

на правах рукописи

ЗАКАСОВСКАЯ Елена Владимировна

**НЕЙРОСЕТЕВОЕ И АЛГЕБРАИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ В
РАСПРЕДЕЛЕННЫХ ВОЛОКОННО-ОПТИЧЕСКИХ ИЗМЕРИТЕЛЬНЫХ
СИСТЕМАХ В УСЛОВИЯХ НЕПОЛНОТЫ ДАННЫХ**

Специальность: 05.13.18 – Математическое моделирование,
численные методы и комплексы программ

Автореферат

диссертации на соискание ученой степени
доктора технических наук



ВЛАДИВОСТОК – 2011

Работа выполнена в лаборатории прецизионных оптических методов измерений Института автоматики и процессов управления ДВО РАН

Научный консультант: член-корреспондент РАН,
доктор физико-математических наук, профессор
Кульчин Юрий Николаевич

Официальные оппоненты:

член-корреспондент РАН,
доктор физико-математических наук, профессор
Федотов Анатолий Михайлович

доктор технических наук, профессор
Еремин Евгений Леонидович

доктор технических наук, профессор
Девятисильный Александр Сергеевич

Ведущая организация: Научно-исследовательский институт системных исследований Российской академии наук (НИИСИ РАН), г. Москва

Защита состоится " 4 " июля 2011 г. в 12 час. на заседании диссертационного совета Д 005.007.01 в Институте автоматики и процессов управления ДВО РАН по адресу: 690041, г. Владивосток, ул. Радио, 5.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Института автоматики и процессов управления ДВО РАН.

Автореферат разослан

" 31 " мая 2011 г.

Ученый секретарь диссертационного совета
Д 005.007.01, к.т.н.



А.В. Лебедев

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность работы. Мировые тенденции в области измерительных технологий претерпели за последние десятилетия значительные изменения. В настоящее время наукоемкое производство не обходится без постоянного контроля за динамикой поведения множества параметров распределенных физических полей (ФП). Особый интерес вызывают измерительные системы, предназначенные для предотвращения техногенных или природных катастроф, как в процессе строительства, так и на стадии дальнейшей эксплуатации объекта. Традиционный путь решения указанных проблем посредством размещения на контролируемом объекте большого количества стандартных дискретных измерительных устройств не всегда оказывается приемлемым. Ограничение применения информационно-измерительных систем (ИИС) на основе подобных устройств связано с их низким быстродействием, значительными размерами и массой, жесткостью измерительных устройств, низкой помехозащищенностью.

Широкие возможности в подобных задачах открывает использование распределенных волоконно-оптических измерительных систем (РВОИС) на основе волоконно-оптических измерительных сетей (ВОИС) [1]. Такие системы представляют собой эффективный инструмент для исследования и контроля внешних физических воздействий на протяженные объекты в режиме реального времени.

ВОИС состоит из набора волоконно-оптических измерительных линий (ИЛ), уложенных в соответствии с определенной схемой на исследуемой поверхности. Каждая ИЛ представляет собой непрерывный чувствительный участок волоконного световода, воспринимающий внешние воздействия. Принципиально новый подход к регистрации ФП состоял в том, чтобы на выходе протяженной волоконной ИЛ принимать суммарный сигнал о внешних воздействиях, не вычлняя сигналы, поступающие от элементарных участков световода [1-3]. Принимаемая величина в этом случае во многом аналогична сумме, получаемой при томографическом исследовании объектов и, таким образом, задача восстановления параметров распределенных ФП по характеристикам оптического излучения, проходящего по ВОИС, может быть сведена к томографической.

Однако существуют особенности, затрудняющие решение задачи реконструкции пространственных распределений параметров ФП по томографическим данным, формируемым РВОИС.

Одним из определяющих факторов при решении этой задачи является выбор схемы укладки ИЛ. В теории совершенная реконструкция может быть получена при бесконечном наборе проекций, а классические алгоритмы вычислительной томографии ориентированы на обработку результатов сканирования по прямолинейным траекториям со значительным числом интегральных проекций. В реальных ВОИС это неприемлемо, т.к. не всегда имеется полная свобода

в выборе схемы укладки ИЛ – обычно проекции известны только в нескольких направлениях при малом числе ИЛ в каждом из них.

Для классических алгоритмов восстановления функций по проекциям требуется равномерная как по углу, так по и отсчетам схема сканирования. Однако при практическом изготовлении ВОИС большой размерности применение стандартной равномерной схемы укладки ИЛ приводит к усложнению конструкции и методов обработки всей ИИС. Очень часто встречаются требования в виде ограниченного диапазона углов, неравномерных отсчетов в разных направлениях сканирования. Эти ограничения в итоге и определяют неполноту наборов проекционных данных. Поэтому весьма актуальной является задача разработки эффективных методов восстановления функций ФП для неполных схем укладки ИЛ.

Успехи в развитии РВОИС неразрывно связаны с решением проблемы обработки больших массивов измерительной информации, поступающей с выходов отдельных ИЛ распределенных сетей вследствие «протяженности» ВОИС. В связи с этим следует отметить трудности, возникающие при решении этой задачи: решение систем линейных уравнений для которых характерны высокие размерности, высокая степень разреженности матрицы системы, неточность в задании данных, погрешности измерений, неустойчивость системы относительно задания начальных данных.

Другим сдерживающим фактором является недостаточная эффективность распространенных методов реконструктивной томографии: почти все приемлемые алгоритмы реконструкции ФП являются итерационными, что не позволяет создавать быстродействующие ИИС даже при применении параллельных принципов организации вычислительных сетей.

В последние десятилетия в мировой практике наметилась тенденция решения задач обработки результатов измерений с использованием нейросетевых методов. Интерес к применению нейронных сетей (НС) в целом связан с тем, что все более широким становится класс задач, решаемых с помощью ВОИС. Выбор нейросетевых методов определяется их быстродействием, способностью к обучению, обеспечивающей выполнение практически любого преобразования данных, даже в том случае, если оно не может быть описано определенной функциональной зависимостью. Адаптивность нейросистем, вытекающая из способности к обучению, позволяет осуществлять подстройку вычислительной системы под изменения параметров решаемой задачи. Способ представления измерительной информации распределенной сетью томографического типа - в виде массива данных, формируемого одновременно всеми включенными в сеть ИЛ, хорошо совмещается с концепцией параллельной обработки информации, которая открывает перспективу работы ВОИС в реальном времени. Несмотря на очевидные достоинства нейротехнологий, они пока не нашли широкого применения в ИИС мониторинга протяженных ФП.

Следует также заметить, что НС не подходят для решения большинства классических томографических задач по причине значительного числа направ-

лений сканирования и, как следствие, значительного объема обучающих страниц, что делает неосуществимым процесс обучения НС. В задачах с ВОИС при малом числе направлений укладки ИЛ массивы данных значительно меньше и это предоставляет возможность использования нейросетевых методов, но для реализации этих планов необходима специальная предобработка. Такая предобработка должна позволить оптимизировать геометрические параметры больших массивов данных, поступающих с РВОИС без потери их информативности. Важную роль при этом играет возможность учета специфики организации ВОИС и априорных знаний о классе функций пространственного распределения реконструируемого ФП.

В результате оптимизации параметров ВОИС уменьшаются размеры массивов измерительной информации, и, соответственно, усложняется задача выбора «подходящей» нейросети для выполнения дальнейших этапов восстановления функций ФП. В связи с этим возникает необходимость создания специализированных нейросетевых конструкций. Эти конструкции должны состоять из заранее обученных, различных по своим параметрам и функциям НС (для стандартизации измерительных данных, синтеза синограмм и восстановления параметров физических полей). Это вполне соответствует идее параллельной обработки данных.

На настоящем уровне развития методов реконструкции функций ФП представляется предпочтительным путь создания средств обработки, включающих разнообразные подходы. Важной задачей вычислительной томографии является возможность комбинирования нескольких различных по своей сути способов восстановления данных, поступающих с ВОИС. Так применение комбинированных нейросетевых и аппроксимационных алгебраических методов является перспективным и оправданным при решении сложных некорректных задач, требующих гибкости и адаптивности самой вычислительной системы.

Особый интерес представляют методы, сочетающие в себе процедуры пополнения множества известных проекционных данных значениями, неизвестными из результатов экспериментов и полученными путем нейросетевого и/или алгебраического моделирования с последующим алгебраическими и/или нейросетевыми процедурами обращения. В данном случае обеспечивается выбор из имеющихся алгоритмов такого алгоритма, который обеспечит наиболее точное решение интересующих задач.

Несмотря на значительный вклад различных исследователей в этом направлении, ряд вопросов, касающихся разработки принципов организации ВОИС, а также разработки и совершенствования методов реконструкции данных, поступающих с РВОИС, изучен недостаточно полно.

Целью диссертационной работы является создание и исследование математических моделей и методов обработки информации, поступающей с нерегулярных волоконно-оптических измерительных сетей томографического типа для восстановления функций распределения параметров физических полей в режиме реального времени.

Достижение указанной цели требует решения следующих **задач**:

1. Разработка алгебраических моделей и методов восстановления параметров ФП для нерегулярных распределенных ВОИС томографического типа, основанных на обобщенных теоремах дискретизации и аппроксимации функции проекции на нерегулярной сетке.

2. Разработка метода алгебраического синтеза дополнительных проекционных данных с помощью аппроксимации функции проекции на объединении смежных классов с целью устранения глобальных артефактов для малоракурсных схем укладки ИЛ.

3. Разработка моделей и методов обработки сигналов нерегулярных распределенных ВОИС томографического типа с помощью полнообразных НС радиально-базисного типа, обеспечивающих реконструкцию пространственных распределений параметров ФП в реальном времени.

