризации, адаптированный к свойствам задачи геоэлектрики в классах кусочно-постоянных решений и основанный на эффективной параметризации, обеспечивающий компромисс между точностью аппроксимации исследуемой среды и устойчивостью решения обратной задачи с учетом глубины восстанавливаемых параметров. Исследованы априорные и апостериорные характеристики неоднозначности многокритериальной обратной задачи; показано, что неоднозначность (погрешность) решения монотонно не возрастает при увеличении числа критериев. Введено понятие цифровой разрешающей способности геофизического метода, исследованы ее основные свойства.

Глава 3. Характеристики неоднозначности в задачах интерпретации данных геоэлектрики. В **Главе** представлены предлагаемые численные алгоритмы расчета характеристик неоднозначности решений нелинейных 2D и 3D обратных задач геоэлектрики в классах кусочно-постоянных решений. Ввиду нелинейности общего типа целевые функционалы этих задач могут обладать множеством точек локальных и глобального экстремумов и не сводятся к задачам выпуклого программирования. В связи с этим для их решения в диссертации используются алгоритмы случайного поиска, которые, как известно [Ермаков, 1975; Жданов и др., 2005; Граничин, 2011; Ермаков, Сипин, 2014; Kabanikhin et al., 2015], в большей степени приспособлены к задачам такого типа, чем строго детерминированные процедуры. Представлены: результаты тестирования алгоритмов на аналитических модельных примерах; примеры расчета характеристик неоднозначности для типовых 2D и 3D задач геоэлектрики; примеры эффективной параметризации среды на основе априорных характеристик неоднозначности [Шимелевич, 2013; Шимелевич и др., 2017а;

Шимелевич, 2020]. Все расчеты проводились для типовых задач геоэлектрики с применением методов МТЗ, АМТЗ, МВЗ на глубинах до 10 км в смешанном АМТ-МТ диапазоне частот 0.001 Гц–1000 Гц.

В разделе 3.1 представлены схемы алгоритмов расчета различных характеристик неоднозначности для задач геоэлектрики. Идею, лежащую в основе всех алгоритмов, проиллюстрируем на примере алгоритма APR.1.0 расчета априорной характеристики $\beta(N, 2\delta)$ типа (14), которая для уравнения (6) записывается в виде:

$$\beta(N, 2\delta) = \max \{ \|s' - s\| : s, s' \in S_N, \|A_N s' - A_N s\| \leq 2\delta \}.$$

Эта задача может быть переписана в эквивалентном виде:

$$\beta(2\delta) = \max \{ \|\Delta s\| : s \in S_N, \Delta s \in S_N, s + \Delta s \in S_N, \|\Delta f(s, \Delta s)\| \leq 2\delta \}, \quad (23)$$

$$\Delta s = s' - s, \Delta f(s, \Delta s) = A_N(s + \Delta s) - A_N s, s, s' \in S_N; \quad (24)$$

$$\hat{S}_N = \{ \Delta s : \Delta s \in R^N; [-D_s \leq \Delta s^n \leq D_s], n = 1, \dots, N \}. \quad (25)$$

Из (23) следует, что значение $\beta(N, 2\delta)$ при любых фиксированных N и δ , определяется парой скалярных величин $\|\Delta s\|$ и $\|\Delta f(s, \Delta s)\|$. Эти пары определяют точки $\xi(\|\Delta s\|, \|\Delta f\|)$ в пространстве R^2 , которые при всех допустимых изменениях s и Δs , задаваемых в (23)–(25), образуют некоторое множество $\bar{Q}_\Delta \subset R^2$:

$$\bar{Q}_\Delta = \{ \xi(\|\Delta s\|, \|\Delta f\|) : \Delta s \in \hat{S}_N, s \in S_N, s + \Delta s \in S_N, \Delta f(s, \Delta s) = A_N(s + \Delta s) - A_N s \}.$$

Задача нахождения $\beta(N, 2\delta)$ на основе множества \bar{Q}_Δ , согласно (23), заключается в нахождении точки с максимальной абсциссой $\|\Delta s\|$ среди точек $\xi(\|\Delta s\|, \|\Delta f\|) \in \bar{Q}_\Delta$, ординаты которых удовлетворяют условию $\|\Delta f\| \leq 2\delta$:

$$\beta(N, 2\delta) = \max \|\Delta s\|, \text{ при } \|\Delta f\| \leq 2\delta, \xi(\|\Delta s\|, \|\Delta f\|) \in \bar{Q}_\Delta. \quad (26)$$

Методом Монте-Карло строится имитирующее множество \tilde{Q}_Δ точек $\xi(\|\Delta s\|, \|\Delta f\|) \in \tilde{Q}_\Delta$; при этом компоненты векторов s и Δs меняются независимо случайным образом с равномерной плотностью в интервалах их допустимых значений, а для обеспечения равномерного распределения точек множества по оси X , диапазон возможных значений величины $\|\Delta s\| \leq 1$ разбивается на интервалы $[r_{\nu-1}, r_\nu]$, $\nu = 2, \dots, Q_2$; для отобранных значений s и Δs решаются прямые задачи и вычисляются величины $\|\Delta s\|$, $\|\Delta f\|$. На рис.1а представлен типичный пример имитирующего множества \tilde{Q}_Δ , построенного для модельной 2D задачи геоэлектрики. Красным цветом обозначены кривые, огибающие все точки множества \tilde{Q}_Δ , зеленым – кривые, проведенные через квантили, определенные по эмпирическим функциям распределения $\hat{F}(\Delta)$ случайной величины $\Delta = \|\Delta f\|$, построенным для каждой группы точек в интервале $[r_{\nu-1}, r_\nu]$ при пороге значимости $\eta = 0.05$. На рис.1б приведены кривые характеристики $\beta(N, 2\delta)$, построенные в соответствии с правилом (26) по красным и зеленым огибающим. По этим кривым определяются априорные оценки неоднозначности решений задачи (6) при заданном значении δ (с учетом или без учета порога значимости); например, при $\delta = 0.01$ соответствующие найденные значения оценок составили 0.027, 0.023. В диссертационной работе доказывается сходимость алгоритма расчета $\beta(N, 2\delta)$. Доказательство основано на свойствах монотонности верхней и нижней, огибающих множества \bar{Q}_Δ (Леммы 3.1.1, 3.1.2). Приводятся примеры зависимостей оценок величины $\beta(N, 2\delta)$ от размерности имитирующего множества. Рассматривается пример тестирования алгоритма на задаче, для

которой характеристика $\beta(N, 2\delta)$ выражается в аналитическом виде. Анализ данного примера показал, что средняя относительная ошибка $\Delta\bar{\beta}$ расчета $\beta(N, 2\delta)$ не превышает 0.01 уже при числе точек $Q_1 \approx 40$ в каждом интервале $[r_{v-1}, r_v]$. Поинтервальная скорость сходимости алгоритма для данного примера составила $\Delta\bar{\beta} \approx O(1/Q_1)$.

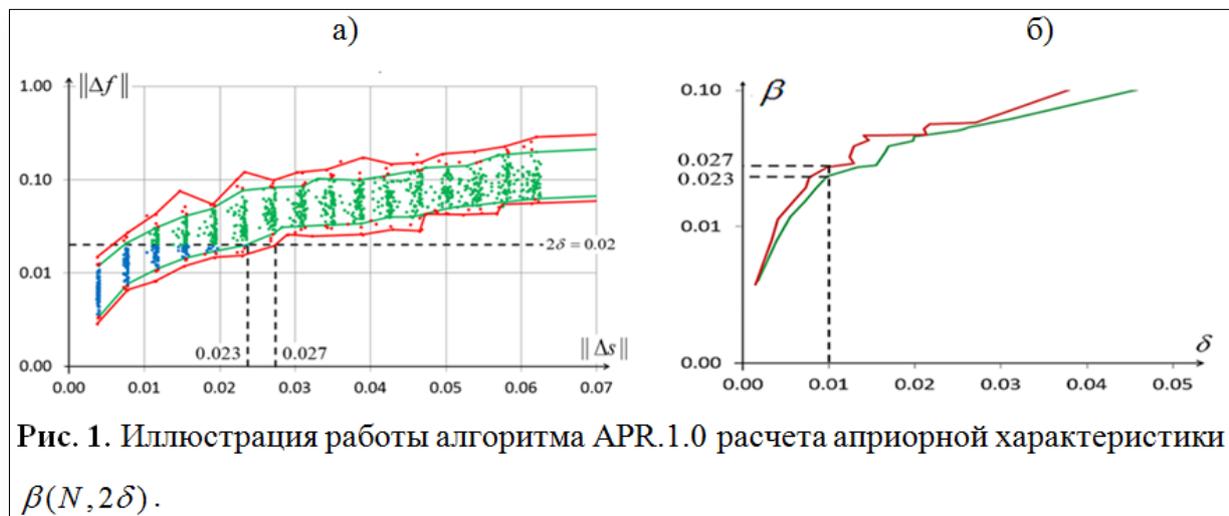


Рис. 1. Иллюстрация работы алгоритма APR.1.0 расчета априорной характеристики $\beta(N, 2\delta)$.

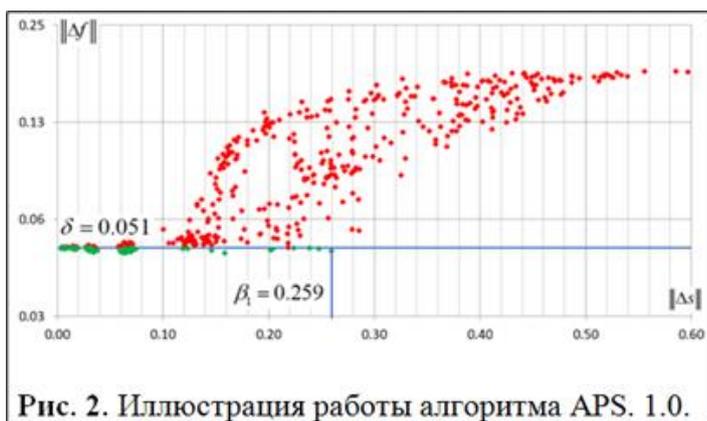


Рис. 2. Иллюстрация работы алгоритма APS.1.0.

Расчет апостериорной характеристики $\beta_1(N, f, s_\delta, \delta)$ неоднозначности фиксированного решения уравнения (6) отличается только правилом построения имитирующего множества \tilde{Q}_Δ^{aps} пар точек $\xi(\|\Delta s\|, \|\Delta f\|)$. Множество \tilde{Q}_Δ^{aps} отличается от рассмотренного выше множества \tilde{Q}_Δ тем, что по горизонтальной оси откладываются нормы отклонений от фиксированного

найденного решения задачи, а по вертикали - нормы соответствующих изменений откликов. На рис. 2 представлен пример, иллюстрирующий работу алгоритма APS.1.0 расчета апостериорной характеристики $\beta_1(N, f, s_\delta, \delta)$ для модельной задачи геоэлектрики; зеленым цветом обозначены точки имитирующего множества \tilde{Q}_Δ^{aps} , для которых $\|\Delta f\| < 2\delta$, красным – точки для которых $\|\Delta f\| > \delta$; огибающие множества \tilde{Q}_Δ не проводились; расчетная величина оценки $\beta_1(N, f, s_\delta, \delta)$ составила 25.9% при невязке решения $\delta = 0.051$.

Приводятся схемы алгоритмов для расчета локальных априорных и апостериорных характеристик, а также характеристик двухкритериальных задач. Обсуждаются вопросы дискретизации и выбора весовых коэффициентов используемых норм. Эти алгоритмы реализованы в виде программных комплексов. Расчет прямых 2D задач геоэлектрики проводился на основе авторской программы [Шимелевич, Оборнев, 2009]; для расчета прямых 3D задач использовался модуль MTD3FWD [Mackie et al., 1994]), находящийся в открытом доступе; процедуры ввода и вывода модуля модернизированы для целей массивных параллельных вычислений; при расчетах использовались суперкомпьютерные кластеры.

В разделе 3.2 приводятся примеры расчета априорных характеристик неоднозначности для некоторых типовых задач геоэлектрики; анализируются: зависимости локальных поярусных характеристик неоднозначности от глубины расположения и

детальности параметризации слоев сетки, сравнительные оценки неоднозначности однокритериальной и двухкритериальной задач, влияние сдвига сети наблюдений относительно исследуемого объекта на неоднозначность решения; влияние изменения диапазона допустимых значений искомой характеристики среды на неоднозначность решения. Делается вывод о том, что в целом расчетные характеристики неоднозначности соответствуют физике рассматриваемых задач и адекватно отражают теоретические свойства характеристик неоднозначности, рассмотренные в Главе 2.

В Разделе 3.3 приводятся примеры регуляризации задач обратных 2D, 3D задач геоэлектрики на основе эффективной сеточной параметризации среды. Для иллюстрации рассмотрим двухкритериальную 2D задачу геоэлектрики на основе бимодальных данных – импедансов $Z_{xy}(y, \omega)$, $Z_{yx}(y, \omega)$, соответствующих E, H -поляризациям МТ поля. На рис.3а представлены графики локальных априорных характеристик $\beta^i(2\delta)$ типа (18) для слоев θ_{N_i} исходной опорной сетки параметризации θ_{N_0} , совпадающей с сеткой прямой задачи размерности $N_0 = 5760$, покрывающей исследуемую область Ω . Зададимся уровнем погрешности данных $\delta_0 = 0.02$ и максимально допустимой пороговой величиной $\varepsilon_0 = 0.06$ погрешности решений обратной задачи. Из графиков видно, что, начиная с 5-го слоя опорной сетки, априорная неоднозначность $\beta^i(2\delta_0)$ нахождения параметров всех слоев при $\delta_0 = 0.02$ превышает заданную величину 0.06. На рис.3б представлены графики локальных априорных характеристик $\beta^i(2\delta)$ для получившихся 9 слоев θ_{N_i} , $i = 1, \dots, 9$, новой оптимальной сетки параметризации, построенной на основе выполнения условия для локальных характеристик $\beta^i(N_{\max}^i, 2\delta_0) \leq \varepsilon_0$ при $\delta_0 = 0.02$, $i = 1, \dots, 9$ (см. раздел 2.5). Полная размерность получившейся новой сетки параметризации составила $N_{\max}(\delta_0, \varepsilon_0) = 540$ ячеек.