4. Разработка моделей и методов нейросетевой предобработки сигналов распределенных ВОИС томографического типа в пространстве Радона, обеспечивающих реконструкцию функции проекции в условиях неполноты данных и дальнейшего применения методов аппроксимации для нерегулярных схем, а также создание на их основе нового комбинированного нейро-алгебраического алгоритма восстановления параметров ФП.

5. Создание нового алгоритма восстановления параметров ФП, сочетающего в себе алгебраическую оптимизацию параметров ВОИС с целью локализации мест внешнего воздействия на ВОИС и аппроксимацию функции проекции на нерегулярной сетке.

6. Разработка и исследование новых специализированных нейросетевых конструкций – комплексов нейронных сетей (КНС):

- для восстановления параметров ФП,
- для синтеза синограмм,
- для классификации измерительной информации.

7. Разработка новых эффективных комбинированных алгоритмов для восстановления параметров ФП, основанных на предобработке измерительной информации с помощью локализации мест воздействия на ВОИС и дальнейшего применения комплекса нейронных сетей для обработки ВОИС соответствующих параметров.

Методы исследования. Для решения поставленных задач в работе использованы методы и математические модели нейрокомпьютинга, методы линейной алгебры и матричного анализа, теория групп, функциональный анализ и интегральная геометрия.

Основные положения, выдвигаемые на защиту:

1. Разработан и исследован новый метод реконструктивной томографии для распределенных ВОИС в случае неполных схем укладки ИЛ с малым числом направлений, основанный на максимально обобщенных теоремах дискретизации и аппроксимации функции проекции на нерегулярной сетке.

2. Разработан и исследован новый метод устранения глобальных артефактов для малоракурсных схем укладки ИЛ в ВОИС, основанный на алгебраическом синтезе синограмм с использованием аппроксимации функции проекции на нерегулярной сетке.

3. Разработаны основные модели и методы применения нейросетевых технологий для предобработки и обработки измерительной информации, поступающей с распределенных ВОИС томографического типа, обеспечивающие реконструкцию функции проекций, а также реконструкцию пространственных распределений параметров ФП в реальном времени.

4. Предложен и исследован новый комбинированный алгоритм обработки проекционных данных, сочетающий в себе нейросетевое моделирование процесса генерации проекций с последующим применением методов алгебраической аппроксимации на нерегулярной сетке, представляющей собой объединение классов смежности.

5. Впервые введена и исследована модель комплекса нейронных сетей для обработки данных РВОИС. Предложены различные по своим функциям модели комплексов нейронных сетей: для стандартизации измерительных данных, синтеза синограмм и восстановления параметров физических полей.

6. Разработаны новые комбинированные алгоритмы обработки данных, поступающих с РВОИС, на основе применения специальных алгоритмов структурирования данных, поступающих по ВОИС, сочетающие в себе новые нейросетевые конструкции – комплексы нейронных сетей, аналитические и алгебраические методы.

Научная новизна.

1. Впервые разработан и исследован метод реконструктивной томографии для распределенных ВОИС в случае нерегулярных параллельных схем укладки ИЛ с малым числом направлений, основанных на алгебраических алгоритмах восстановления распределений физических полей, использующих максимально обобщенные теоремы дискретизации на теоретико-групповой основе и аппроксимацию функции проекции на нерегулярной сетке.

2. Разработан метод устранения глобальных артефактов с помощью алгебраического синтеза синограмм для ультрамалоракурсных схем укладки ИЛ в ВОИС.

3. Разработаны основные модели и методы применения нейросетевых технологий обработки данных распределенных волоконно-оптических измерительных сетей томографического типа, обеспечивающих реконструкцию пространственных распределений параметров физических полей в реальном времени на примере многослойного персептрона и НС радиально-базисного типа.

4. Разработаны модели и методы применения нейросетевых технологий для предобработки измерительной информации распределенных

ВОИС томографического типа, обеспечивающих реконструкцию функции проекции на примере НС радиально-базисного типа.

5. Предложен новый комбинированный алгоритм обработки проекционных данных для реконструкции функций распределения физических полей. Этот алгоритм заключается в последовательном выполнении двух процессов: предобработки измерительной информации с помощью НС радиально-базисного типа и дальнейшей аппроксимации полученных данных на множестве дискретизации специального вида – на объединении классов смежности.

6. Впервые введено и исследовано понятие комплекса нейронных сетей. Исследованы различные по своим функциям комплексы нейронных сетей для стандартизации измерительных данных, синтеза синопграмм, восстановления параметров физических полей.

7. Созданы новые эффективные комбинированные алгоритмы обработки информации, поступающей с распределенных измерительных систем. Представлены различные схемы восстановления функций ФП, сочетающие в себе нейросетевые, аналитические и алгебраические методы. Все указанные комбинированные алгоритмы содержат общую часть – нейросетевую генерацию проекций в тех направлениях, где они отсутствуют. Проведен сравнительный анализ этих методов с классическими методами для стандартной регулярной схемы сканирования и выявлены преимущества.

Практическая значимость диссертации заключается в том, что представленные в работе исследования закладывают фундамент для комплексной и эффективной обработки измерительной информации о пространственных распределениях параметров ФП, поступающей с РВОИС.

Результаты выполненных исследований процессов обработки интегральной информации демонстрируют возможность применения томографических методов для восстановления распределений параметров ФП, позволяют разрабатывать принципиально новые алгоритмы обработки данных томографических измерений и оптимизировать существующие.

Проведенные исследования алгебраического метода восстановления параметров ФП для распределенных ВОИС томографического типа, основанного на аппроксимации функции проекции на нерегулярной сетке, позволяют выработать рекомендации для способов пространственного размещения интегрирующих волоконных ИЛ, дают возможность варьировать топологию сети в зависимости от характера исследуемого поля для обеспечения оптимальных условий обработки измерительной информации.

Изучение принципов применения нейросетевых вычислительных методов для обработки сигналов распределенных ВОИС показало возможность реализации параллельных алгоритмов обработки информации при реконструкции пространственных распределений ФП.

Полученные автором результаты были применены для создания моделей нейроподобных вычислительных систем обработки сигналов распределенных ВОИС и могут быть в дальнейшем использованы для создания систем мониторинга протяженных ФП в режиме реального времени.

Разработанная совокупность новых, высокоэффективных математических методов и алгоритмов реконструкции параметров ФП, связанных между собой общей идеологией и концептуальными положениями, позволяет говорить о том, что предложена методика разработки новых методов диагностики, в частности и малоракурсной, для широкого класса протяженных объектов.

Полученные результаты применены для создания макетов оптоэлектронных измерительных систем и могут быть использованы для проектирования элементов и схем ИИС длительного мониторинга в реальном времени пространственных распределений параметров ФП, определяющих состояние протяженных объектов и технических конструкций в процессе их эксплуатации.

Использование полученных результатов позволяет повысить эффективность охранных систем и обеспечения безопасности, систем раннего оповещения для предупреждения природных и техногенных катастроф, систем управления сложными многопараметрическими процессами (технологические линии, экологические задачи и др.), а также тестирования параметров технических конструкций в процессе эксплуатации.

Обоснованность и достоверность результатов обеспечиваются строгими математическими выкладками и подтверждены результатами экспериментальных исследований.

Апробация работы. Изложенные в диссертационной работе материалы докладывались на международных конференциях: “International workshop on Optical Beam Transformation (IWBT)” Vladivostok, Russia, 2001; “International workshop on Bio-Signal Analysis and its Applications”, Tokyo, Japan, 2002; “Asia-Pacific Conference on Fundamental Problems of Opto- and Microelectronics”, Vladivostok, Russia, 2002; World Exhibition of Invention, Research and Industrial Innovation “Eureka-2002” in Brussels, 12-17 November, 2002; “IEEE, Physics and Control”, 2003; “Optoelectronic information-power technologies”, Vinnitsa, Ukraine, 2003; “Asia-Pacific Conference on Fundamental Problems of Opto- and Microelectronics”, Russia, Khabarovsk, 2004; Second International Conference "Physics and control", 2005; “7-th International Conference on Digital Signal Processing and its Applications”, Moscow, Russia, 2005; “6-th Asia-Pacific Conference on Fundamental Problems of Opto- and Microelectronics” 2007; “7-th Asia-Pacific Conference on Fundamental Problems of Opto- and Microelectronics” 2008; “8-th Asia-Pacific Conference on Fundamental Problems of Opto- and Microelectronics”, 2009; “9-th Asia-Pacific Conference on Fundamental Problems of Opto- and Microelectronics”, Kangnam University, Yongin, Republic of Korea, 2010; “The First Russia and Pacific Conference on Computer Technology and Applications”, Vladivostok, Russia, 2010 и

на всероссийских конференциях:

XLVI Всероссийская межвузовская научно-техническая конференция, Владивосток, ТОВМИ, 2003; “X Всероссийская научно-техническая конференция Нейроинформатика-2009”; “XI Всероссийская научно-техническая конференция Нейроинформатика-2010”; “XII Всероссийская научно-техническая конференция Нейроинформатика-2011”.

Публикации. По теме диссертации опубликовано 33 статьи, из которых 13 входят в Перечень ВАК РФ.

Личный вклад автора. Все результаты, представленные в диссертационной работе, получены автором лично, либо при его определяющем участии.

Структура и объём диссертации. Диссертация состоит из пяти глав, заключения и приложения. Объём основной части диссертации составляет 224 страницы, включает 53 рисунка, 11 таблиц и список литературы из 154 названий.

СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Глава 1 носит вводный характер. В ней рассматривается использование современных измерительных технологий на основе волоконной оптики для создания информационно-измерительных систем, способных осуществлять оперативный сбор и обработку информации о многомерных пространственно-временных функциях распределения параметров различных ФП. Обсуждаются возможности использования РВОИС на основе ВОИС для исследования и контроля внешних физических воздействий на протяженные объекты в режиме реального времени.