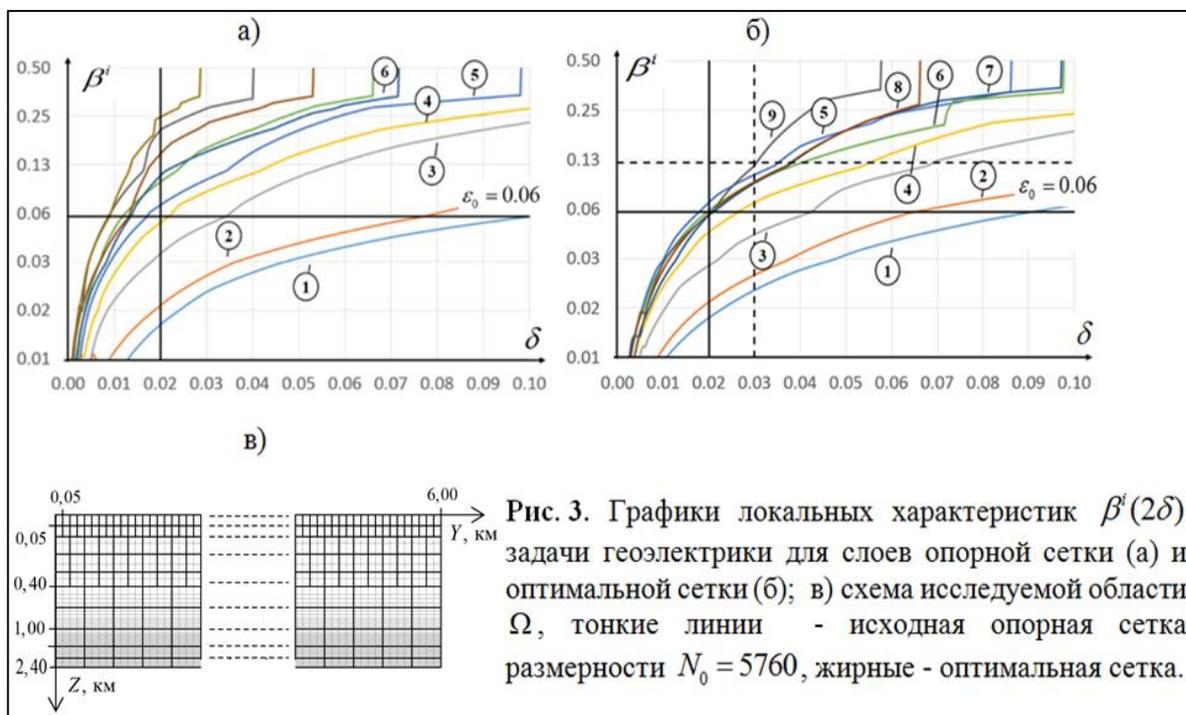


Рис. 3. Графики локальных характеристик $\beta^i(2\delta)$ задачи геоэлектрики для слоев опорной сетки (а) и оптимальной сетки (б); в) схема исследуемой области Ω , тонкие линии - исходная опорная сетка размерности $N_0 = 5760$, жирные - оптимальная сетка.

Здесь проявляется отмеченное выше свойство неопределенности обратных задач: уменьшение степени неоднозначности решений обратной задачи достигается ценой уменьшения пространственной детальности (размерности) исходной сетки θ_{N_0} параметризации. Заданные входные требования $\varepsilon_0 = 0.06$, $\delta_0 = 0.02$ в приведенном примере являются идеализированными и иллюстрируют сам принцип построения эффективной параметризации. Однако, даже на этом примере из графиков на рис. 3б видно, что при невязке

0.03 неоднозначность определения параметров 9-го (самого «плохого») слоя составляет 0.13, а при невязке 0.05 – превышает 0.25, что соответствует реальным величинам.

В **Разделе 3.4** приводятся примеры расчета цифровой разрешающей способности $\bar{F}_{\max}(N, \delta)$ метода (раздел 2.5). Например, для рассмотренной в предыдущем пункте задачи расчетная цифровая разрешающая способность составила $\bar{F}_{\max}(N_{\max}, \delta_0) = 14$ различных градаций. С учетом того, что полная размерность получившейся новой сетки параметризации составила $N_{\max}(\delta_0, \varepsilon_0) = 540$ ячеек, получаем, что полная цифровая разрешающая способность, ассоциированного с рассмотренной задачей, определяется в виде

$$\mathcal{R}_{\max}(\varepsilon_0, \delta_0) = (N_{\max}, \bar{F}_{\max}) = (540, 14).$$

Последнее означает, что для решений, получаемых с невязкой $\delta_0 \leq 0.02$, при заданной пороговой величине неоднозначности $\varepsilon_0 = 0.06$, можно выделить 540 пространственных различных элементов (ячеек сетки параметризации) в области исследований Ω и не более 14 гарантированно различных градаций искомой величины $\lg \rho$ в интервале ее допустимых значений $[s_{\min}, s_{\min} + D_s]$. Увеличить одно из чисел этой пары, можно только за счет уменьшения другого. В разделе приводятся также примеры расчета полной цифровой разрешающей способности других однокритериальных и двухкритериальных 2D и 3D задач геоэлектрики.

В **Выводах к главе 3** приводится краткое описание полученных результатов, касающихся разработки и обоснования, предлагаемых автором численных методов расчета характеристик неоднозначности приближенных решений нелинейных обратных задач геофизики; приводятся примеры расчета априорных характеристик неоднозначности и построения регуляризованных сеток параметризации для некоторых типовых прикладных, в том числе многокритериальных задач геоэлектрики, а также примеры расчета оценок цифровой разрешающей способности геофизического метода. Отмечается, что предлагаемые алгоритмы расчета характеристик неоднозначности задач геоэлектрики при некоторой адаптации могут использоваться для нелинейных обратных задач других геофизических методов.

Глава 4. Аппроксимационный нейросетевой метод решения нелинейных обратных задач геоэлектрики. За последние десятилетия был достигнут значительный прогресс в теории и практике решения обратных задач геоэлектрики, однако, хорошо известны проблемы их решения в случае нелинейности общего типа (проблема локальных экстремумов, неединственность точки глобального минимума и др.), осложняющие строгое обоснование и формализацию применяемых численных методов. Проблема усугубляется высокой размерностью задачи, а при изменении входных данных эту сложную задачу приходится каждый раз решать заново. Метод регуляризации Тихонова решает проблему неустойчивости, но проблема сложной нелинейности общего вида в сочетании с высокой размерностью задачи остается актуальной.

Один из возможных альтернативных подходов к решению нелинейных обратных задач, основанный на предварительном построении множества («банка») опорных решений прямых (а значит, и обратных) задач, в общем виде был сформулирован в работе [Тихонов и др., 1983]. Простейшая реализация этого подхода издавна использовалась в палеточном методе интерпретации геофизических данных. Множество опорных решений формировалось в виде палеток кривых для заданного набора параметров сред; интерполяция между кривыми проводилась интерпретатором «вручную». Дальнейшее развитие подхода было получено в НС методах. В работах [Poulton et al., 1989; Raiche, 1991; Poulton et al., 1992; Спичак, Попова, 1998; Shimelevich, Osborne, 1998] и ряде других работ была сформулирована концепция нейросетевого (НС) подхода к инверсии геофизических данных, в котором конструируемая нейросеть предварительно обучается «с учителем» на банке опорных решений. В этих и других ранних работах НС метод трактовался с позиций теории распознавания образов, что в

некоторых частных случаях представляется вполне оправданным. Вместе с тем, в работах [Шимелевич, Оборнев, 1999, Шимелевич, Оборнев, 2009] было показано, что в общем случае суть НС метода, применительно к проблеме решения обратных задач, состоит в том, что на заранее рассчитанном банке решений с помощью нейросетевой аппроксимационно-интерполяционной конструкции строится приближенный обратный оператор (так называемый НС аппроксиматор) для рассматриваемой задачи. Таким образом, обратная задача сводится к аппроксимационно-интерполяционной проблеме. Регуляризация задачи обеспечивается использованием оптимальной сетки параметризации (разделы 2.4, 3.3).

Нейросетевой метод позволил автоматизировать палеточный метод и обобщить его на многомерные 2D, 3D задачи.

В **Главе** дается обоснование аппроксимационного подхода к решению нелинейных обратных задач геофизики в классах кусочно-постоянных решений с позиции теории аппроксимации и интерполяции функций многих переменных. Рассматриваются оценки погрешности аппроксимационного метода и вопросы корректности задачи построения аппроксиматоров в общем случае. Практической реализацией данного подхода является развиваемый в диссертации регуляризованный аппроксимационный нейросетевой – АНС метод, в котором строятся НС аппроксиматоры с использованием нейросетей.

В **разделе 4.1** проблема поиска приближенного решения обратной задачи (6) рассматривается с позиций теории аппроксимации и интерполяции функций многих переменных. Рассматривается конечно-разностный аналог уравнения (6),

$$\tilde{A}_N s = f, \quad s \in S_N \subset R^N, \quad f \in R^M, \quad M \geq N, \quad (27)$$

где $f = (f^1, \dots, f^M)$ – вектор характеристик геофизических полей, сформированный на основе проецирования измеренных данных на сетку прямой задачи в области наблюдений Ω_1 ; $\tilde{A}_N : R^N \rightarrow R^M$ – конечно-разностный оператор прямой задачи.

Аппроксимационный метод. Понятие аппроксиматора. При аппроксимационном подходе для задачи (27) строится приближенный обратный оператор задачи с помощью некоторой, заданной в аналитическом виде, векторной функции M переменных $\Psi(\hat{a}, f) = (\Psi^1, \dots, \Psi^M)$, $f \in R^M$, где $\hat{a} = (a^1, \dots, a^{M_a}) \in R^{M_a}$ – вектор свободных коэффициентов. Функцию $\Psi(\hat{a}, f)$ называют *аппроксиматором* инверсии или просто аппроксиматором. С помощью построенного аппроксиматора приближенное решение задачи (27) записывается в виде

$$s = \Psi(\hat{a}, f). \quad (28)$$

Обычно рассматриваются аппроксиматоры, координатные функции которых непрерывны по \hat{a} , f ; свободные коэффициенты $\hat{a} = (a^1, \dots, a^{M_a})$ определяются на основе следующих соображений. Строится некоторый «представительный» набор $S_{bs} \subset S_N$ векторов параметров среды $s_q \in S_{bs}$ и соответствующий набор E_{bs} откликов среды $f_q = \tilde{A}_N s_q \in E_{bs}$, $q = 1, \dots, Q_{bs}$. В итоге формируется множество $\mathbb{Q}_{bs}(S_{bs}, E_{bs}, Q_{bs})$ опорных решений прямых (а значит и обратных) задач для уравнения (27), после чего проблема нахождения коэффициентов $\hat{a} = (a^1, \dots, a^{M_a})$ сводится к основной классической задаче теории аппроксимации функций на заданном множестве [Ахиезер, 1947]; коэффициенты $\hat{a} = (a^1, \dots, a^{M_a})$ функции $\Psi(\hat{a}, f)$ определяются из решения экстремальной задачи минимизации функционала ошибки

$$\hat{a}_0 = \arg \min \{ \varepsilon_{err}(\hat{a}) : \hat{a} \in Q_\Psi \}, \quad (29)$$

где

$$\varepsilon_{err}(\hat{a}) = \sum_q^{Q_{bs}} \left\| \Psi(\hat{a}, f_q) - s_q \right\|^2, \quad s_q \in S_{bs}, \quad f_q \in E_{bs};$$

$Q_\Psi \in R^{M_a}$ – множество допустимых значений коэффициентов. Эту задачу называют задачей «обучения аппроксиматора», а множество $Q_{bs}(S_{bs}, E_{bs}, Q_{bs})$ – «обучающим множеством». Пусть \hat{a}_0 – точка (одна из точек), в которой достигается глобальный минимум задачи (29). Обученный аппроксиматор $\Psi(\hat{a}_0, f)$ позволяет быстро и единообразно (за первые десятки секунд, *вне зависимости от физической размерности* задачи), вычислять приближенное решение $\tilde{s} = \Psi(\hat{a}, f)$ обратной задачи (27) для любых данных $f \in R^M$ без задания первого приближения, что является основным достоинством аппроксимационного метода. Обозначим через s_T точное, а $s_\Psi = \Psi(\hat{a}_0, f_T)$ – приближенное решение уравнения (27), полученное с помощью аппроксиматора при точно заданной правой части $f_T = \tilde{A}_N s_T$. Ошибка $\|s_\Psi - s_T\|_{R^N}$ решения s_Ψ уравнения (27) за счет неточности обратного оператора отлична от нуля даже при точной правой части и оценивается неравенством $\|s_\Psi - s_T\| \leq \varepsilon_\Psi$, где ε_Ψ – собственная ошибка (ошибка обучения) аппроксиматора $\Psi(\hat{a}_0)$ ¹⁾, которая определяется из решения экстремальной задачи [Шимелевич и др., 2017а]

$$\varepsilon_\Psi(\hat{a}_0) = \max \{ \|\Psi(\hat{a}_0, A_N s) - s\| : s \in S_N \}. \quad (30)$$

Если известен уровень δ_0 погрешности ζ правой части $f = f_T + \zeta$, $\|\zeta\| \leq \delta_0$, то суммарная ошибка решений $s_{\Psi, \delta}$ обратной задачи (27) оценивается неравенством $\|s_{\Psi, \delta} - s_T\| \leq \varepsilon_{\Psi, \delta}(\delta_0)$, где $\varepsilon_{\Psi, \delta}(\delta_0)$ определяется из решения экстремальной задачи вида

$$\varepsilon_{\Psi, \delta}(\delta_0) = \max \{ \|\Psi(\hat{a}_0, A_N s + \zeta) - s\| : s \in S_N, \|\zeta\| \leq \delta_0 \}.$$

Из непрерывности координатных функций аппроксиматора $\Psi(\hat{a}, f)$ по f следует, что $\varepsilon_{\Psi, \delta}(\delta_0) \rightarrow \varepsilon_\Psi(\hat{a}_0)$, при $\delta_0 \rightarrow 0$.