В § 1.1.1 рассматриваются принципы работы измерительных сетей на основе распределенных волоконно-оптических датчиков, отмечены их достоинства и недостатки. Обсуждается строение распределенной ВОИС томографического типа, состоящей из системы протяженных волоконных ИЛ интегрирующего типа, которые укладываются на исследуемом объекте в соответствии в определенной топологией. Каждая ИЛ представляет собой непрерывный чувствительный участок волоконного световода, воспринимающий внешние физические воздействия. Описана специфика томографических методов, применяемых для распределенных ВОИС. Отмечены характерные особенности, затрудняющие решение задачи реконструкции пространственных распределений ФП по томографическим данным, формируемым РВОИС, такие как недостаточность числа направлений наблюдения и недостаточность отсчетов в выбранных направлениях, нерегулярность схем укладки ИЛ, наличие с больших массивов измерительной информации, а также отсутствие современных высокоточных быстродействующих алгоритмов. В § 1.1.2 описаны основные принципы построения РВОИС на примере оптоэлектронной сигнальной системы, позволяющей определять в реальном времени место внешнего воздействия на чувст-

вительную поверхность сети и отслеживать его перемещения по контролируемой поверхности. В §1.1.3 приведена краткая классификация основных методов классической томографии, применяемых для восстановления параметров ФП по информации, поступающей с РВОИС. В §1.1.4 дается обоснование применения нейросетевых технологий в РВОИС.

Показана актуальность разработки и изучения новых методов обработки информации, поступающей с неполных нерегулярных ВОИС томографического типа для восстановления функций распределения параметров ФП.

В связи с этим определена цель работы, поставлены задачи исследований для достижения указанной цели, сформулированы основные положения, выдвигаемые на защиту.

Глава 2 посвящена современным алгебраическим методам восстановления информации, поступающей по ВОИЛ распределенной измерительной сети. При решении большинства таких задач схемы укладки ИЛ в ВОИС далеки от идеальных равномерных схем. Часто встречаются ограничения, в виде уменьшенного шага сканирования, более редкого диапазона углов (рис. 1а-г), неравномерных отсчетов в разных направлениях укладки ИЛ (рис. 1в-г), которые и определяют вид массивов измерительной ин-

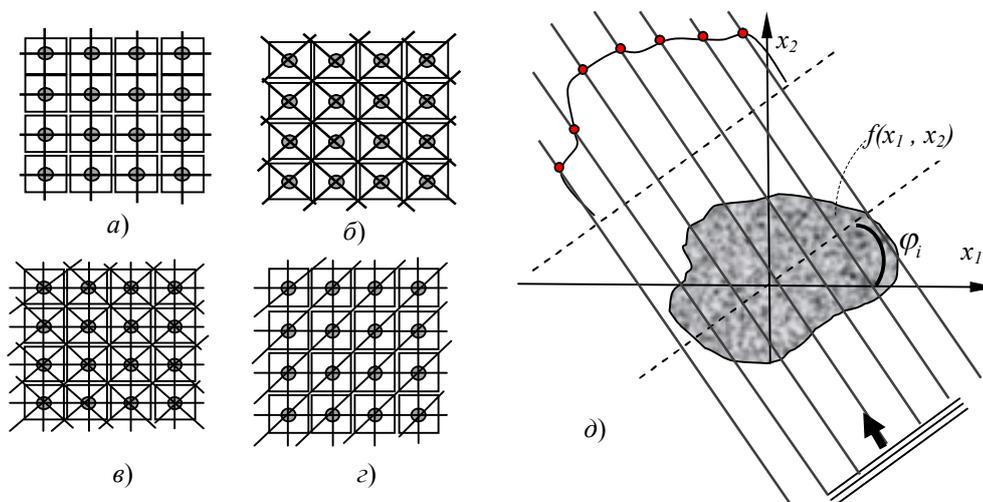


Рис. 1. Параллельные схемы укладки измерительных линий в ВОИС

формации. Для классических алгоритмов восстановления функций по проекциям требуется равномерная как по углу, так по и отсчетам схема сканирования. В тех случаях, когда это условие не выполняется, классическая теорема отсчетов (теорема Котельникова) не может быть применена, т.к. элементы из множества дискретизации имеет различные расстояния между узлами. В этих условиях для правильного восстановления функции требуются совершенно новые методы, использующие максимально обобщенные теоремы дискретизации на теоретико-групповой ос-

нове [4, 5]. В главе 2 рассматривается задача восстановления функций ФП с помощью ВОИС [1] для неравномерных параллельных схем укладки ИЛ с малым числом направлений сканирования.

Одним из способов сбора информации о состоянии ВОИС является получение синограммы путем сканирования области набором параллельных ИЛ (рис.1д). Рассмотрим воздействие ФП на распределенную измерительную сеть, периферийная часть которой составлена из интегрирующих ИЛ. Предположим, что ФП с пространственным распределением параметров, описываемым функцией распределения $f(x_1, x_2)$, реализовано на плоской поверхности Ω . Если через область Ω распределения ФП проложить прямую ИЛ, чувствительную к воздействию данного поля по всей ее длине, полярные координаты которой задаются как (φ, s) , то интегральный сигнал на ее выходе можно описать зависимостью

$$g(\varphi, s) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x_1, x_2) \delta[s - x_1 \cos \varphi - x_2 \sin \varphi] dx_1 dx_2, \quad (1)$$

где $\delta(z)$ – дельта-функция Дирака, а $g(\varphi, s)$ – функция проекции.

Если индекс i определяет направление сканирования φ_i (рис.1д), индекс j определяет отсчет s_{ij} в выбранном i – м направлении, то паре индексов (i, j) соответствует прямая L_{ij} , вдоль которой сканируется область Ω , а значение проекции вдоль прямой L_{ij} можно записать в виде

$$g_{ij} = \Re f(\varphi_i, s_{ij}) = \int_{L_{ij}} f(x_1, x_2) dl, \quad (2)$$

где \Re – преобразование Радона функции f , а dl – приращение вдоль прямой L_{ij} .

При разбиении исследуемой области $\Omega \subset R^2$ на малые элементарные ячейки Ω_k (считаем функцию f постоянной на Ω_k и равной f_k) матрица f , соответствующая этому разбиению, и вектор-столбец неизвестных F , примут вид:

$$f = \begin{pmatrix} f_1 & f_2 & \dots & f_m \\ f_{m+1} & f_{m+2} & \dots & f_{2m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ f_{n(m-1)+1} & f_{n(m-1)+2} & \dots & f_{nm} \end{pmatrix} \Leftrightarrow F = (f_1 \ f_2 \ \dots \ f_m \ f_{m+1} \ \dots \ f_{2m} \ \dots \ f_{nm})^T. \quad (3)$$

Для выбранной схемы укладки ИЛ и соответствующей ей матрице A интегральные уравнения (1) преобразуются в систему вида:

$$AF = G. \quad (4)$$

В правой части матричного уравнения (4) стоит столбец проекционных данных размера $M = \gamma(1) + \dots + \gamma(i) + \dots + \gamma(p)$, имеющий вид:

$$G = (g_{11}, \dots, g_{1\gamma(1)}; \dots; g_{i1}, \dots, g_{i\gamma(i)}; \dots; g_{p1}, \dots, g_{p\gamma(p)})^T, \quad (5)$$

где $\gamma(i)$ – число ИЛ в i -м направлении укладки.

Пары чисел (φ_i, s_{ij}) , определяющие параллельную схему сканирования на плоскости (рис. 1д), могут быть рассмотрены как элементы группы $\mathbb{G} = \mathbb{T} \times \mathbb{R}$, где интервал $\mathbb{T} = [0, 2\pi)$ выступает в роли циклической группы относительно сложения по модулю 2π , а \mathbb{R} - в роли аддитивной группы поля \mathbb{R} .

В плоскости $O\varphi s$ точки (φ_i, s_{ij}) образуют множество дискретизации. Для стандартной параллельной схемы укладки ИЛ в p направлениях с шагом h матрица решетки дискретизации и двойственная к ней имеют диагональный вид:

$$\mathbb{W} = \begin{pmatrix} \pi/p & 0 \\ 0 & h \end{pmatrix}, \quad \mathbb{W}^\perp = \begin{pmatrix} 2p & 0 \\ 0 & 2\pi/h \end{pmatrix},$$

где $\mathbb{H} = \mathbb{W}\mathbb{Z}^n$, $\mathbb{H}^\perp = \mathbb{W}^\perp\mathbb{Z}^n$ - решетки, порожденные матрицами \mathbb{W} и \mathbb{W}^\perp над \mathbb{Z}^n .

Математически, задача состоит в том, чтобы восстановить функцию распределения параметра ФП f , по измерениям функции проекции $g = \mathfrak{R}f$ на некоторой решетке.

Если функция f имеет ограниченную существенную ширину спектра, равную b , то для ее восстановления с разрешением порядка $2\pi/b$, требуются стандартные регулярные решетки, для которых должны выполняться стандартные условия дискретизации, т.е. $h \leq \pi/b$, $p > b$ [6].

Преобразование Фурье для функции проекции $g = \mathfrak{R}f$ [6, 7], определим преобразование Фурье и обратное к нему равенствами

$$\hat{g}(k, \sigma) = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} \int_{\mathbb{R}} g(\varphi, s) e^{-i(k\varphi + \sigma s)} ds d\varphi, \quad \text{где } (k, \sigma) \in \mathbb{Z} \times \mathbb{R},$$

$$g(\varphi, s) = \frac{1}{2\pi} \int_{\mathbb{Z} \times \mathbb{R}} \hat{g}(k, \sigma) e^{i(k\varphi + \sigma s)} dk d\sigma = \frac{1}{2\pi} \sum_{k \in \mathbb{Z}} \int_{\mathbb{R}} \hat{g}(k, \sigma) e^{i(k\varphi + \sigma s)} d\sigma.$$

Аппроксимация функции проекции $g = \mathfrak{R}f$ на произвольной решетке \mathbb{H}

определяется равенством: $Sg(z) = \frac{h}{p} \sum_{y \in L} g(y) \tilde{\chi}_{\mathbb{K}}(z-y)$, где $z = (\varphi, s) \in T \times \mathbb{R}$, \mathbb{K}

- подходящее компактное множество в $\mathbb{Z} \times \mathbb{R}$, $\tilde{\chi}_{\mathbb{K}}$ - обратное преобразование Фурье характеристической функции $\chi_{\mathbb{K}}$. Соответствующая теорема отсчетов дает

оценку ошибки аппроксимации в виде $|g(z) - Sg(z)| \leq \pi^{-1} \int_{(\mathbb{Z} \times \mathbb{R}) \setminus \mathbb{K}} |\hat{g}(\xi)| d\xi$,

где $z \in T \times \mathbb{R}$, $\xi = (k, \sigma) \in \mathbb{Z} \times \mathbb{R}$, при условии, что трансляции множества \mathbb{K} элементами решетки \mathbb{H}^\perp не пересекаются. Известно, что значение функции

$\hat{g} = \widehat{\mathfrak{R}f}$ мало при $\mathcal{G}: 0 < \mathcal{G} < 1$ вне множества

$\mathbb{K} = \left\{ (k, \sigma) \in \mathbb{Z} \times \mathbb{R} : |\sigma| < b, |k| < \max \left(\frac{|\sigma|}{g}, \frac{(1-g)}{g} b \right) \right\}$ [6]. Таким образом, можно утверждать, что множество \mathbb{K} является «существенным» носителем функции \hat{g} .

На практике часто встречаются схемы укладки измерительных линий, которым не соответствуют решетки, но их можно представить в виде объединения нескольких решеток или их сдвинутых копий: $M = \bigcup_{i=1}^l (\mathbb{H}_i + x_i)$. Так, например, для схемы укладки ИЛ в четырех направлениях (рис. 1в), имеет место равномерное распределение углов, но неравномерность отсчетов вдоль прямых. Эту схему сканирования можно рассматривать как объединение двух стандартных подсхем с двумя направлениями сканирования, т.е. $\Delta\varphi = \pi/2$. При этом в плоскости $O\varphi s$ каждой из них соответствует своё множество дискретизации. Первой схеме соответствует множество дискретизации M_1 , а второй – M_2 . Очевидно, что множество M_1 является решеткой, т.е. $M_1 = \mathbb{H}_1$, где \mathbb{H}_1 – подгруппа, порожденная над \mathbb{Z}^2 матрицей $\mathbb{W}_1 = \begin{pmatrix} \pi/2 & 0 \\ 0 & h_1 \end{pmatrix}$, т.е. $\mathbb{H}_1 = \mathbb{W}_1 \mathbb{Z}^2$. Множество M_2 решеткой не является, но его можно представить как смежный класс дискретной группы \mathbb{G} по подгруппе $\mathbb{H}_2 = \mathbb{W}_2 \mathbb{Z}^2$, $\mathbb{W}_2 = \begin{pmatrix} \pi/2 & 0 \\ 0 & h_2 \end{pmatrix}$. Таким образом, объединение $M = M_1 \cup M_2 = \mathbb{H}_1 \cup \{ \mathbb{H}_2 + (\pi/4 \ 0)^T \}$ представляет собой множество дискретизации для всей исследуемой схемы сканирования. Множество M не удовлетворяет обычным условиям дискретизации, поэтому нельзя использовать стандартные алгоритмы без опасности получить серьезные артефакты.

Пусть \mathbb{H}_1 и \mathbb{H}_2 – произвольные решетки, R_1 и R_2 – фундаментальные области решеток \mathbb{H}_1^\perp и \mathbb{H}_2^\perp соответственно. Пусть имеет место включение $R_1 \subset R_2$, т.е. решетка \mathbb{H}_2 является более плотной, чем \mathbb{H}_1 , а, соответственно, и множество дискретизации M_2 более плотное, чем M_1 . Поэтому множество дискретизации M_2 целесообразно взять в качестве основного для восстановления функции проекции.

Пусть $\mathbb{K} = R_2 \cup (R_1 + v)$ спектральное множество, такое, что $R_2 \cap (R_1 + v) = \emptyset$ и преобразование Фурье функции $g = \mathcal{R}f$ обращается в ноль вне множества \mathbb{K} и пусть известны значения функции проекционных данных g на множествах дискретизации $M_1 = \mathbb{H}_1$ и $M_2 = \mathbb{H}_2 + x_2$. Предположим, что указанные множества дискретизации обладают следующим свойством:

функции g_1 и g_2 , преобразования Фурье которых, обращаются в ноль вне множеств $R_1 + \nu$ и R_2 , соответственно, могут быть реконструированы от их выборок на множествах дискретизации M_1 и M_2 соответственно. Тогда основная идея, лежащая в основе представленного здесь подхода, следующая. Функцию $g(\varphi, s)$ ищем как разложение вида

$$g(\varphi, s) = g_2(\varphi, s) + P(\varphi, s) g_1(\varphi, s), \quad (6)$$

где $P(\varphi, s)$ – неизвестная функция, обращающаяся в ноль всюду на M_2 , но не обращающаяся в ноль нигде на M_1 . Функции g_1 и g_2 обращаются в ноль вне множеств $R_1 + \nu$ и R_2 , соответственно. Разложение (6) можно использовать для реконструкции функции g от ее выборок на объединении множеств $M_1 \cup M_2$. Точно восстановление функции $g(\varphi, s)$ описывается следующей теоремой.

Теорема. Пусть известны значения функции проекционных данных $g = \mathfrak{R}f$ на множествах дискретизации M_1 и M_2 , $\hat{g} = 0$ вне спектрального множества $K = R_2 \cup (R_1 + \nu)$. Пусть любая непрерывная функция $h(x) \in L_2(G)$, преобразование Фурье которой $\hat{h} = 0$ вне множества R_1 , может быть восстановлена по отсчетам на решетке M_1 . Тогда функция проекции $g = \mathfrak{R}f$ может быть восстановлена по отсчетам на всем множестве $M = M_1 \cup M_2$ по формуле:

$$g(z) = S_{\mathbb{H}_2 + x_2} g(z) + \left(1 - e^{2\pi i(z - x_2, \nu)}\right) C_1 \sum_{y \in \mathbb{H}_1} \frac{g(y) - S_{\mathbb{H}_2 + x_2} g(y)}{1 - e^{2\pi i(y - x_2, \nu)}} \tilde{\chi}_{R_1}(z - y), \quad (7)$$

где $\tilde{\chi}_{R_i}$ – обратное преобразование Фурье характеристической функции χ_{R_i} множества R_i , $S_{\mathbb{H}_2 + x_2} g(z) = C_2 \sum_{y \in \mathbb{H}_2} g(x_2 + y) \tilde{\chi}_{R_2}(z - x_2 - y)$, для любого $z \in \mathbb{G}$,

$$C_i = (2\pi)^{-1} |\mathbb{W}_i|, i = 1, 2.$$

Из формулы (7) следует способ восстановления дискретных данных по их проекциям вдоль различных направлений сканирования.

Во-первых, для любого $h_2 \in \mathbb{H}_2 + x_2$ и $\nu \in \mathbb{H}_2^\perp$ очевидно, что $(h_2 - x_2, \nu) = 0$.

Следовательно, выражение (7) принимает вид $g(h_2) = S_{\mathbb{H}_2 + x_2} g(h_2)$. Это значит, что функция аппроксимации не меняет значения проекций вдоль указанных направлений сканирования. Таким образом, автоматически сформирована первая часть данных, которые обозначим как $(\mathfrak{R}f)_2$.

Во-вторых, для любого $h_1 \in M_1 = \mathbb{H}_1$, из формулы (7) следует, что

$$g(h_1) = S_{\mathbb{H}_2 + x_2} g(h_1) + S_{\mathbb{H}_1} \Delta, \quad (8)$$

где Δ – некоторая корректирующая функция, которая вычисляется во втором слагаемом (7). Это значит, что проекционные данные, соответствующие множеству дискретизации M_1 должны быть последовательно подвергнуты действию функции аппроксимации, а затем скорректированы. Обозначим через $(\mathfrak{R}f)_1$

результат аппроксимации проекционных данных, соответствующих множеству дискретизации M_1 :

$$(\mathfrak{R}f)_1(t) = S_{\mathbb{H}_2+x_2}g(t) = (2\pi)^{-1}|\mathbb{W}_2| \sum_{y \in \mathbb{H}_2+x_2} g(y)\tilde{\chi}_{R_2}(t-y), \forall t \in M_1 = \mathbb{H}_1. \quad (9)$$

Из формулы (9), следует, что проекционные данные, соответствующие множеству дискретизации M_1 , приближаются значениями более плотной решетки $M_2 = \mathbb{H}_2+x_2$. Дальнейшая коррекция функции $(\mathfrak{R}f)_1$ заключается в добавлении к нему слагаемого вида

$$S_{\mathbb{H}_1}\Delta = \left(1 - e^{2\pi i(z-x_2, v)}\right) C_1 \sum_{y \in \mathbb{H}_1} \frac{g(y) - S_{\mathbb{H}_2+x_2}g(y)}{1 - e^{2\pi i(y-x_2, v)}} \tilde{\chi}_{R_1}(z-y), \quad (10)$$

которое влияет только на $g(y)$, $y \in M_1 = \mathbb{H}_1$.