Для приближенного расчета величин ε_Ψ , $\varepsilon_{\Psi, \delta}(\delta_0)$ формируются независимые тестирующие множества Q^{Tst} опорных решений и вычисляются различные оценки собственной ошибки аппроксиматора, определяемые непрерывными функционалами от разности $s_\Psi - s_T$, которые выражают ошибку аппроксиматора на «незнакомых» данных.

В частности, вычисляется средняя ошибка аппроксиматора $\bar{\varepsilon}_\Psi$ по тестирующей независимой выборке Q^{Tst} известных решений

$$\bar{\varepsilon}_\Psi = \frac{1}{I_{Tst}} \sum_q^{I_{Tst}} \|s_{\Psi, q} - s_{T, q}\|^2, \quad s_{\Psi, q}, s_{T, q} \in Q^{Tst}.$$

Рассматриваются вопросы корректности задачи обучения аппроксиматора. Решение задачи (29) существует, однако, может быть неединственным. Формулируется задача построения аппроксиматора с минимальной средней собственной ошибкой, которая сводится к решению двухкритериальной экстремальной задачи вида:

$$\begin{cases} Q_\Psi^* = \text{Arg min} \{ \varepsilon_{err}(\hat{a}) : \hat{a} \in Q_\Psi \} \\ \hat{a}_{\min} = \text{arg min} \{ \bar{\varepsilon}_\Psi(\hat{a}) : \hat{a} \in Q_\Psi^* \} \end{cases}. \quad (31)$$

Доказывается (Теорема 4.1.1), что для уравнения (27) при любых фиксированных M и N , $M \leq N$ и заданных множествах $Q_{bs}(S_{bs}, E_{bs}, Q_{bs})$, Q^{Tst} существует непрерывный

¹⁾ В дальнейшем обученный аппроксиматор мы будем иногда обозначать без указания аргумента, как приближенный обратный оператор $\Psi(\hat{a}_0)$ задачи.

аппроксиматор $\Psi(\hat{a}_0)$, $\hat{a}_0 = \hat{a}_{\min}$ с непрерывными координатными функциями заданного типа и минимальной собственной средней ошибкой $\bar{\varepsilon}_{\Psi}^*$. Решение задачи (31) также может быть неединственным, однако, нас устраивает любое ее решение, так как оно дает набор коэффициентов для аппроксиматора $\Psi(\hat{a}_0)$, $\hat{a}_0 = \hat{a}_{\min}$ с минимальной собственной ошибкой $\bar{\varepsilon}_{\Psi}^*$ по тестирующему множеству. Понятно, что при численном решении (31) необходима регуляризация задачи. В данной работе проводится регуляризация, предусмотренная в алгоритмах обучения НС аппроксиматоров.

Приближенные решения обратной задачи, получаемые с помощью аппроксиматора, являются устойчивыми по отношению к входным данным в силу его непрерывности по f . Для получаемых с помощью аппроксиматоров $\Psi(\hat{a}_0)$ приближенных решений обратной задачи вычисляются невязки и соответствующие им апостериорные оценки неоднозначности (погрешности).

Локальные аппроксиматоры. Для практических обратных задач геофизики бывает необходимо определить значения некоторой группы параметров $s_D = (s^{N_1}, \dots, s^{N_D})$, $N_1 \geq 1$, $N_D \leq N$, определяющих свойства среды в некоторой изучаемой локальной подобласти $D \subset \Omega$ исследуемой области Ω , на основе неполного локального набора данных $f_D = (f^{M_1}, \dots, f^{M_D})$, $M_D \leq M$, определенных на части $\Omega_{1,D}$ всей границы Ω_1 исследуемой области Ω . В общем случае эта задача выходит за рамки классической постановки обратной задачи, прежде всего потому, что, зная параметры среды только в подобласти D , нельзя решить прямую задачу. Однако, имея в распоряжении множество $\mathbb{Q}_{bs}(S_{bs}, E_{bs}, Q_{bs})$ опорных решений задачи (1), используемое для построения классического аппроксиматора $\Psi(\hat{a})$, можно построить приближенный *локальный аппроксиматор* $\Psi_D(\hat{a}, f_D)$, который заданному вектору неполных данных f^D ставит в соответствие вектор параметров s^D (задача *частичной инверсии по неполным данным*) [Шимелевич, Оборнев, 2009]:

$$\Psi_D : f_D \rightarrow s_D.$$

Задача определения коэффициентов локального аппроксиматора Ψ_D также, как и в случае полного набора данных, может быть сведена к аппроксимационно-интерполяционной проблеме (29) [Шимелевич, Оборнев, 1999; 2017; 2018]. Доказывается (Теорема 4.1.2), что для уравнения (27) при любых фиксированных M и N , $M \leq N$, $N_D \leq N$ и заданных множествах $\mathbb{Q}_{bs}(S_{bs}, E_{bs}, Q_{bs})$, \mathbb{Q}^{Tst} существует локальный аппроксиматор $\Psi_D(\hat{a}_0)$, $\hat{a}_0 = \hat{a}_{\min}$ с непрерывными координатными функциями заданного типа и минимальной собственной средней ошибкой $\bar{\varepsilon}_{\Psi}^*$.

Выделяют локальные аппроксиматоры I и II типов. При обучении локального аппроксиматора I типа на основе множества опорных решений \mathbb{Q}_{bs} , параметры среды, не принадлежащие выделенной группе s^{N_1}, \dots, s^{N_D} , также варьируются от примера к примеру, чем обеспечивается независимость обучаемого локального аппроксиматора от параметров, определяющих свойства среды в подобласти $\Omega \setminus D$. Связь между *локальной группой* параметров $s_D = (s^{N_1}, \dots, s^{N_D})$ и *локальным* набором данных $f_D = (f^{M_1}, \dots, f^{M_D})$ может быть численно «более значимой», чем между полными векторами s и f за счет включения в набор данных $f_D = (f^{M_1}, \dots, f^{M_D})$ только наиболее существенных (по отношению к заданному набору s^{N_1}, \dots, s^{N_D} параметров) откликов среды из множества \mathbb{Q}_{bs} опорных решений, что позволяет уменьшить собственную ошибку обучения локального аппроксиматора Ψ_D , по сравнению с классическим. В задачах геоэлектрики существование наиболее значимых групп данных для

выбранной *группой* параметров, физически обусловлено прежде всего экспоненциальным затуханием квазистационарного ЭМ поля в проводящей среде по горизонтали и с глубиной (ср. раздел 2.2), а также различной для различных характеристик поля, зависимостью скорости затухания поля от частоты. Поэтому для задач геоэлектрики целесообразно выделять локальные группы параметров $s_D = (s^{N_1}, \dots, s^{N_D})$ на различных глубинах и строить *поярусные локальные аппроксиматоры* $\Psi_D^i, i=1, \dots, I$ для каждого яруса сетки параметризации, при обучении которых использовать соответствующие локальные по горизонтали индивидуальные наборы частот и характеристик поля. С вычислительной точки зрения использование локальных групп данных обеспечивает уменьшение ошибки обучения за счет сокращения размерности задачи обучения и общего сжатия данных. В процессе обучения решается задача определения оптимальных размерностей векторов выделяемых групп параметров и соответствующих им групп данных, обеспечивающих минимум ошибки обучения дифференцированно для каждого яруса сетки параметризации. Заметим, что полная размерность входных данных для практических 3D задач геоэлектрики может составлять $\sim 10^4 \div 10^6$, а размерность выходных данных, определяемая числом искомых параметров модели $\sim 10^2 \div 10^4$; обучить классический аппроксиматор с такими размерностями входа и выхода обычно не представляется возможным, поэтому сжатие входных и выходных данных, с учетом физики задачи (затухания поля с глубиной), является необходимой мерой.

При решении обратной задачи ЭМ мониторинга с помощью аппроксиматора I рода, задается подобласть $D \subset \Omega$ предполагаемой динамики параметров $s_D = (s^{N_1}, \dots, s^{N_D})$ среды в этой подобласти; для параметров $s_D = (s^{N_1}, \dots, s^{N_D})$ формируется соответствующий оптимальный набор наиболее значимых данных $f_D = (f^{M_1}, \dots, f^{M_D})$ и строится локальный аппроксиматор I типа $\Psi_D: f_D \rightarrow s_D$ с минимальной собственной ошибкой. Согласно упомянутой выше теореме 4.1.2, такой аппроксиматор существует. Из-за трудной технической доступности пространственная область $\Omega_{1,D}$ измеряемых данных $f_D = (f^{M_1}, \dots, f^{M_D})$ не всегда может быть выбрана так, чтобы обеспечить оптимальный набор входных данных; в этом случае формируется наилучшая из возможных областей измерений, обеспечивающая минимальную ошибку обучения аппроксиматора.

При обучении локального аппроксиматора II типа, множество опорных \mathbb{Q}_{bs} решений формируется таким образом, что параметры среды, не принадлежащие выделенной группе, s^{N_1}, \dots, s^{N_D} , остаются фиксированными и считаются известными в области $\Omega \setminus D$ на основе априорной информации. Аппроксиматоры II типа используются при решении обратных задач типа «уточнение параметров гипотезы», когда часть физических и геометрических параметров среды известна, а также обратных задач ЭМ мониторинга ранее изученной среды, когда ее геоэлектрические параметры полностью известны, а требуется отслеживать в режиме реального времени динамику электропроводности отдельных подобластей на основе локальных или разреженных сетей наблюдения.

Аппроксимационный метод не минимизирует в явном виде невязку решения для заданной фиксированной правой части уравнения (27). Уменьшение невязки решения, найденного с помощью универсального аппроксиматора $\Psi(\hat{a}_0)$ I типа, при необходимости, может быть достигнуто с помощью каких-либо методов с использованием найденного НС решения, в качестве первого приближения (см. ниже раздел 4.2).

В качестве координатных функций аппроксиматоров могут использоваться различные непрерывные многочлены, задаваемые в аналитическом виде, что существенно облегчает решение оптимизационной задачи обучения аппроксиматора. К их числу относятся нейросетевые многочлены – искусственные нейросети. Помимо классических многочленов для этих целей могут использоваться классы функций более общей природы,

удовлетворяющие условиям теоремы Вейерштрасса-Стоуна [Stone, 1948; Ильин, Позняк, 2002; Cybenko, 1989; Hornik et al., 1989] и ее обобщениям [Горбань, 1998].

В разделе 4.2 представлен *аппроксимационный нейросетевой* (АНС) метод решения уравнений вида (27), который является представителем рассмотренного выше аппроксимационного подхода. В АНС методе в качестве координатных функций $\Psi^n(V, W, x)$ аппроксиматора используются многослойные нейронные сети (нейросетевые полиномы) вида

$$\Psi^n(V, W, x) = \lambda_0 \sum_{l_g=1}^{L_g} v_g^{n l_g} \lambda_g \left(\dots \sum_{l_2=1}^{L_2} v_2^{l_2} \lambda_2 \sum_{l_1=1}^{L_1} v_1^{l_1} \lambda_1 \left(\sum_{m=1}^M w^{l_m} x^m \right) \right), \quad n = 1, \dots, N, \quad (32)$$

где $W = \{w^{l_m}\}$ – матрица коэффициентов входного слоя сети; $V = \{v_1^{n l_1}, \dots, v_g^{n l_g}\}$ – набор матриц скрытых слоев сети; элементы этих матриц определяют свободные коэффициенты НС аппроксиматора $\Psi(V, W, x)$ данного типа; $\lambda_k(x)$, $k = 1, \dots, \mathcal{G}$ – заданные, так называемые, нелинейные функции активации слоев нейросети, имеющие вид сигмоид $\lambda(x) = 1 / (1 + e^{-x})$, \mathcal{G} – общее число слоев сети, определяющее сложность (порядок) нейросети; $\lambda_0(x)$ – функция активации на выходе сети.

Нейросети вида (32) называются *многослойными* персептронами (MLP-сетями), которые по своему типу относятся к полносвязным нейронным сетям [Хайкин, 2006]. MLP-сети в настоящее время широко используются при решении нелинейных задач в различных отраслях математической физики и вычислительной математики: [Павлов, 1994; Васильев, 2004; Васильев, 2007; Корженевский, 2007; Хайкин, 2006; Ротштейн и др., 1998]. Все результаты, представленные выше в разделе 4.1, справедливы для НС аппроксиматоров с координатными функциями вида (32) и непрерывными функциями активации $\lambda_k(x)$. Наряду с полносвязными нейронными сетями, в диссертации приводятся основные сведения по *глубоким нейросетям сверточного типа* и особенностям их использования в геофизике.