Заметим, что основной корректирующей частью функции $S_{\mathbb{H}_1}\Delta$ является разность $g(y) - S_{\mathbb{H}_2+x_2}g(y)$, $y \in \mathbb{H}_1$, стоящая в числителе под знаком суммирования и характеризующая погрешность аппроксимации данных на M_1 . Обозначим через $(\mathfrak{R}f)_3$ результат обработки проекционных данных, соответствующих множеству дискретизации M_1 , после аппроксимации и коррекции. На следующем этапе обработки происходит комбинирование измерительных $(\mathfrak{R}f)_2$ и аппроксимационных данных $(\mathfrak{R}f)_3$. Таким образом, описан следующий алгоритм UQC (union of quotient classes) для восстановления функции проекции $g = \mathfrak{R}f$ исследуемого параметра ФП.

Алгоритм UQC 1.

1. Создание массивов проекционных данных, соответствующих каждому из множества дискретизации;
2. Создание массива измерительных данных. Массив $(\mathfrak{R}f)_2$ формируется из проекционных данных по наиболее плотному множеству дискретизации $M_2 = \mathbb{H}_2 + x_2$;
3. Аппроксимация проекционных данных, соответствующих менее плотному множеству дискретизации M_1 в соответствии с (9). Результат обозначается через $(\mathfrak{R}f)_1$;
4. Коррекция проекционных данных $(\mathfrak{R}f)_1$ в соответствии с (10). Результат обозначается через $(\mathfrak{R}f)_3$;
5. Комбинирование измерительных $(\mathfrak{R}f)_2$ и аппроксимационных данных $(\mathfrak{R}f)_3$. Результат обозначается через $\mathfrak{R}f$.

Аппроксимирующие функции (7) - (10), содержат значения функций вида $\tilde{\chi}_R$, где $\tilde{\chi}_R$ - обратное преобразование Фурье характеристической функции

χ_R множества R . Для того чтобы избежать сложного непосредственного вычисления интерполирующих функций вида $\tilde{\chi}_R$, следует выполнить действия:

1. к функции $S_M g(x)$ применить преобразование Фурье, т.е. вычислить значение функции $(\widehat{S_M g})(x) = \chi_R(\xi) \sum_{v \in H^\perp} \hat{g}(\xi + v) e^{2\pi i(x_0, v)}$,

2. затем применить формулу Пуассона [6]:

$$\sum_{y \in H} g(x + y) e^{-2\pi i(x+y, \xi)} = C \sum_{v \in H^\perp} \hat{g}(\xi + v) e^{2\pi i(x, v)},$$

3. вычислить обратное преобразование Фурье.

Проблема неполноты данных возникает, когда значения функции $\Re f(\varphi, s)$ недоступны по определенному диапазону аргументов (φ, s) . В случае 2D томографии наиболее часто встречается проблема ограниченного набора углов. Если известно значение аппроксимации $S_{\mathbb{H}} g(\varphi, s)$, то можно вычислить значение $S_{\mathbb{H}+x} g(\varphi, s)$. Более того, если известно приближенное значение функции проекции $g(\varphi, s) = \Re f(x, y)$ на множестве дискретизации \mathbb{H} , то можно вычислить приближенное значение этой функции на множестве дискретизации $\mathbb{H}+x$. Для этих целей использован алгоритм перехода от значений функции проекции $g(\varphi, s) = \Re f(x, y)$ на множестве $M_1 = \mathbb{H}_1$ к значениям этой функции на множестве дискретизации $M_2 = \mathbb{H}_2 + x_2$, использующий формулу (4) и приведенный выше способ вычисления $S_M g(x)$ с помощью преобразований Фурье. При этом учитывается, что фундаментальные области R_1 и R_2 используемых решеток \mathbb{H}_1^\perp и \mathbb{H}_2^\perp , соответственно, имеют специфическую (непрямоугольную) форму и поэтому к ним нельзя применять стандартные Фурье-алгоритмы непосредственно без угрозы получения серьезных артефактов.

Опишем кратко технику, позволяющую восстановить функцию f , используя процедуру удвоения числа проекционных данных.

Алгоритм UQC 2. Удвоение числа проекционных данных

1. Создание массивов проекционных данных;
2. Создание массива измерительных данных по наиболее плотному множеству дискретизации;
3. Аппроксимация и коррекция проекционных данных по наименее плотному множеству дискретизации;
4. Комбинация измерительных и проекционных данных;
5. Создание массива дополнительных данных, используя сдвиги данных из п. 2 и 3 на половинные углы;
6. Комбинация данных из п. 4 и п.5.

На рис. 2 приведен сравнительный анализ восстановления эталонного двойного воздействия (а) на ВОИС с помощью стандартного метода FBP (б), а также с помощью алгоритмов UQC 1 (в) и UQC 2 (г). Для каждого из представленных методов над реконструированной функцией указана нормированная среднеквадратичная ошибка (mse) и коэффициент корреляции (corr).

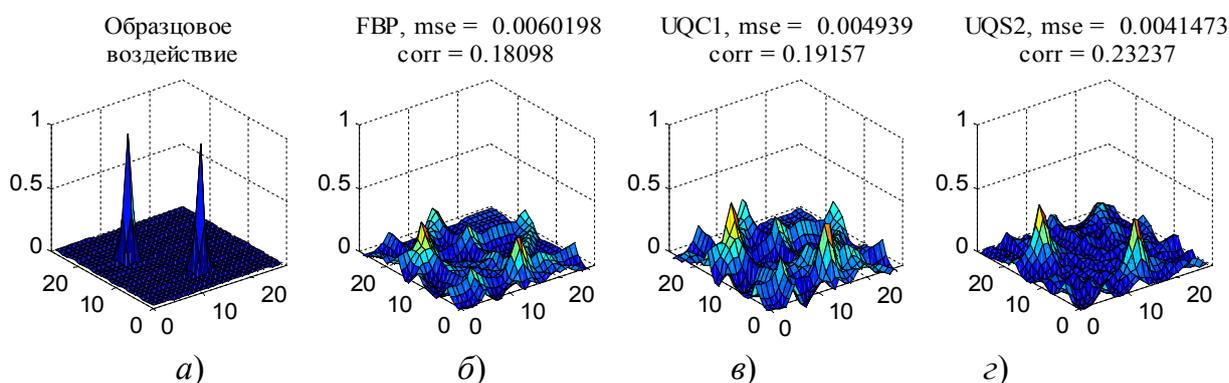


Рис. 2. Сравнительный анализ восстановления функции распределения параметра ФП с помощью UQC1,2 и FBP

В главе 3 представлены результаты нейросетевого моделирования нелинейных задач реконструктивной томографии для восстановления информации, поступающей с ВОИЛ с помощью полнообразных НС персептронного типа, а также радиально-базисных НС.

В § 3.1 дается обоснование применения НС для решения задачи восстановления параметров ФП. Отмечены преимущества НС, наиболее важными из которых, применительно к реконструктивной томографии, являются свойства адаптации и обобщения. Свойство адаптации НС к конкретным условиям задачи, является результатом её обучения. Обобщение обученной НС заключается в том, что она может решать задачу для первоначально неизвестных распределений. Для ускорения обучения НС и упрощения оценки степени их адекватности решаемой проблеме, обучающие наборы данных создавались с помощью компьютерного моделирования измерений.

Интеллектуальность оптоэлектронной ИИС, предназначенной для мониторинга распределений ФП в реальном времени, обеспечивается наличием нейроподобного устройства обработки измерительной информации, которое может осуществлять как предобработку, так и постобработку данных, связанную с распознаванием объектов, анализом ситуации, принятием решений по выработке управляющих сигналов.

Решение задачи реконструкции данных с ВОИС на практике осложнено ограниченным числом измерительных каналов, что ведет к неполноте проекционных данных, недостаточных для однозначной реконструкции распределения внешнего воздействия. В таких условиях важную роль играет возможность учета на этапе реконструкции априорных знаний о характере распределения, выраженных в виде признаков, ограничивающих множество решений. В рамках

традиционных методов вычислительной томографии выявление и аналитическая формализация этих признаков может представлять нетривиальную задачу. В существенной степени отмеченного недостатка лишены нейросетевые методы реконструкции, подразумевающие прямую реализацию обратного преобразования, получаемую путем обучения НС на примерах распределений, ограниченных конкретным классом, и соответствующих им проекций, снимаемых с реальной измерительной системы.

В § 3.2 проводится исследование особенностей применения НС типа однослойный персептрон для решения томографической задачи восстановления характеристик протяженных ФП по интегральным данным. Отмечается, что использование персептрона позволяет производить параллельную обработку информации за один проход от входа к выходу нейронной сети, что открывает перспективу обработки информации с высокой скоростью, вплоть до скорости света для оптической информации. Решена задача выбора оптимального параметра скорости обучения НС. Получена явная формула для вычисления этого параметра для первого этапа обучения. Для проведения численного анализа нейросетевого метода решения была рассмотрена томографическая задача восстановления информации с ВОИС повышенной размерности ($n = 8$) с укладкой информационных линий в трех направлениях, а также для ВОИС 3×3 с укладкой ИЛ в двух направлениях. Было показано, что результаты, полученные нейросетевым методом приблизительно те же, что в случае алгебраического моделирования методом Гревия и для более сложных видов воздействия на ВОИС оба эти метода не дают высокого качества восстановления. Это говорит о том, что однослойные персептроны характеризуются ограниченными возможностями.

В § 3.3 исследовано применение НС многослойный персептрон для восстановления параметров ФП. Рассмотрена РВОИС, в которой сбор информации об исследуемом поле осуществляется с использованием распределенной ВОИС с нелинейной функцией передачи. Выявлены недостатки этих НС такие, как необходимость использования большого количества обучающих образов и длительность процесса обучения.

В § 3.4 представлены основные принципы обработки сигналов нерегулярных распределенных ВОИС томографического типа с помощью полнообразных нейронных RBF-сетей, обеспечивающих реконструкцию пространственных распределений параметров ФП.

Теория нейронных сетей, обучаемых с учителем, имеет две важные линии развития. Первая связана с рекурсивной технологией алгоритма обратного распространения, использованной для многослойного персептрона, а вторая – с построением нейронной сети, использующим аппроксимацию кривой по точкам в пространстве высокой размерности как в случае RBFNN. При этом обучение заключается в нахождении такой поверхности в многомерном пространстве, которая наиболее точно соответствует данным обучения. Приближенное

решение задачи восстановления функции $f(x,y)$ ищется как выход нейронной сети в виде $f(x,y) = \sum_{i=1}^N d_i e^{-a_i((x-c_i)^2+(y-b_i)^2)}$. Формируемый измерительной сетью

информационный массив, представленный вектором G , является набором томографических данных (4), (5), по которым нейронная сеть должна реконструировать вектор F . Таким образом, нейросеть должна выполнить преобразование вида $F = A(G)$, предварительно пройдя обучение на множестве обучающих пар $\{(G, F)\}$. Для создания обучающей страницы использовался способ выбора обучающих пар "с подкреплением", при котором рассматривались пары вида (G_i, F_i) , связанные соотношением $AF_i = G_i$.

Предложен способ создания функций для обучения НС, моделирующих конкретный физический процесс. При этом выбор эталонных функций должен находиться в зависимости от ширины спектра b исследуемой функции $f(x,y)$.

Функции гауссовского типа $Z(x,y) = e^{-a_i((x-c_i)^2+(y-b_i)^2)}$ могут быть использованы в качестве таковых, так как они имеют по своей природе локальный характер и принимают ненулевые значения только в зоне вокруг определённого центра. При создании обучающих пар RBFNN использовались функции гауссовского типа, причем параметры b_i, c_i , подбирались как узлы решетки соответствующей схемы укладки ИЛ.

Выбор эталонных распределений физической величины осуществлялся как случайным, так и регулярным способом. Было предложено использовать три типа эталонных распределений.

Тип I. Эталонные распределения поля в этом случае представляют собой одиночные Гауссианы, центры которых расположены в узлах измерительной сети.

Тип II. Это пары Гауссиан с непересекающимися носителями. Аналитически эти функции могут быть представлены в виде

$$z(x,y) = e^{-a_1((x-c_1)^2+(y-b_1)^2)} + e^{-a_2((x-c_2)^2+(y-b_2)^2)} \quad (11)$$

при условии, что носители находятся на расстоянии не менее $2\pi/b$.

Тип III. Эталонные распределения этого типа были получены с помощью процесса рандомизации с нормированием. Каждому целочисленному случайному набору $a_1, a_2, b_1, c_1, b_2, c_2$ ставилась в соответствие функция (11).

На рис. 3 приводятся результаты тестирования нейронной сети на функциях, как принадлежащих, так и не принадлежащих обучающей странице. В первых столбцах рис. 3 представлены оригиналы функций, а во вторых – результаты восстановления. Экспериментально показано, что данная сеть позволяет осуществлять восстановление функций пространственного распределения исследуемой физической величины с погрешностью в отдельной точке не более 1%. Ни один из приведенных для сравнения традиционных методов (FBP, ART) такого результата не дает.

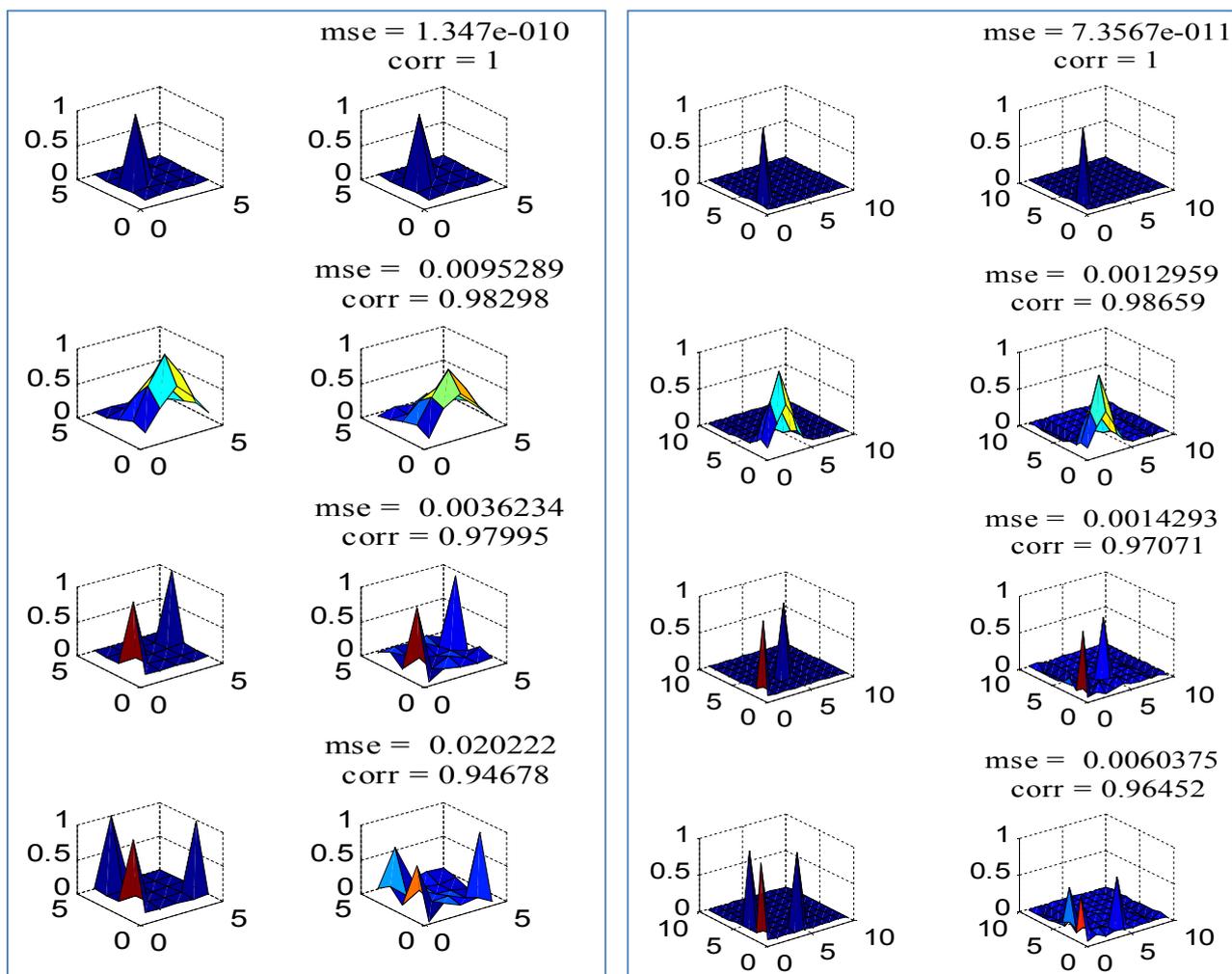


Рис. 3. Тестирование RBFNN при $n=5$ (слева) и при $n=10$ (справа).

Построенная сеть RBFNN обладает хорошими прогнозирующими возможностями и может с успехом использоваться для распределенных вычислений в задачах с применением ВОИС больших размерностей. Для получения точной информации о функционировании сложных систем, как например, в задачах о нахождении места и величины воздействия на ФП с помощью ВОИС, метод нейросетевой обработки информации RBFNN вполне подходит. Однако необходимо отметить, что при этом способе восстановления в задачах с применением ВОИС повышенных размерностей возникают серьезные трудности при обучении сети ввиду слишком большого объема обучающих страниц. Поэтому возникает необходимость поиска оптимальных путей при применении нейронных сетей.

В главе 4 разработаны основные принципы применения нейросетевых методов для предобработки измерительной информации распределенных ВОИС томографического типа, обеспечивающих реконструкцию функции проекций в реальном времени. Представлен новый нейросетевой метод предобработки проекционных данных, который заключается в пополнении множества известных проекционных данных значениями, неизвестными из результатов экспери-

ментов и полученными путем нейросетевого моделирования. Представлен подход, позволяющий использовать RBFNN для предобработки проекционных данных с целью дальнейшего применения методов аппроксимации для нерегулярных схем укладки ИЛ более простого вида. В § 4.1 представлен способ восстановления значений одного неизвестного направления сканирования. Обозначим через \mathfrak{R}_i набор томографических данных по i -му направлению сканирования: $\mathfrak{R}_i = (g_{i1}, g_{i2}, \dots, g_{i\gamma(i)})^T$, $1 \leq i \leq p$. Предположим, что практически возможно получить значения данных только для $p-1$ направления сканирования, а для корректного восстановления функции классическими или специальными методами (например, ART, FBP, UQC 1, 2) необходимо иметь значения проекционных данных в p направлениях.

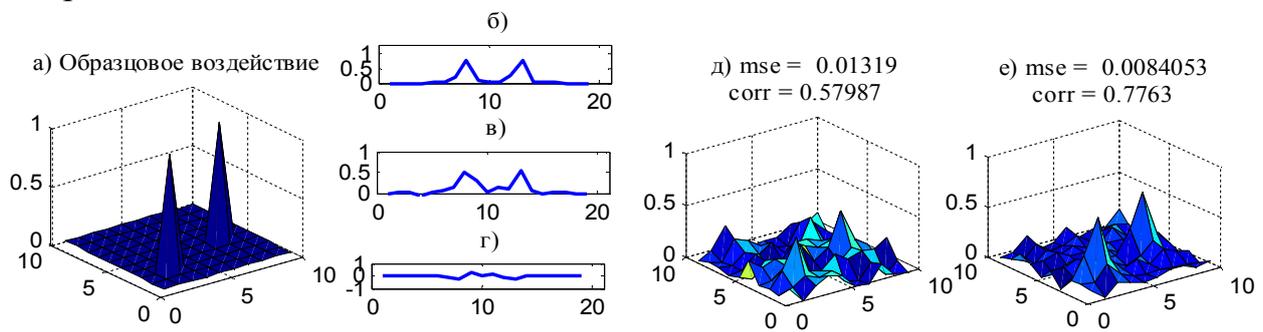


Рис. 4а. Комбинированный нейро-алгебраический метод восстановления функции, принадлежащей ОС: а) Эталон; б) - г) восстановление одной проекции и график ошибки по известным значениям трех проекций: б) оригинал проекции, в) RBFNN-восстановление проекции, г) ошибка восстановления проекции; д) восстановление методом FBP для $p=4$; е) восстановление с помощью нейросетевой генерации одной проекции и дальнейшего применения алгебраического метода UQC 2.