В ранних работах [Hidalgo et al., 1994; Poulton, 2002; Спичак, Попова, 1998; Shimelevich, Osborne, 1998; Spichak V., Porova, 2000; Спичак, Попова, 2004] применялись простейшие *трехслойные* MLP-сети и *стандартные алгоритмы обучения* [Хайкин, 2006]. При этом использовались множества опорных решений ~ 100 примеров. Это позволяло получать приближенные решения простейших малопараметрических обратных задач геоэлектрики с числом искомым параметров $N \sim 10 \div 15$.

В диссертационной работе на базе предшествующих работ разработан современный регуляризованный АНС метод и алгоритмы решения обратных задач геоэлектрики в классах сред с кусочно-постоянным распределением электропроводности. В основе алгоритма лежит конструирование и построение НС аппроксиматоров различных типов с помощью *нейронной сети сверточного типа*, адаптированной к решению обратной задачи и включающей слои отбора существенных признаков, сжатия и накопления данных, подавления влияния неизвестной фоновой среды и других преобразований данных с целью уменьшения ошибки обучения аппроксиматоров и повышения эффективности АНС метода.

Основные алгоритмические преимущества современной версии АНС метода состоят в следующем [Шимелевич и др., 2017а; 2018; 2022]:

- решению обратной задачи предшествует адаптивная регуляризация задачи дифференцированно по глубине исследований на основе учета скин-эффекта ЭМ поля и разрешающей способности геофизического метода;
- для находимых приближенных решений обратной задачи вычисляются апостериорные оценки неоднозначности (погрешности), не зависящие от применяемого численного метода инверсии;
- «плохая нелинейная экстремальная задача» обучения аппроксиматора решается один раз для заданного достаточно широкого класса сред, соответствующего одной из типовых задач геоэлектрики (малоглубинные рудные задачи, среднелугубинные задачи при поисках

углеводородов и др.); в методах минимизации функционала невязки такая задача решается каждый раз заново для новых данных;

- АНС метод, как правило, дает хорошее 1-ое приближения для других методов инверсии, при минимальной априорной информации о строении среды.

С помощью обученного фиксированного НС аппроксиматора стало возможным решать обратные 2D и 3D задачи геоэлектрики:

- без задания 1-го приближения;

- с числом искомых параметров $N \sim n \cdot 10^3$ и более,

- формализовано и единообразно для любых входных данных, при полном исключении субъективности и человеческого фактора, при этом не требуется специальной квалификации оператора;

- за первые десятки секунд независимо от физической размерности задачи,

- на основе локальных данных; при этом определяются формализованные требования к минимальному объему измеряемых данных и к конфигурации измерительной сети; это позволяет проводить инверсию данных, измеряемых в областях, протяженных в горизонтальных направлениях.

Основные практические преимущества современной версии АНС метода в том, что он позволяет проводить:

- экспресс-инверсию данных, измеряемых в полевых условиях, в том числе в движении, с использованием персонального компьютера;

- НС электромагнитный мониторинг динамических параметров среды в режиме реального времени на основе режимных МТ данных, измеряемых на локальных и/или сильно разреженных сетях наблюдений в зонах неустойчивости. Локальные и разреженные сети наблюдений позволяют «обходить» труднодоступные области [Шимелевич и др., 2003; Shimelevich et al., 2007; Шимелевич, Оборнев, 2008; Шимелевич и др., 2017б].

Далее в диссертационной работе представлен новый аппроксимационно-итерационный (АИНС) алгоритм, позволяющий уточнять решения, получаемые АНС методом. Реализованы две модификации АИНС метода: модификация АИНС1, основанная на построении новых уточняющих аппроксиматоров, которые строятся в окрестности найденного АНС решения [Шимелевич, 2013а; Шимелевич и др., 2013б; Шимелевич и др., 2017] и модификация АИНС СП [Шимелевич и др., 2022], в которой применяется метод случайного поиска с использованием алгоритмов кластеризации k -средних и интерполяции методом обратных взвешенных расстояний (IDW).

В конце раздела 4.2 приводится общая схема применения предлагаемых методов для решения обратных задач геоэлектрики и ЭМ мониторинга.

В **Выводах к главе 4** кратко формулируются результаты, которые состоят в разработке и обосновании АНС, АИНС методов, применительно к нелинейным многокритериальным обратным задачам геоэлектрики и ЭМ мониторинга. Отмечается, что метод может быть адаптирован также к нелинейным обратным задачам других геофизических методов (гравиомагнитометрия и др.).

Глава 5. Численная реализация аппроксимационного нейросетевого метода. В **Главе** представлены схемы алгоритмов АНС метода для решения нелинейных обратных задач геоэлектрики и ЭМ мониторинга. Основу алгоритмов составляет алгоритм обучения НС аппроксиматоров с помощью нейросети сверточного типа, адаптированной к особенностям решаемой обратной задачи. Представлены также схемы алгоритмов АИНС метода уточнения НС решения, полученного с помощью аппроксиматора. Рассматриваются примеры решения обратных задач геоэлектрики и НС электромагнитного мониторинга на модельных данных.

Общая схема алгоритма АНС метода, представляемая в диссертационной работе, включает следующие основные блоки [Шимелевич и др., 2018; Шимелевич и др., 2022]:

- I. Адаптивная регуляризация задачи.
- II. Построение (обучение) НС аппроксиматора.
- III. Решение обратной задачи; расчет невязки.
- IV. Уточнение НС решения.
- V. Расчет апостериорных оценок.

Алгоритмы I, V блоков рассмотрены в Главе 3. В настоящей Главе представлены алгоритмы II, III, IV блоков.

В разделе 5.1 отмечается, что алгоритм АНС метода по своему типу относится к *рандомизированным алгоритмам*, в которых на различных этапах применяются детерминированные и стохастические методы [Граничин, 2011]. Необходимость стохастических методов диктуется тем, что нелинейная экстремальная задача (29) обучения НС аппроксиматора, составляющая основу АНС метода, в общем случае *не сводятся к задаче выпуклого программирования*. Алгоритм включает в себя три основных этапа. На I этапе исходная детерминированная экстремальная задача обучения (29) *рандомизируется* и решается методами случайного поиска с применением алгоритмов Монте-Карло и технологий сетей сверточного типа. На II этапе проводится *дерандомизация* задачи: обученный аппроксиматор фиксируется и принимается за приближенный обратный оператор задачи (27). С его помощью на основе элементарных алгебраических операций вычисляется решение обратной задачи для любых предложенных данных и затем с помощью прямого оператора рассчитывается невязка. На III этапе с целью уменьшения невязки (если это необходимо) полученное решение уточняется АИНС методом, включающим рандомизированные процедуры.

A. Схема алгоритма обучения локального НС аппроксиматора I типа.

A1. Расчет обучающего множества опорных решений. Для заданного класса сред строится множество опорных решений задачи (27). Искомые параметрами задачи являются компоненты вектора s^1, \dots, s^N , равные логарифмам удельного сопротивления $\lg \rho$ в ячейках заданной сетки θ_N параметризации, покрывающей исследуемую область Ω : $s^n = \lg \rho^n$, $n = 1, \dots, N$, при заданных априорных ограничениях (5). Параметры s^n , $n = 1, \dots, N$ модели варьируются независимо по равномерному закону в заданном диапазоне априорных ограничений $[s_{\min} \leq s^n \leq s_{\min} + D]$; одновременно варьируются также параметры неизвестной фоновой (обычно горизонтально-слоистой) среды, окружающей исследуемую область (для подавление ее влияния на обучаемый аппроксиматор).

Для каждой комбинации параметров модели решаются прямые задачи и вычисляются соответствующие отклики среды – расчетные характеристики поля, задаваемые на площадной (профильной) измерительной пространственно-частотной сетке на границе Ω_1 исследуемой области Ω ; характеристиками поля являются элементы тензоров и/или типперов электромагнитного поля; размерность M полного вектора данных равна произведению точек измерения M_p , числа частот M_ω и числа M_z используемых характеристик поля:

$$M = M_p \cdot M_\omega \cdot M_z.$$

Как уже отмечалось, ввиду большой размерности данных геоэлектрики, обучить классическую полносвязную MLP-сеть не представляется возможным. В НС методах распознавания образов применяются сверточные сети, в которых в отличие от полносвязных сетей, каждый элемент последующего слоя данных связан с группой элементов (окном) предыдущего слоя посредством свертки. На основе этой идеи в настоящей работе была сконструирована авторская нейронная сеть сверточного типа, в которой, в соответствии с принципами раздела 4.1, строятся поярусные локальные НС аппроксиматоры I типа [Шимелевич, Оборнев, 2003; 2008; 2009; Шимелевич и др., 2017].

A2. Построение обучающей сети CNN.INV сверточного типа. Строится и обучается авторская CNN.INV-сеть сверточного типа. Аббревиатура CNN является общепринятой в

литературе для обозначения сверточных сетей [Шарден и др., 2018], сокращение INV подчеркивает прикладную специфику сети, ориентированную на обратные задачи. CNN.INV-сеть включает три макрослоя.

Примечание. В ИС технологиях последовательные преобразования данных и формируемые при этом массивы традиционно называют слоями нейросети.

A2.1. Макрослой формирования входных данных сети. Формируется полный массив расчетных характеристик ЭМ поля из банка опорных решений, заданных в точках измерительной сети на сетке частот. Число двумерных массивов (слоев макрослоя A2.1) с учетом числа частот и числа используемых комплексных характеристик поля для каждого примера из банка решений, может достигать 200 и более.

A2.2. Макрослой преобразования данных. Макрослой включает различные слои преобразований данных, применяемых в сверточных сетях и адаптированных к решаемой обратной задаче:

- слои сжатия данных (понижение размерности задачи обучения); в пределах каждого i -го, $i = 1, \dots, I$ яруса сетки параметризации θ_N выделяется группа параметров среды $s_i = (s_i^1, \dots, s_i^{N_i})$, в пределах области D_i , определяющей «окно» параметров; для этого окна параметров из всего массива входных данных выявляется группа $f_i = (f_i^1, \dots, f_i^{M_i})$ наиболее значимых (существенных) характеристик поля с учетом расположения точек измерений и частоты поля, которые образуют *сверточные окна входных данных* F_i . Окна F_i , D_i определяют входы и выхода будущих поярусных локальных аппроксиматоров; В процессе работы сети определяются оптимальные размерности сверточных окон для каждого яруса сетки параметризации, обеспечивающие минимальные ошибки обучения $\bar{\varepsilon}_{\psi_i}(\hat{a})$.
- слои поярусной аугментации данных представляют собой процесс увеличения объема обучающей выборки в сверточном окне F_i за счет добавления в него однотипных входных данных из банка решений \mathbb{Q}_{bs} с заданными весами, эти данные образуются в результате свертки окна данных F_i с полным массивом входных данных;
- слои поярусного пулинга производят дополнительное нелинейное сжатие входных данных для уменьшения размерности пространства обучающих данных и улучшения аппроксимационных свойств сети. В данной сети пулинг реализуется путем выделения квазиоднородных групп данных и объединении нескольких значений в одно по заданному правилу;
- слои формирования локальных фокусирующих аппроксиматоров, обучаемых на вспомогательных сетках параметризации с различной детальностью позволяют увеличить общую детальность итогового решения; для каждого такого аппроксиматора рассчитывается дополнительный банк решений прямых задач.

Общее число слоев в макрослое A2.2 определяется числом проводимых преобразований и числом ярусов сетки параметризации и может достигать $\sim n \cdot 10^2$. Выходом макрослоя являются поярусные сжатые карты признаков \bar{F}_i , $i = 1, \dots, I$, которые содержат в концентрированном виде всю информацию о полном массиве входных данных.

A2.3. Макрослой обучения полносвязных MLP-сетей включает слои обучения полносвязных MLP-сетей, входом которых являются карты признаков \bar{F}_i , $i = 1, \dots, I$, а выходом – соответствующие окна D_i параметров среды для каждого i -го, $i = 1, \dots, I$ яруса сетки параметризации:

- слой формирования архитектуры нейросети, общей для всех ярусов сетки; определяется число скрытых слоев сети, число нейронов в скрытых слоях, типы функции активации;

- слои обучения MLP-сетей для каждого i -го, $i = 1, \dots, I$ яруса сетки параметризации, которые, помимо стандартных процедур оптимизации (расчет производных и др., [Галушкин, 1974; Werbos, 1974; Хайкин, 2006; Воронцов, 2009]) включают различные эвристики типа:
 - «ранняя остановка», которая помогает избежать переобучения, предотвращая излишнюю подгонку модели к обучающим данным;
 - повторные пуски при новых начальных значениях свободных коэффициентов;
 - прореживание (dropout), при котором нейрон становится активным только с некой вероятностью p , т.е. его вес может приравниваться к 0, и ряд других эвристик [Хайкин, 2016; Воронцов, 2009];
 - слои классической (тихоновской) L2-регуляризации, путем добавления в целевой функционал обучения квадрата нормы вектора параметров $\|w\|^2$ с параметром регуляризации α : $\varepsilon_{err}(\hat{a}) + \alpha \|w\|^2$;
 - слои формирования обученных аппроксиматоров Ψ_D^i , $i = 1, \dots, I$;
 - слои формирования независимых тестирующих множеств Q^{Tst} опорных решений и вычисления собственной ошибки обученных аппроксиматоров.
- Выходом макрослоя является набор обученных поярусных локальных НС аппроксиматоров Ψ_D^i , $i = 1, \dots, I$ для каждого яруса сетки параметризации с рассчитанными собственными ошибками.