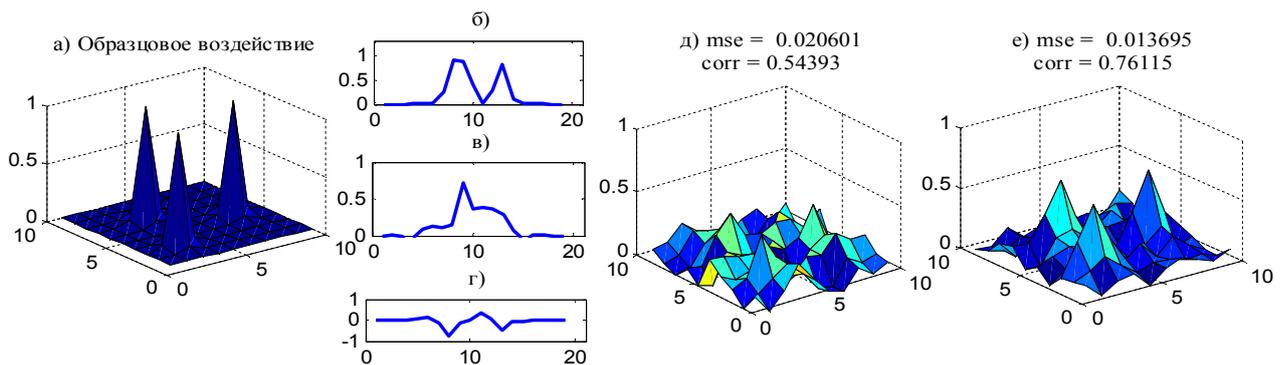


Рис. 4б. Комбинированный нейро-алгебраический метод восстановления функции, не принадлежащей ОС (обозначения аналогичны используемым для рис. 4а).

Для решения этой задачи предложено использовать НС радиально-базисного типа, которая должна выполнить преобразование вида: $\mathfrak{R}_1, \mathfrak{R}_2, \dots, \mathfrak{R}_{p-1} \rightarrow \mathfrak{R}_p$. Для проведения анализа нейросетевого метода решения

задачи с помощью RBFNN были рассмотрены томографические задачи восстановления информации с ВОИС повышенной размерности. При RBF-восстановлении проекции для функции, принадлежащей обучающей странице (или близкой к функции из ОС), ошибка равна нулю (рис. 4а). Для функции, не принадлежащей обучающей странице (рис. 4 б), значения mse не нулевые. Однако следует заметить, что проекция, построенная с помощью НС похожа на исходную (рис.4 б), но имеет более сглаженный вид, что вполне соответствует общей концепции обучаемости НС. В результате применения НС происходит восстановление проекционных данных с недостающих направлений сканирования, что предоставляет возможность применения методов аппроксимации данных на нерегулярной сетке специального вида. Предложен и исследован новый комбинированный алгоритм обработки проекционных данных, сочетающий в себе нейросетевую генерацию проекций с последующим применением методов алгебраической аппроксимации на нерегулярной сетке, представляющей собой объединение классов смежности. Применение комбинированного алгоритма позволяет восстанавливать информацию с полей вдвое более высоких размерностей по сравнению с методами, использованными в главе 3.

В § 4.2 представлен способ удвоения числа направлений сканирования. Предположим, что для корректного восстановления функции f необходимо иметь значения проекционных данных в p направлениях $\mathcal{R}_1, \mathcal{R}_2, \dots, \mathcal{R}_{p-1}, \mathcal{R}_p$, а известны значения данных только для половины от необходимого числа направлений сканирования $\mathcal{R}_1, \mathcal{R}_3, \dots, \mathcal{R}_{p-1}$

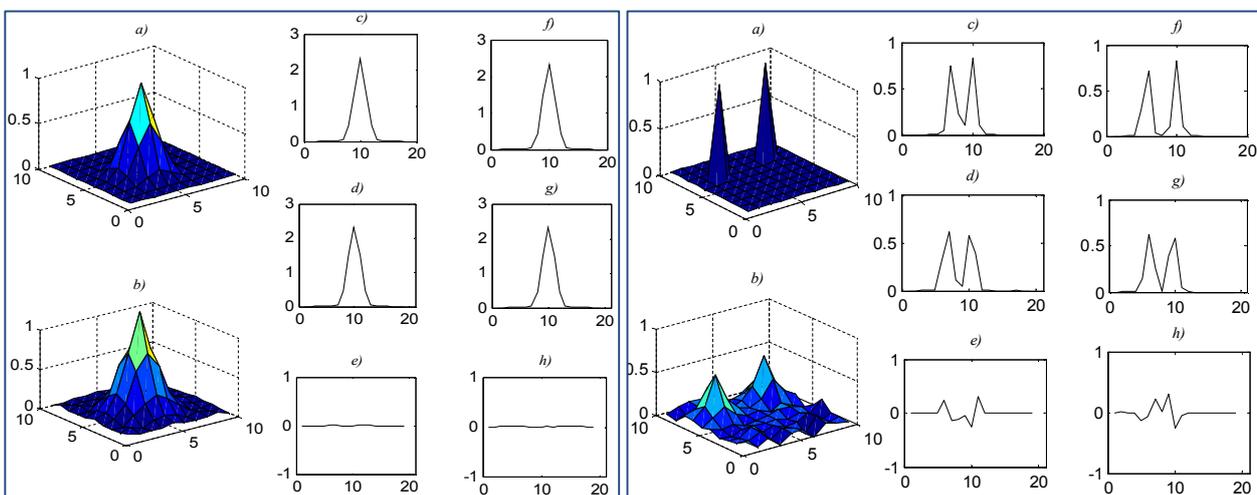


Рис. 5. а) Эталон, б) UQC 2 - окончательное восстановление эталонной функции после применения нейро-алгебраического метода, с) оригинал проекции № 2 (под углом 45°), d) восстановление проекции № 2 с помощью нейронной сети RBFNN, e) ошибка восстановления функции проекции второго направления, f) оригинал проекции № 4 (под углом 135°), g) восстановление проекции № 4 с помощью нейронной сети RBFNN, h) ошибка восстановления функции проекции четвертого направления.

Для решения этой задачи НС должна выполнить преобразование вида $\mathcal{R}_1, \mathcal{R}_3, \dots, \mathcal{R}_{p-1} \rightarrow \mathcal{R}_2, \mathcal{R}_4, \dots, \mathcal{R}_p$. На рис.5 приводится исследование при $p=4$ для эталонной функции из ОС (слева) и для функции, которая незначительно отличается от функций из ОС (справа).

Очевидно, что два направления укладки требуют значительного (как минимум в два раза) увеличения объема обучающей страницы по сравнению с тремя направлениями, существенно снижается прогнозирующая способность нейронной сети RBFNN по сравнению со случаем укладки в трех направлениях. Все эти недостатки являются следствием некорректности поставленной задачи. Одним из способов для решения возникших проблем является повышение вычислительной мощности НС в сочетании с оптимизацией вычислений.

Наряду с этим, существует большое число случаев, когда воздействие на исследуемую область является одиночным, двойным или саму исследуемую область можно разделить на несколько малых участков, с решением задачи восстановления в каждом из них отдельно. С целью решения таких задач достаточно применять взаимно-перпендикулярную схему укладки информационных каналов. Предложенная схема оптимизирует принятие компромиссных решений между разрешением и устранением глобальных артефактов. Поэтому применение комбинированных нейросетевых и аппроксимационных методов является перспективным и оправданным при решении сложных некорректных задач, требующих гибкости и адаптивности самой вычислительной системы.

Глава 5 посвящена оптимизации вычислительного процесса при обработке информации РВОИС, на основе применения специальных алгоритмов структурирования массивов данных, поступающих с ВОИС, созданию новых нейросетевых конструкций – комплексов нейронных сетей (КНС) и новых комбинированных алгоритмов обработки данных, сочетающих в себе специализированные КНС, аналитические и алгебраические методы.

В §5.2 разработан новый алгоритм для оптимизации вычислительного процесса с целью дальнейшего более эффективного применения нейросетевых или алгебраических технологий для восстановления параметров ФП с помощью ВОИС. Суть этого алгоритма в структурировании больших массивов данных, поступающих с распределенной ВОИС томографического типа, что позволяет локализовать места внешнего воздействия на измерительную сеть. Необходимость оптимизации вычислений обусловлена тем, что в задачах с применением ВОИС имеет место недоопределенность параметров в соответствующих линейных системах (как следствие малоразмерности), а входные данные имеют большую размерность (как следствие протяженности исследуемых объектов). Поэтому необходимо выполнить предобработку, позволяющую выделить наиболее значимые параметры, существенно уменьшив число свободных переменных. Для этого восстановление функций ФП можно представить как последовательность

следующих трех процессов: предобработки данных с целью оптимизации геометрии ВОИС, обработки нейросетевыми или алгебраическими методами, восстановления первоначальной геометрии ВОИС. В данном контексте оптимизация геометрии ВОИС заключается в ее “обрезке”, т.е. в удалении строк и столбцов по краям матрицы $f(3)$, сумма элементов которых имеет значения, равные (или близкие) нулю. Далее модифицируются сама матрица f и столбец проекционных данных (5).