А3. Работа сети CNN.INV. В процессе работы всей CNN.INV-сети реализуются многократные циклы, при которых меняются числовые параметры всех проводимых преобразований, обучаются вспомогательные локальные аппроксиматоры и определяются их ошибки; в результате определяются оптимальные значения параметров преобразований, при которых собственные ошибки финальных локальных аппроксиматоров минимальны для каждого яруса сетки. В число оптимизируемых параметров преобразований сети входят:

- размерности сверточных окон параметров среды и входных данных;
- кратность увеличения размерности обучающей выборки за счет аугментации;
- размерность окон пулинга;
- параметр регуляризации;
- размерность уточняемой в процессе обучения сетки параметризации задачи;
- число слоев и нейронов в слоях MLP-сетей.
- размерность множества опорных решений.

Многочисленные расчеты по обучению сетей с различной архитектурой показали, что наилучшие результаты применительно к рассматриваемым задачам геоэлектрики показали пятислойные MLP-сети с количеством нейронов в скрытых слоях 32,16,8 при использовании оптимальных входных и выходных сверточных окон; в скрытых слоях использовалась логистическая функция активации $\lambda(x) = 1 / (1 + e^{-x})$, в выходном слое – линейная. Для рассматриваемых задач геоэлектрики приемлемые для практики результаты могут быть получены при фактических объемах ~ 10000 для 2D задач и ~ 30000 для 3D задач.

Финальным выходом всей CNN.INV-сети является обученный НС локальный аппроксиматор $\Psi_D(\hat{a}_0) = \{\Psi_D^1, \Psi_D^2, \dots, \Psi_D^I\}$, позволяющий решать обратную задачу на основе локальных входных данных с минимальной собственной ошибкой дифференцированно по глубине восстанавливаемых параметров.

В. Решение обратной задачи с помощью локального аппроксиматора I типа.

В процессе работы CNN.INV-сети подавляется влияние неизвестной фоновой среды, окружающей область обучения D , на обучаемые аппроксиматоры, поэтому при решении обратной задачи для протяженных по горизонтали областей, обученный локальный НС аппроксиматор I типа может применяться к любому участку измеряемых данных –

реализуется принцип локальности инверсии. Это позволяет решать обратные задачи геоэлектрики для измеряемых данных достаточно большой протяженности по горизонтали при условии, если при этом реальная среда не выходит за рамки класса сред, для которого обучался аппроксиматор.

С. Обучение и работа локального НС аппроксиматора II типа.

Отличия алгоритма обучения НС аппроксиматора II типа состоят в том, что

- 1) группы выделяемых параметров среды $s_D = (s^{N_1}, \dots, s^{N_D})$ и используемых входных данных $f_D = (f^{M_1}, \dots, f^{M_D})$ определяются априори в соответствии со смыслом задачи и возможностями расположения измерительной сети;
- 2) локальный НС аппроксиматор II типа, как правило, обучается с помощью обычной полносвязной MLP-сети; обучающее множество опорных решений формируется таким образом, что параметры среды, не принадлежащие выделенной группе s^{N_1}, \dots, s^{N_D} , при решении прямой задачи остаются фиксированными и считаются известными на основе априорной информации. Выход сети определяет обученный локальный аппроксиматор II типа $\Psi_D^*(\hat{a}_0) = \{\Psi_D^{*1}, \Psi_D^{*2}, \dots, \Psi_D^{*l}\}$.

При решении задачи геодинамического ЭМ мониторинга, аппроксиматоры I, II типов применяются к фиксированной группе входных данных.

В конце **раздела 5.1** представлены схемы алгоритмов АИНС метода, позволяющего при необходимости уточнять решение, найденное АНС методом, которое принимается за 1-е приближение.

Расчет прямых задач геоэлектрики проводится на основе вычислительных комплексов, указанных выше в конце, раздела 3.1. Для обучения MLP-сетей в работе используются авторские программы и открытые библиотеки TensorFlow, Keras и PyTorch. При построении множеств опорных решений используются технологии параллельных вычислений и суперкомпьютерные кластеры.

В **разделе 5.2** приводятся примеры решения обратных прикладных 2D и 3D задач геоэлектрики АНС и АИНС методами с использованием модельных данных в заданных классах кусочно-постоянных решений. Модельные данные имитируют геофизические измерения методами МТЗ, АМТЗ, МВЗ в смешанном АМТ-МТ диапазоне частот ~ 0.001 – 1000 Гц при исследованиях на глубинах до 6 км. Искомыми параметрами задач являются логарифмы удельного сопротивления $s^n = \lg \rho^n$, $n = 1, \dots, N$ среды в ячейках сетки параметризации θ_N . Класс сред определяется: размерами исследуемой области Ω ; конфигурацией и размерностью N сетки параметризации θ_N , покрывающей область исследований Ω ; диапазоном $[s_{\min}, s_{\min} + D_s]$ априорных ограничений (5) искомых параметров решаемой задачи. Во всех рассматриваемых классах сред диапазон был принят равным $[s_{\min}, s_{\min} + D_s] = [0, 4]$.

2D задачи. Рассматривается двухкритериальная обратная 2D задача геоэлектрики (9) при совместном использовании импедансов $Z_{xy}(y, \omega)$, $Z_{yx}(y, \omega)$ (бимодальные *EH* данные). Эта задача методом общей инверсии сводится к объединенному уравнению (10) и решается АНС и АИНС методами. Выделяются два класса сред.

Класс сред G_1^{2D} , глубинность до 1.4 км. Размеры области исследований Ω составляют 1.4×64 км. Модельные примеры геоэлектрических разрезов из класса сред G_1^{2D} строились на основе реальных структурных элементов геоэлектрического разреза на глубинах до 1.4 км через Московскую синеклизу и Воронежскую антеклизу [Хмелевской и др., 2005].

Класс сред G_2^{2D} , глубинность до 6 км. Размеры области исследований Ω составляют 6×100 км. Используемый в диссертации модельный пример 2D-M1 из класса G_2^{2D} является малоглубинным аналогом геоэлектрической структуры, представленной в международном проекте COPROD-2S [Varentsov, 2015].

Для решения обратных задач в этих классах были построены банки опорных решений и обучены соответствующие универсальные аппроксиматоры Ψ_{2D}^1 , и Ψ_{2D}^2 . Приводятся результаты решения обратных задач для синтезированных точных и зашумленных данных, соответствующих 5 модельным примерам среды из указанных классов. Найденные АНС методом решения уточняются АИНС методом построения уточняющих аппроксиматоров (см. раздел 4.2). Вычисляются невязки δ , средние ошибки $\bar{\varepsilon}_i$ решений по каждому i -му слою сетки и апостериорные оценки неоднозначности β_1 типа (12) на каждой итерации. На рис. 4 приведены примеры типичных зависимостей величин δ , $\bar{\varepsilon}_i$, β_1 : а), б) от номера итерации, в) от величины погрешности δ_0 , вносимой в синтезированные данные (данные приведены для модельного примера 2D-K1 из класса G_1^{2D}).

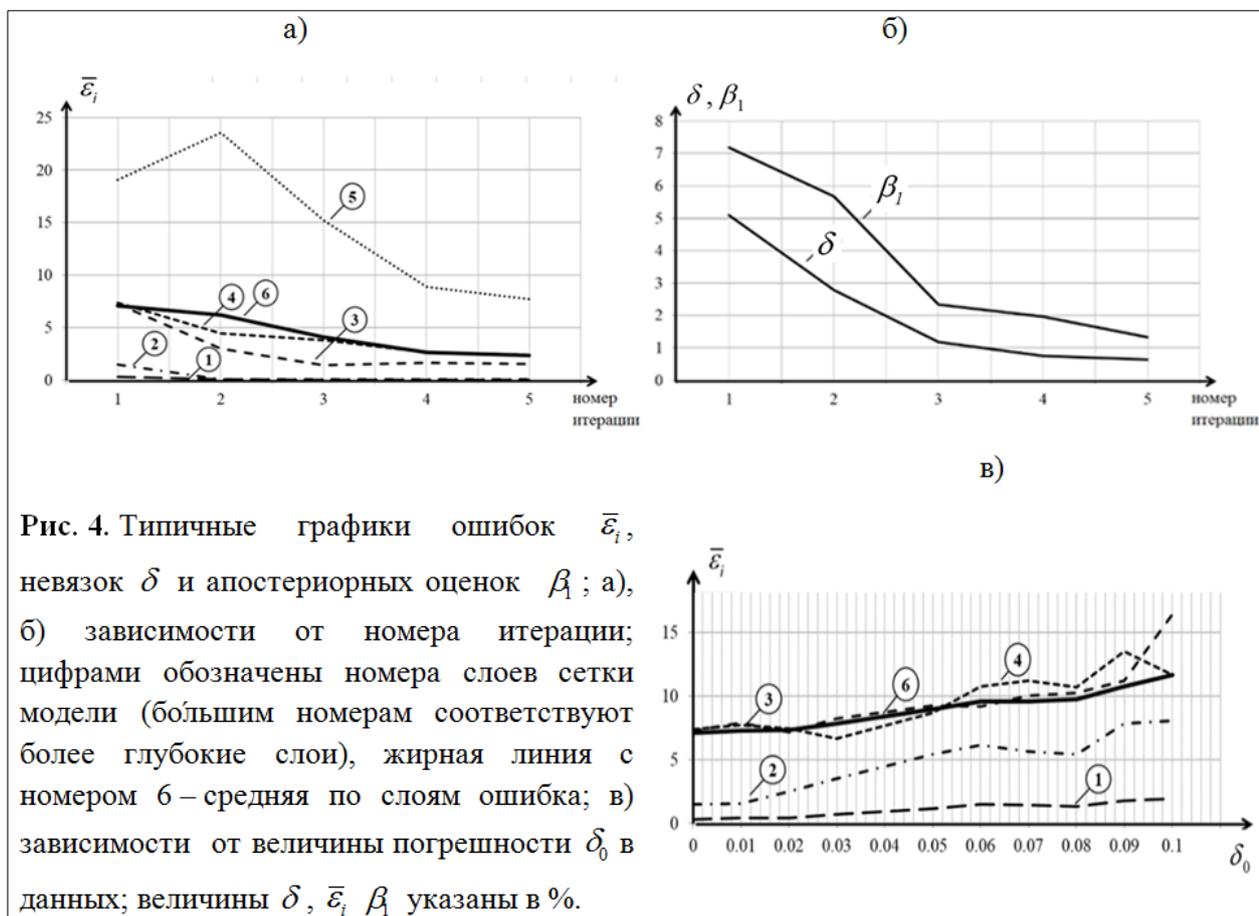


Рис. 4. Типичные графики ошибок $\bar{\varepsilon}_i$, невязок δ и апостериорных оценок β_1 ; а), б) зависимости от номера итерации; цифрами обозначены номера слоев сетки модели (большим номерам соответствуют более глубокие слои), жирная линия с номером 6 – средняя по слоям ошибка; в) зависимости от величины погрешности δ_0 в данных; величины δ , $\bar{\varepsilon}_i$, β_1 указаны в %.

3D задачи. Рассматривается двухкритериальная обратная 3D задача геоэлектрики вида (9) при совместном использовании тензора импеданса \hat{Z} и вектора-типпера \hat{W} (бимодальные $\hat{Z}\hat{W}$ данные). Эта задача (методом общей инверсии) сводится к объединенному уравнению общего типа (10) и решается АНС и АИНС методами в классах сред G_1^{3D} и G_2^{3D} . Модельные примеры из класса сред G_1^{3D} строились на основе задач малоглубинной рудной геоэлектрики при поисках алмазных и редкометальных месторождений, а для класса сред G_2^{3D} – на основе

структурных задач при поисках углеводородов [Сараев и др., 2010; Сараев и др., 2011]. Выделяются два класса сред.

Класс сред G_1^{3D} , глубинность до 0.25 км; размеры области Ω исследований $1000 \times 1000 \times 250$ м; сетка параметризации θ_N содержит 4 слоя; диапазон частот 1–1000 Гц. Размерность в пространстве решений $N = 1300$, в пространстве данных $M = 62400$.

Класс сред G_2^{3D} , глубинность до 3.2 км; размеры области исследований $15000 \times 15000 \times 3130$ м; сетка параметризации θ_N содержит 5 слоев; диапазон частот ~ 0.001 –1000 Гц. Размерность задачи в пространстве решений $N = 1225$, в пространстве данных $M = 151200$.

Для решения обратных задач в этих классах были построены банки опорных решений и обучены соответствующие универсальные аппроксиматоры Ψ_{3D}^1 , и Ψ_{3D}^2 .

Приводятся результаты решения обратных задач для 6 модельных примеров среды из классов G_1^{3D} и G_2^{3D} . Например, для модельного класса G_2^{3D} на рис.5а приведена схематическая модель исследуемой области Ω и регуляризованная сетка параметризации; на рис.5б представлены графики локальных априорных характеристик неоднозначности типа (18) по слоям сетки для двухкритериальной $\hat{Z}\hat{W}$ задачи вида (9). Из графиков видно, что при невязке 10% априорная степень неоднозначности, т.е. максимально возможный разброс δ -эквивалентных значений искомым параметров любого слоя сетки θ_N параметризации рассматриваемой задачи, априори не будет превышать 30% при любых входных данных.

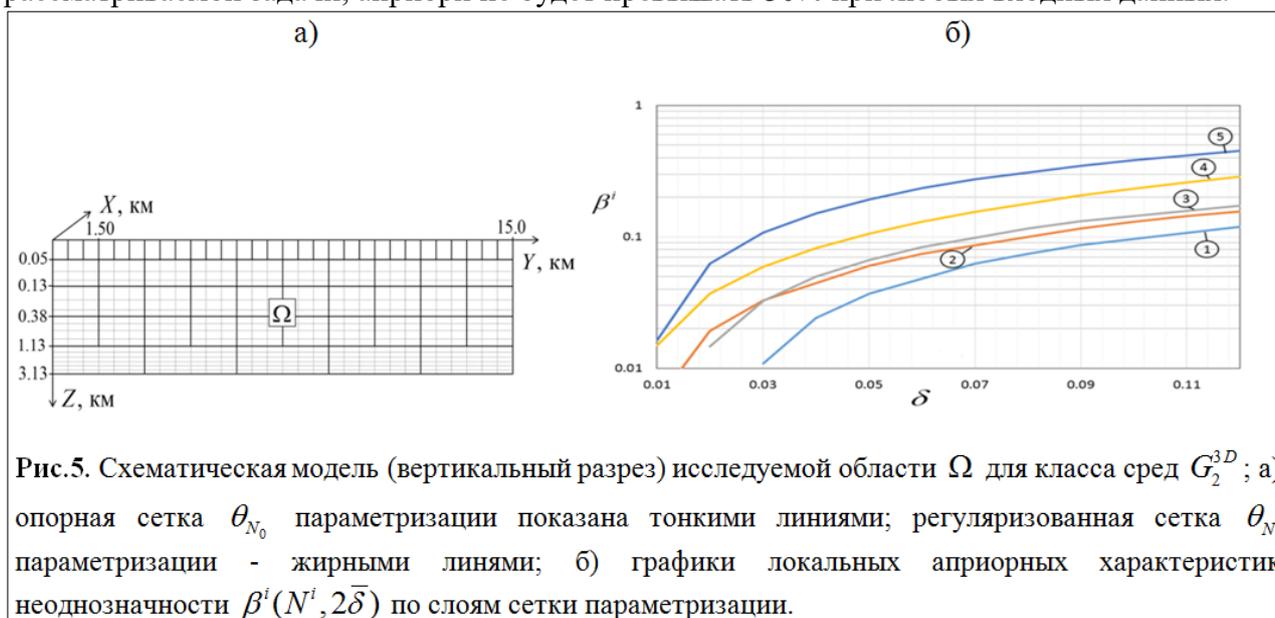


Рис.5. Схематическая модель (вертикальный разрез) исследуемой области Ω для класса сред G_2^{3D} ; а) опорная сетка θ_{N_0} параметризации показана тонкими линиями; регуляризованная сетка θ_N параметризации - жирными линиями; б) графики локальных априорных характеристик неоднозначности $\beta^i(N^i, 2\bar{\delta})$ по слоям сетки параметризации.

Собственные ошибки обученного аппроксиматора Ψ_{3D}^2 решения обратной задачи на тестирующей выборке представлены в табл. 1.

Номер слоя сетки i	1	2	3	4	5	среднее
Ошибки решения $\bar{\varepsilon}_i, \%$	1.16	2.89	4.30	7.17	10.80	5.26

На рис.6а приведен модельный пример 3D-K1 из класса G_2^{3D} (хорошо проводящий купол, не выходящий на поверхность). На основе точных синтезированных данных, соответствующих модельному примеру среды, получено решение задачи АНС методом (рис.6б); парциальные невязки решения составили $\delta_1 = 18.06\%$, $\delta_2 = 11.28\%$ по тензору импеданса и вектору-типперу соответственно.

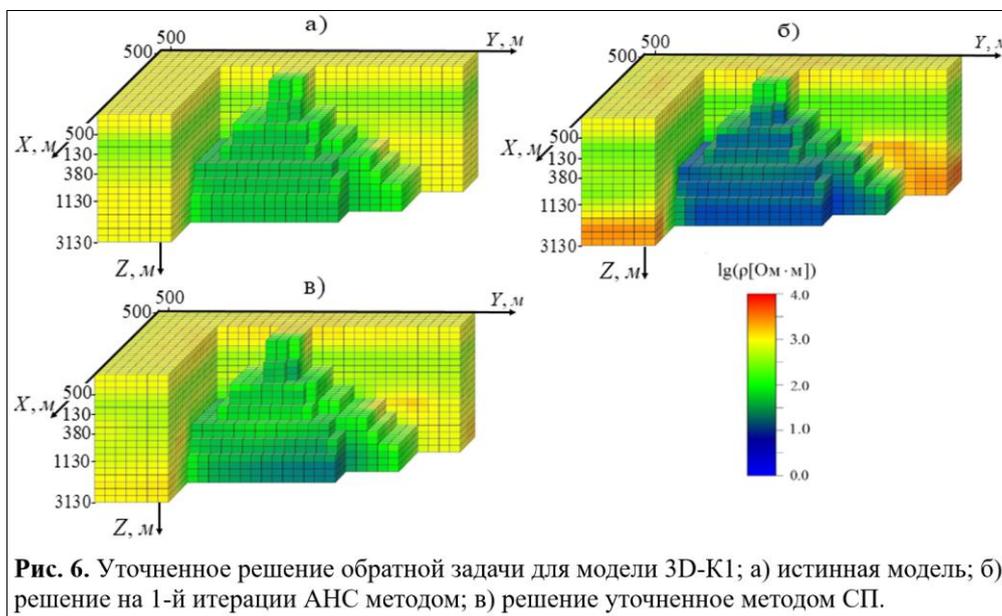


Рис. 6. Уточненное решение обратной задачи для модели 3D-K1; а) истинная модель; б) решение на 1-й итерации АНС методом; в) решение уточненное методом СП.

Замечание 3. Здесь и далее для 3D задач модели сред и получаемые решения задаются на регуляризованной сетке параметризации (рис.5а) и затем, на иллюстрирующих рисунках, исключительно для геологической наглядности, проецируются на исходную, более мелкую сетку прямой задачи путем линейной интерполяции.

На рис. 6в представлено уточненное финальное решение, полученное АИНС СП методом случайного поиска на 5-ой итерации (см. раздел 4.2). В табл.2 представлены ошибки решений и локальные апостериорные оценки неоднозначности финального решения по слоям сетки параметризации. Невязки финального решения (итерации) составили $\delta_1 = 6.80\%$

Таблица 2. Ошибки и локальные апостериорные оценки НС решения для модели 3D-K1.

Номер слоя сетки, i	Ошибки решения, %		Апостериорные оценки, %
	АНС метод	АИНС метод	
1	0.89	0.89	0.40
2	3.77	1.77	5.06
3	5.59	1.64	4.32
4	5.28	3.61	5.73
5	12.38	4.83	11.56
среднее	5.58	2.55	5.41

$\delta_2 = 7.81\%$ по \hat{Z} и \hat{W} соответственно; средняя относительная ошибка финального решения по всем слоям сетки параметризации составила 2.55%. Апостериорные оценки при достигнутых невязках не превышают 11.56% и свидетельствуют о приемлемой устойчивости решения. Далее в диссертационной работе представлена серия модельных примеров 3D сред, для которых обратная задача решалась на основе точных синтезированных данных

единообразно по типовой схеме, с расчетом невязок и послойных апостериорных оценок.

В конце раздела 5.2 приводятся примеры решения обратных задач НС электромагнитного мониторинга для 2D, 3D геодинамических областей на модельных данных с помощью обученных НС аппроксиматоров I или II типов (поддержаны Грантом РФФИ № 06-05-65299). Типичным примером активных геодинамических областей являются зоны субдукции в виде протяженных квазидвумерных структур [Сорохтин, 1974; Кокс, Харг, 1989], например, Курило-Камчатская зона субдукции и другие. Квазидвумерные зоны субдукции обычно содержат 3D включения – локальные магматические очаги периферической

магматической камеры вулкана [Кокс, Харт, 1989; Пашкевич и др., 2014], для которых характерна динамика электропроводности в период подготовки землетрясений [Соболев, 1993; Светов и др., 1997; Мороз, Гонтовая, 2001; Матюков, 2011; Потапов, Поспеева, 2017].

Проведенные в диссертационной работе численные эксперименты на модельных данных показали принципиальную возможность и эффективность применения НС аппроксиматоров I, II типа для решения обратных задач НС ЭМ мониторинга локальных 2D, 3D объектов, на основе локальных измерительных сетей в режиме реального времени [Шимелевич и др., 2003; Shimelevich et al., 2007; Шимелевич, Оборнев, 2008; Шимелевич и др., 2017б].

В **Выводах к Главе 5** приводится краткое описание полученных результатов, связанных с разработкой алгоритмов АНС, АИНС методов на основе конструирования и обучения *глубокой нейронной сети сверточного типа*; отмечается, что проведен расчет новых банков опорных решений в классах сред $G_1^{2D}, G_2^{2D}, G_1^{3D}, G_2^{3D}$ с кусочно-постоянной удельной электропроводностью среды и построение соответствующих аппроксиматоров $\Psi_{2D}^1, \Psi_{2D}^2, \Psi_{3D}^1, \Psi_{3D}^2$ для решения прикладных 2D и 3D многокритериальных задач геоэлектрики; приводятся примеры решения ряда прикладных обратных 2D и 3D задач геоэлектрики в указанных классах сред на основе модельных данных; вычисляются апостериорные оценки неоднозначности решений; делается вывод о том, что АНС, АИНС методы позволяют *устойчиво с приемлемой для практики точностью восстанавливать достаточно сложные 2D, 3D геофизические структуры*, которые характеризуются числом параметров $N \sim n \cdot 10^3$; проиллюстрирована также эффективность АНС метода для решения обратных задач ЭМ мониторинга среды.

Глава 6. Примеры решения обратных задач геоэлектрики на полевых данных. В **Главе** приводятся примеры решения 2D и 3D обратных задач геоэлектрики (метод МТЗ) на основе полевых данных. Измеренные данные МТЗ после первичной обработки были любезно предоставлены генеральным директором Центра ЭМИ И.С. Фельдманом [Фельдман и др. 2008]. Полевые измерения выполнены с использованием аппаратуры MTU фирмы «Phoenix Geophysics» (Канада): пятиканальные измерительные станции MTU-5, позволяющие регистрировать электрические (E_x, E_y) и магнитные (H_x, H_y, H_z) поля. В соответствии с общепринятой методикой [Бердичевский, Дмитриев, 2009; Бердичевский др., 2003; Жамалетдинов; 2014; Компания "СЕВЕРО-ЗАПАД". Метод МТЗ <http://nw-geo.ru/tech/amt/>] после первичной обработки проводится пересчет компонент поля в частотную область и расчет тензора импеданса и типшера (вектора Визе-Паркинсона) по всем точкам измерительной сети на заданной сетке частот в смешанном АМТ-МТ диапазоне частот $\sim 0.001-1000$ Гц. Первичная обработка содержит исключение влияния приповерхностных неоднородностей на основе алгоритмов нормализации данных с использованием оригинальных программ, созданных в ООО Центр ЭМИ [Фельдман, 2021]. После первичной обработки измеренных данных решалась обратная задача. Для профильных данных решалась обратная 2D задача в квазидвумерном приближении, т.е. на небольших участках профиля на основе априорной информации принималось, что среда является приближенно является локально двумерной; для площадных данных решалась обратная 3D задача.

В **разделе 6.1** приводятся примеры решения 2D обратных задач по **Профилю 2ДВ**, Магаданская область, общая протяженность профиля 2100км [Бердичевский др., 2003; Фельдман, 2004; 2005; 2008]. Решалась двухкритериальная обратная задача в квазидвумерном приближении на основе 2D тензора импеданса.

Для решения обратной задачи использовались измерения МТ поля на участках Профиля: **Участок 1**, с 490 до 1100 км; **Участок 2**, с 1530 по 2100 км. Наблюдения АМТЗ и МТЗ выполнялись с шагом по профилю 1 км. На рис. 7 представлен результат решения обратной 2D задачи АНС методом по участку 2; в цветовой легенде представлено вертикальное сечение (георазрез) величины $\lg \rho$; всего по данному участку определено 1459 значений $\lg \rho$.

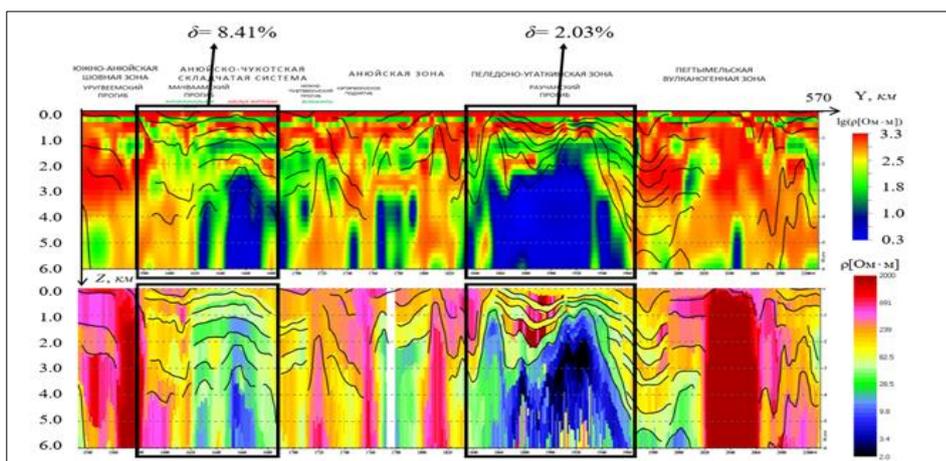


Рис. 7. Сопоставление НС решения с результатами интерпретации Центра ЭМИ по Участку 2; верхний разрез – решение АНС методом, 1-ая итерация; нижний разрез – независимая интерпретация Центра ЭМИ; черными кривыми отмечены сейсмические границы.

Инверсия измеренных данных проводилась с помощью универсального аппроксиматора Ψ_{2D}^2 (раздел 5.2) путем скольжения по оси Y по профилю измерений. При этом было принято, что в пределах размеров окна входных данных аппроксиматора среда является локально квазидвумерной. Время получения данного решения АНС методом по всему участку 2 составило первые десятки секунд. Для областей, выделенных прямоугольниками, на рисунке представлены локальные невязки решения по соответствующим участкам профиля; черными кривыми нанесены независимые данные сейсморазведки. Видно, что границы геоэлектрических структур, полученные АНС методом, в среднем сопоставимы с сейсмическими границами. В целом по всему Участку 2 полная средняя невязка δ составила 13% , а оценка неоднозначности решения обратной задачи (средняя по всем слоям сетки) $\beta_1 = 24.7\%$. Сравнение АНС решения с решением, полученными Центром ЭМИ (нижний разрез на рис.7), показывает, что результаты в целом вполне сопоставимы. Важно отметить, при получении решения АНС методом сейсмические границы не учитывались, в отличие от методов интерпретации Центром ЭМИ. В разделе 6.1 диссертации приводятся также результаты решения обратной задачи по участку 1 по аналогичной схеме.

В разделе 6.2. приводятся примеры решения 2D и 3D обратных задач на участках **Северо-Пясинского региона Красноярского края**, расположенных в пределах Енисей-Хатангского прогиба [Фельдман, 2004; Фельдман, 2005; Фельдман, 2008]. В качестве примеров профильных и площадных полевых данных были взяты результаты съемки МТЗ: профиль ПР-3 03АII-D протяженностью 130 км и детальный участок размером 9500×10000 м (рис.8в). Для профильных данных была решена двухкритериальная обратная 2D задача на основе 2D тензора импеданса, для площадных данных обратная – 3D задача. Приведем результаты по 3D задаче. Задача решалась АНС методом и уточнялась АИНС СП методом случайного поиска. На рис. 8а представлено финальное НС решение (5-я итерация АИНС СП методом) в виде горизонтальных сечений решения (изолинии $\lg \rho$) по слоям сетки параметризации.

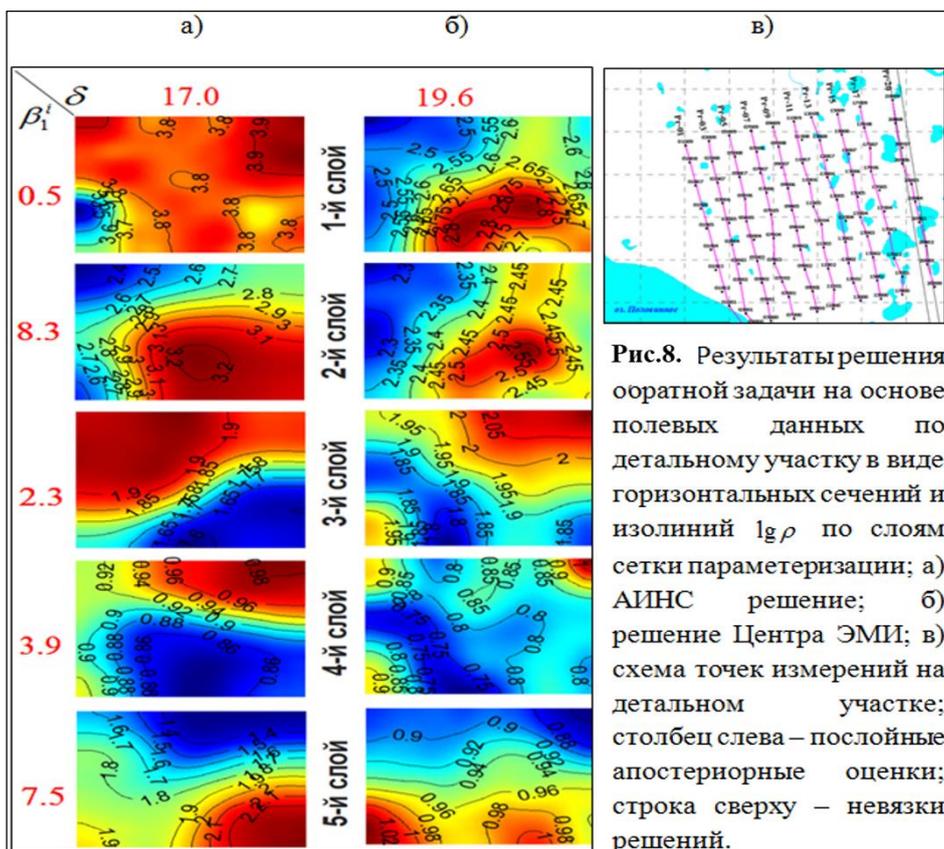


Рис.8. Результаты решения обратной задачи на основе полевых данных по детальному участку в виде горизонтальных сечений и изолиний $\lg \rho$ по слоям сетки параметризации; а) АИНС решение; б) решение Центра ЭМИ; в) схема точек измерений на детальном участке; столбец слева – послынные апостериорные оценки; строка сверху – невязки решений.

На рис. 8б представлено решение, полученное Центром ЭМИ неформальными методами при тех же самых входных данных. В табл.3 приведены невязки: для решений, полученных АНС, АИНС СП методами, а также для решения, полученного Центром ЭМИ. Из таблицы 3 следует,

АНС метод	АИНС метод	Решение Центра ЭМИ
19.7	17.0	19.6

что невязки АНС метода и решения Центра ЭМИ практически равны, а при уточнении решения АИНС СП методом невязка уменьшается с 19.7% до 17%, В левой колонке на рис.8 красными цифрами показаны послынные апостериорные оценки

β_1^i неоднозначности финального НС решения при достигнутой невязке 17%. Цифры свидетельствуют о хорошей практической устойчивости полученного решения. Из сопоставления рисунков 8а и 8б видно, что наблюдается «некоторая схожесть» расположения плохо проводящих (красных) и хорошо проводящих (синих) областей для 2–5-го слоев; наибольшие визуальные несоответствия строения среды наблюдается для 1-го слоя. Эти несоответствия отражаются в невязках: невязка финального АИНС СП решения меньше невязки Центра ЭМИ, что, возможно, обусловлено тем, что полноценная 3D инверсия Центром ЭМИ не проводилась. Вместе с тем, поскольку невязки различаются незначительно, решения 8а, 8б можно считать *практически δ -эквивалентными* при используемых естественных априорных ограничениях и фактически являются неразличимыми. Для их уверенного различения необходимо привлечение дополнительной априорной информации.

В **Выводах к Главе 6** отмечается, что АНС метод позволяет в режиме реального времени формализовано находить устойчивые приближенные решения нелинейных многокритериальных обратных 2D и 3D задач геоэлектрики на основе полевых данных с приемлемой для практики точностью, без задания первого приближения; АИНС СП метод позволяет уточнять решения, полученные АНС методом, при этом требуются дополнительный временной ресурс; вычисляются апостериорные оценки неоднозначности находимых решений. Делается вывод об эффективности предложенных алгоритмов. Отмечается также, что приведенные примеры решений обратной 3D задач геоэлектрики по

участку детальной съемки Северо-Пясинской площади иллюстрирует возможность устойчивого определения более 1200 искомым параметров среды. Для больших площадных данных 3D аппроксиматор применяется путем скольжения по площади измерений, при этом число определяемых параметров среды возрастает пропорционально размерам площади измерений.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Основные результаты работы получены по двум направлениям:

I. Разработка современных методов оценки объективности, достоверности и состоятельности результатов интерпретации данных геоэлектрики на основе расчета априорных и апостериорных оценок неоднозначности (погрешности) получаемых приближенных решений обратной задачи геоэлектрики.

II. Развитие аппроксимационно-интерполяционных формализованных методов решения нелинейных многокритериальных 2D и 3D обратных задач геоэлектрики с использованием нейронных сетей.

I направление (1-3 Главы)

1. Исследованы свойства характеристик неоднозначности (погрешности) условно-корректных нелинейных обратных задач в классах кусочно-постоянных решений; доказано, что характеристики неоднозначности монотонно не возрастают с уменьшением размерности (детальности) сетки параметризации.

2. Исследована практическая некорректность условно-корректной нелинейной обратной задачи геоэлектрики с учетом скин-эффекта в классах кусочно-постоянных решений на основе анализа априорных характеристик, определяемых локальным модулем непрерывности обратного оператора.

3. Разработан новый метод адаптивной практической регуляризации, основанный на построении оптимальной сетки параметризации, которая обеспечивает компромисс между детальностью аппроксимации среды и устойчивостью решений *дифференцированно по глубине исследований* при заданной априорной информации.

4. Разработан метод и алгоритмы расчета априорных и апостериорных характеристик неоднозначности решений нелинейных 2D, 3D обратных задач геоэлектрики (в том числе многокритериальных) с использованием алгоритмов Монте-Карло; исследована сходимость метода.

5. Приведены примеры численного расчета априорных характеристик неоднозначности для типовых задач интерпретации данных геоэлектрики.

6. Приведены численные примеры регуляризации обратных 2D, 3D задач геоэлектрики на основе построения оптимальной сетки параметризации с максимальной детальностью, при заданном ограничении на неоднозначность решений.

II направление (4-6 Главы)

7. Разработан современный регуляризованный АНС метод решения обратной задачи геоэлектрики, основанный на нейросетевой аппроксимации обратного оператора задачи и минимизирующий ошибку решения дифференцированно по глубине исследований; метод позволяет решать обратную задачу большой размерности локально, в режиме реального времени без задания первого приближения.

8. Разработан новый АИНС метод уточнения решения, полученного АНС методом.

9. Разработан НСЭМ метод мониторинга электропроводности среды в сейсмоактивных зонах на основе локальных и/или разреженных сетей наблюдения в режиме реального времени.

10. Разработаны алгоритмы АНС, АИНС методов применительно к решению нелинейных многокритериальных обратных задач геоэлектрики и обратных задач ЭМ мониторинга в заданных классах сред с кусочно-постоянным распределением удельного сопротивления; в алгоритмах используется авторская нейросеть сверточного типа.

11. Проведен расчет трех новых банков опорных решений в классах сред с кусочно-постоянной удельной электропроводностью среды, с использованием технологий массивных вычислений и расчетов на суперкомпьютерных кластерах и графических ускорителях графических ускорителях Nvidia CUDA.

12. Разработан единый комплекс алгоритмов АНС, АИНС, НСЭМ методов, позволяющий формализовано решать нелинейные многокритериальные 2D и 3D обратные задачи геоэлектрики и обратные задачи ЭМ мониторинга.

13. Проведена серия численных экспериментов по тестированию комплекса алгоритмов на аналитических и синтезированных модельных данных задач прикладной геоэлектрики.

14. Представлены решения обратных задач для полевых данных геоэлектрики, полученных методами МТЗ и АМТЗ на профильных и площадных данных; результаты подтверждают эффективность и состоятельность развиваемого аппроксимационного НС подхода к решению обратных задач геоэлектрики.

СПИСОК ОСНОВНЫХ РАБОТ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Статьи в периодических изданиях, индексируемых в Web of Science и Scopus, RSCI (в хронологическом порядке)

1. (1982) *Светов Б.С., Шимелевич М.И.* Определение линейных связей между компонентами магнитотеллурического поля - основные принципы // *Известия Академии Наук СССР. Серия Физика Земли.* 1982. № 5. С. 59–67. (0.9 п.л./авторский вклад 0.45 п.л.: написание текста статьи, разработка алгоритма, проведение расчётов).
2. (1988) *Svetov B.S., Shimelevich M.I.* Magnetotelluric variation processing // *Surveys in Geophysics.* 1988. V.9. 1.3-4. P. 259–285. DOI: 10.1007/BF01901626. Импакт-фактор JCI 1.31 (1.3 п.л./авторский вклад 0.65 п.л.: написание текста статьи, разработка алгоритма, проведение расчётов, обработка результатов).
3. (2007) *Шимелевич М.И., Оборнев Е.А.* Нейросетевая инверсия МТ данных в классах параметризованных геоэлектрических разрезов // *Физика Земли.* 2007. № 3. С. 25–30. DOI: 10.1134/S1069351307030056. Импакт-фактор JCI 0.26 (0.3 п.л./авторский вклад 0.15 п.л.: написание текста статьи, разработка алгоритма, руководство проведением расчётов, анализ результатов).
4. (2007) *Shimelevich M.I., Osborne E.A., Gavryushov S.* Rapid neuronet inversion of 2D magnetotelluric data for monitoring of geoelectrical section parameters // *Annals of Geophysics.* 2007. Vol. 50, no. 1. P. 105–109. DOI: 10.4401/AG-3090. Импакт-фактор JCI 0.41 (0.3 п.л./авторский вклад 0.15 п.л.: написание текста статьи, разработка алгоритма, руководство проведением расчётов, анализ результатов).
5. (2009) *Шимелевич М.И., Оборнев Е.А.* Аппроксимационный метод решения обратной задачи МТЗ с использованием нейронных сетей // *Физика Земли.* 2009. № 12. С. 22–38. DOI: 10.1134/S1069351309120039. Импакт-фактор JCI 0.26 (0.9 п.л./авторский вклад 0.3 п.л.: написание текста статьи, разработка алгоритма, руководство проведением расчётов, анализ результатов).
6. (2013) *Шимелевич М.И., Оборнев Е.А., Оборнев И.Е., Родионов Е.А.* Численные методы оценки степени практической устойчивости обратных задач геоэлектрики // *Физика Земли.* 2013а. № 3. С. 58–64. DOI: 10.7868/S0002333713030150. Импакт-фактор JCI 0.26 (0.5 п.л./авторский вклад 0.13 п.л.: написание текста статьи, разработка алгоритма, руководство проведением расчётов, анализ и обработка результатов).
7. (2013) *Шимелевич М.И.* Методы повышения устойчивости инверсии данных геоэлектрики на основе нейросетевого моделирования // *Геофизика.* 2013а. № 4. С. 49–55. Импакт-фактор РИНЦ 0.26. (0.3 п.л./авторский вклад 0.3 п.л.)
8. (2013) *Шимелевич М.И.* Методы оценки количества информации о среде, содержащейся в геофизических полях // *Геоинформатика/Geoinformatika.* 2013б. № 4. С. 49–56. Импакт-фактор РИНЦ 0.44. (0.4 п.л./авторский вклад 0.4 п.л.)

9. (2015) **Шимелевич М.И., Оборнев Е.А., Оборнев И.Е., Родионов Е.А.** Численные методы оценки достоверности результатов интерпретации данных электромагнитных зондирований // *Записки Горного института*. 2015. Т. 212. С. 122–129. Импакт-фактор JCI 0.60 (0.6 п.л./авторский вклад 0.15 п.л.: написание текста статьи, разработка алгоритма, руководство проведением расчётов, анализ и обработка результатов).
10. (2017) **Шимелевич М.И., Оборнев Е.А., Оборнев И.Е., Родионов Е.А.** Аппроксимационный нейросетевой метод решения многомерных нелинейных обратных задач геофизики // *Физика Земли*. 2017а. № 4. С. 100–109. DOI: [10.7868/S0002333717040093](https://doi.org/10.7868/S0002333717040093). Импакт-фактор JCI 0.26 (0.9 п.л./авторский вклад 0.23 п.л.: написание текста статьи, разработка алгоритма, руководство проведением расчётов, анализ результатов).
11. (2018) **Шимелевич М.И., Оборнев Е.А., Оборнев И.Е., Родионов Е.А.** Алгоритм решения обратной задачи геоэлектрики на основе нейросетевой аппроксимации // *Сибирский журнал вычислительной математики*. 2018. № 4. С. 437–452. DOI: [10.15372/SJNM20180408](https://doi.org/10.15372/SJNM20180408). Импакт-фактор JCI 0.20 (1.0 п.л./авторский вклад 0.25 п.л.: разработка алгоритма, руководство проведением расчётов, анализ и обработка результатов).
12. (2018) **Шимелевич М.И., Оборнев Е.А., Оборнев И.Е., Никитин А.А.** Методы теории распознавания образов и нейросетевых технологий в задачах интерпретации 2D/3D данных геоэлектрики // *Горный журнал*. 2018 № 11. С. 34–38. DOI: [10.17580/GZH.2018.11.05](https://doi.org/10.17580/GZH.2018.11.05). Импакт-фактор SJR 0.268 (0.3 п.л./авторский вклад 0.08 п.л.: написание текста статьи, разработка алгоритма, руководство проведением расчётов, анализ результатов).
13. (2020) **Оборнев Е.А., Оборнев И.Е., Родионов Е.А., Шимелевич М.И.** Применение нейронных сетей в нелинейных обратных задачах геофизики // *Журнал вычислительной математики и математической физики*. 2020 Т. 60, № 6. С. 1053–1065. DOI: [10.31857/S0044466920060071](https://doi.org/10.31857/S0044466920060071). Импакт-фактор JCI 0.31 (0.9 п.л./авторский вклад 0.23 п.л.: написание текста статьи, разработка алгоритма, руководство проведением расчётов, анализ результатов).
14. (2020) **Шимелевич М.И.** О методе расчета модуля непрерывности обратного оператора и его модификаций с приложением к нелинейным задачам геоэлектрики // *Вычислительные методы и программирование*. 2020. Т. 21, № 4. С. 350–372. DOI: [10.26089/NUMMET.V21R430](https://doi.org/10.26089/NUMMET.V21R430). Импакт-фактор РИНЦ 0.63. (1.0 п.л./авторский вклад 1.0 п.л.)
15. (2022) **Шимелевич М.И., Родионов Е.А., Оборнев И.Е., Оборнев Е.А.** Нейросетевая 3D инверсия полевых данных геоэлектрики с расчетом апостериорных оценок // *Физика Земли*. 2022. № 5. С. 3–13. DOI: [10.31857/S0002333722050246](https://doi.org/10.31857/S0002333722050246). Импакт-фактор JCI 0.26 (0.9 п.л./авторский вклад 0.23 п.л.: написание текста статьи, разработка алгоритма, руководство проведением расчётов, анализ результатов).
16. (2023) **Isaev I. V., Osborne I. E., Osborne E. A., Rodionov E. A., Shimelevich M. I., and Dolenko S. A.** Study of the integration of physical methods in neural network solution of the inverse problem of exploration geophysics with variable physical properties of the medium. *Moscow University Physics Bulletin* 78. 2023. Suppl.1. S122–S127. DOI: [10.3103/S0027134923070123](https://doi.org/10.3103/S0027134923070123). Импакт-фактор SJR 0.17 (0.5 п.л./авторский вклад 0.1 п.л.: разработка алгоритма, руководство проведением расчётов, анализ результатов).

Основные работы автора по теме диссертации, опубликованные в журналах, рекомендованных ВАК при Минобрнауки России

1. (1997) **Шимелевич М.И., Оборнев Е.А.** Применение оптимизационного подхода в методике интерпретации данных МТЗ // *Известия высших учебных заведений. Геология и разведка*. 1997. № 2. С. 109–115. Импакт-фактор РИНЦ 0.311 (0.6 п.л./авторский вклад

- 0.3 п.л.: написание текста статьи, разработка алгоритма, руководство проведением расчётов, анализ результатов).
2. (1999) **Шимелевич М.И., Оборнев Е.А.** Применение метода нейронных сетей для аппроксимации обратных операторов в задачах электромагнитных зондирований // *Известия высших учебных заведений. Геология и разведка*. 1999. № 2. С. 102–106. Импакт-фактор РИНЦ 0.311 (0.4 п.л./авторский вклад 0.2 п.л.: написание текста статьи, разработка алгоритма, руководство проведением расчётов, анализ и обработка результатов).
 3. (2001) **Шимелевич М.И., Оборнев Е.А., Гаврюшов С.А.** Техника построения нейронных сетей для решения многопараметрических обратных задач магнитотеллурического зондирования // *Известия высших учебных заведений. Геология и разведка*. 2001. № 6. С. 129–137. Импакт-фактор РИНЦ 0.311 (0.8 п.л./авторский вклад 0.27 п.л.: разработка алгоритма, руководство проведением расчётов, анализ результатов).
 4. (2003) **Шимелевич М.И., Оборнев Е.А., Гаврюшов С.А.** Применение нейросетевой аппроксимации для решения задач мониторинга параметров геоэлектрических разрезов // *Известия высших учебных заведений. Геология и разведка*. 2003. № 4. С. 70–71. Импакт-фактор РИНЦ 0.311 (0.2 п.л./авторский вклад 0.1 п.л.: разработка алгоритма, руководство проведением расчётов, анализ результатов).
 5. (2007) **Оборнев Е.А., Шимелевич М.И., Доленко С.А., Шугай Ю.С.** Классификация магнитотеллурических данных с использованием нейросетевого метода // *Известия высших учебных заведений. Геология и разведка*. 2007. № 5. С. 60–68. Импакт-фактор РИНЦ 0.311 (0.8 п.л./авторский вклад 0.27 п.л.: разработка алгоритма, анализ результатов).
 6. (2008) **Шимелевич М.И., Оборнев Е.А.** Нейросетевой метод магнитотеллурического мониторинга геоэлектрических параметров среды на основе неполных данных // *Вестник Камчатской региональной организации Учебно-научный центр. Серия: Науки о Земле*. 2008. № 11. С. 171–176. Импакт-фактор РИНЦ 0.617 (0.5 п.л./авторский вклад 0.25 п.л.: написание текста статьи, разработка алгоритма, руководство проведением расчётов, анализ результатов).
 7. (2010) **Гужва А.Г., Доленко С.А., Оборнев Е.А., Персианцев И.Г., Шимелевич М.И., Шугай Ю.С.** Использование адаптивных алгоритмов отбора существенных признаков при нейросетевом решении обратной задачи электроразведки // *Нейрокомпьютеры: разработка, применение*. 2010. № 3. С. 46–54. Импакт-фактор РИНЦ 0.556 (0.8 п.л./авторский вклад 0.16 п.л.: разработка алгоритма, руководство проведением расчётов, анализ результатов).
 8. (2010) **Шимелевич М.И., Оборнев Е.А., Оборнев И.Е.** Разработка алгоритмов параметризации геоэлектрических сред на основе монотонных сплайнов в задачах электромагнитных зондирований // *Известия высших учебных заведений. Геология и разведка*. 2010. № 6. С. 55–58. Импакт-фактор РИНЦ 0.311 (0.4 п.л./авторский вклад 0.2 п.л.: написание текста статьи, разработка алгоритма, руководство проведением расчётов, анализ и обработка результатов).
 9. (2013) **Шимелевич М.И., Оборнев Е.А., Оборнев И.Е., Родионов Е.А.** Модифицированный нейросетевой метод решения обратной задачи МТЗ // *Известия высших учебных заведений. Геология и разведка*. 2013б. № 3. С. 46–52. Импакт-фактор РИНЦ 0.311 (0.6 п.л./авторский вклад 0.2 п.л.: написание текста статьи, разработка алгоритма, руководство проведением расчётов, анализ результатов).
 10. (2013) **Доленко С.А., Исаев И.В., Оборнев Е.А., Персианцев И.Г., Шимелевич М.И.** Сравнение методов нейросетевого решения многопараметрической обратной задачи магнитотеллурики // *Известия высших учебных заведений. Геология и разведка*. 2013. № 5. С. 47–52. Импакт-фактор РИНЦ 0.311 (0.5 п.л./авторский вклад 0.1 п.л.: написание текста статьи, разработка алгоритма, руководство проведением расчётов, анализ результатов).

11. (2014) **Шимелевич М.И., Оборнев Е.А., Оборнев И.Е.** Применение нейросетевых палеток к полевым данным магнитотеллурического зондирования // *Известия высших учебных заведений. Геология и разведка*. 2014. № 4. С. 38–42. Импакт-фактор РИНЦ 0.311 (0.4 п.л./авторский вклад 0.13 п.л.: написание текста статьи, разработка алгоритма, руководство проведением расчётов, анализ и обработка результатов).
12. (2014) **Оборнев Е.А., Шимелевич М.И., Доленко С.А.** Применения нейронных сетей в задачах геоэлектрического моделирования // *Известия высших учебных заведений. Геология и разведка*. 2014. № 6. С. 45–49. Импакт-фактор РИНЦ 0.311 (0.4 п.л./авторский вклад 0.2 п.л.: разработка алгоритма, руководство проведением расчётов, анализ результатов).
13. (2017) **Шимелевич М.И., Оборнев Е.А., Фельдман И.С., Новиков В.А.** Численное моделирование вариаций электромагнитных полей при формировании разрыва по разлому перед землетрясением // *Известия высших учебных заведений. Геология и разведка*. 2017. № 6. С. 42–48. Импакт-фактор РИНЦ 0.311 (0.6 п.л./авторский вклад 0.15 п.л.: написание текста статьи, разработка алгоритма, руководство проведением расчётов, анализ и обработка результатов).

Список свидетельств о государственной регистрации базы данных

1. **Шимелевич М.И., Оборнев Е.А., Оборнев И.Е., Родионов Е.А.** Набор эталонных примеров решений прямых задач в классе двумерных (2D) блочных (G0) физико-геологических моделей геоэлектрических сред для метода магнитотеллурического зондирования (МТЗ) – G0-2D-MTS. Свидетельство о государственной регистрации базы данных № 2016620406 от 1 апреля 2016 г.
2. **Шимелевич М.И., Оборнев Е.А., Оборнев И.Е., Родионов Е.А.** Набор эталонных примеров решений прямых задач в классе трехмерных (3D) блочных (G0) физико-геологических моделей геоэлектрических сред для метода магнитотеллурического зондирования (МТЗ) – G0-3D-MTS. Свидетельство о государственной регистрации базы данных № 2017620639 от 9 июня 2017 г.
3. **Шимелевич М.И., Оборнев Е.А., Оборнев И.Е., Родионов Е.А., Доленко С.А., Исаев И.В.** Банк решений прямых многокритериальных двухмерных и трёхмерных задач в классах структурных задач геофизики для применения методов машинного обучения. Свидетельство о государственной регистрации базы данных № 2022621824 от 22 июля 2022 г.
4. **Шимелевич М.И., Оборнев Е.А., Оборнев И.Е., Родионов Е.А., Доленко С.А., Исаев И.В.** База данных типовых иерархических геофизических структур для решения задач машинного обучения. Свидетельство о государственной регистрации базы данных № 2023623655 от 26 октября 2023 г.