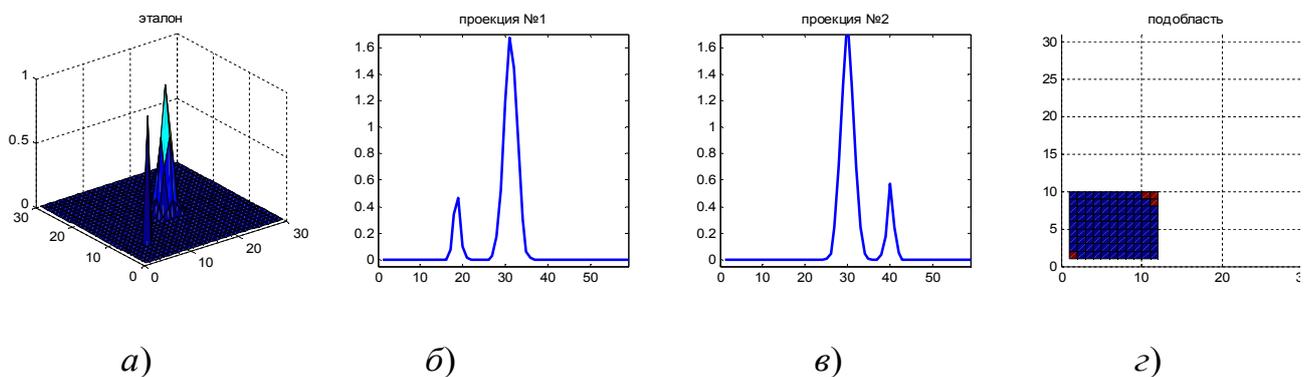


Рис. 6. а) Исследуемая функция, б), в) проекции вертикального и горизонтального направлений, г) подобласть после оптимизации геометрии (“обрезки”) измерительной сети.

Таким образом, при выполнении описанного выше алгоритма производится выделение областей-кандидатов, в которых находятся искомые “объекты” (рис.6г). Эти области в подавляющем большинстве случаев имеют меньшую размерность, чем исходная область. На следующем этапе информация, поступающая с ранее оптимизированной измерительной сети, обрабатывается с помощью как обычных традиционных процедур восстановления, таких как FBP, ART, так и специальных разработанных автором алгебраических алгоритмов UQC (рис. 7), а также специализированных нейросетевых методов.

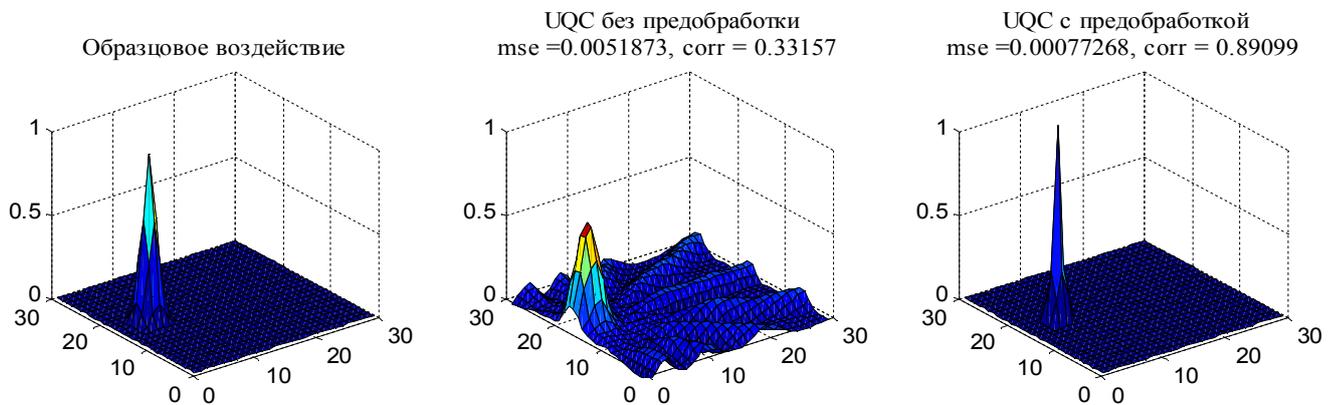


Рис. 7. Восстановление функции распределения исследуемого параметра ФП с помощью алгебраического алгоритма UQC без предобработки и с предобработкой.

Таким образом, восстанавливается часть области, на которой сосредоточено внешнее воздействие. Для окончательного восстановления исследуемого параметра ФП на всей области производится процедура восстановления первоначальных размеров измерительной сети с использованием списка поверхностного слоя, содержащего информацию об удаленных фрагментах области.

Особое внимание в главе 5 уделено созданию и исследованию специализированных нейросетевых конструкций. Так в §5.4 впервые введено и исследовано понятие комплекса нейронных сетей, который представляет собой множество, состоящее из нескольких заранее обученных НС:

$$SN = \{NN(n_1, m_1), \dots, NN(n_i, m_i), \dots, NN(n_K, m_K)\}, \quad (12)$$

$$n_1 \leq \dots \leq n_i \leq \dots \leq n_K, m_1 \leq \dots \leq m_i \leq \dots \leq m_K, \\ (n_i, m_i) \neq (n_j, m_j) \text{ при } i \neq j, 1 \leq i, j \leq K. \quad (13)$$

Для обработки проекционных данных поступающих от ВОИС размера $n' \times m'$, $n' \leq n$, $m' \leq m$ в SN вида (12) выбирается НС вида $NN(n_i, m_i)$, для которой

$$n_{i-1} \leq n \leq n_i, m_{i-1} \leq m \leq m_i, 1 \leq i, j \leq K. \quad (14)$$

Из условий (13), (14) следует, что нейронная сеть $NN(n_i, m_i)$ является сетью наименьшей размерности в SN , с помощью которой можно обработать проекционные данные измерительной сети размера $n' \times m'$.

В данной работе используются три различных комплекса НС (§§ 5.5-5.7):

1) $SN_f = \{NN_f(n_i, m_i), 1 \leq i \leq K\}$ – комплекс НС для восстановления параметров ФП. Здесь через $NN_f(n_i, m_i)$ обозначается НС для восстановления параметра ФП по проекционным данным, поступающим с ВОИС размера $n_i \times m_i$.

Если K_i – число ИЛ в соответствующей ВОИС, то сеть $NN_f(n_i, m_i)$ выполняет преобразование пространств: $\mathbb{R}^{K_i} \rightarrow \mathbb{R}^{n_i m_i}$.

2) SN_g – комплекс НС для восстановления функции проекции. Через $NN_g(n_i, m_i)$ обозначается НС для восстановления функции проекции $g(\varphi, s)$, а $SN_g = \{NN_g(n_i, m_i), 1 \leq i \leq K\}$. Нейронная сеть $NN_g(n_i, m_i)$ выполняет преобразование пространств: $\mathbb{R}^M \rightarrow \mathbb{R}^\gamma$, где $M = \chi(1) + \dots + \chi(j) + \dots + \chi(p)$ – общее число ИЛ по всем p известным направлениям сканирования, γ – число ИЛ в восстанавливаемом направлении укладки ИЛ.

Комплекс нейронных сетей SN_g может использоваться, например, для того, чтобы сделать неполные проекционные данные равномерными по углу или для восстановления синопграммы в случае критически малого ($p=2, 3$) числа направлений укладки ИЛ.

3) SN_d – комплекс НС для стандартизации проекционных данных. Через $NN_d(n_i, m_i)$ обозначается НС для преобразования к необходимому виду входных данных в ВОИС, а через SN_d обозначается множество из K обученных НС: $SN_d = \{NN_d(n_i, m_i), 1 \leq i \leq K\}$. НС $NN_d(n_i, m_i)$ выполняет преобразование пространств: $\mathbb{R}^{\nu(j)} \rightarrow \mathbb{R}^{\mu(j)}$, где $\nu(j)$ – первоначальное число ИЛ в j -м направлении, а $\mu(j)$ – требуемое число ИЛ в j -м направлении.

Комплекс SN_d может использоваться, например, для того, чтобы сделать неполные проекционные данные равномерными по отсчетам, в частности, для восстановления информации с поврежденной ИЛ.

В §§ 5.8-5.9 представлены новые комбинированные алгоритмы обработки информации, поступающей с распределенных измерительных систем. Представлены различные схемы восстановления функций ФП, сочетающие в себе нейросетевые, аналитические и алгебраические методы. Все указанные комбинированные алгоритмы содержат общую часть - нейросетевую генерацию проекций в тех направлениях, где они отсутствуют. Для применения классического метода FBP этого недостаточно, т.к. данные остаются неравномерными по отсчетам. Для регуляризации по отсчетам применяется комплекс SN_d в соответствии со схемой, представленной на рис. 8б.

Схема, представленная на рис. 8в отличается от остальных применением алгебраического алгоритма UQC 1, 2 для аппроксимации на множестве дискретизации специального вида, а именно, на объединении двух классов смежности с последующей процедурой удвоения числа проекционных данных.

Важной задачей вычислительной томографии является уменьшение времени реконструкции объекта контроля. Поэтому далее вместо затратных по времени классических методов обратного проецирования можно использовать нейросетевое восстановление функции по проекциям (рис. 8г). В соответствии со схемой, представленной на рис. 8г, сначала проекционные данные обрабатываются комплексом нейронных сетей SN_g , а затем – комплексом SN_f . При этом проекционные данные сначала приобретают регулярный по углу вид, а затем по восполненным проекционным данным производится восстановление распределения исследуемого параметра ФП.

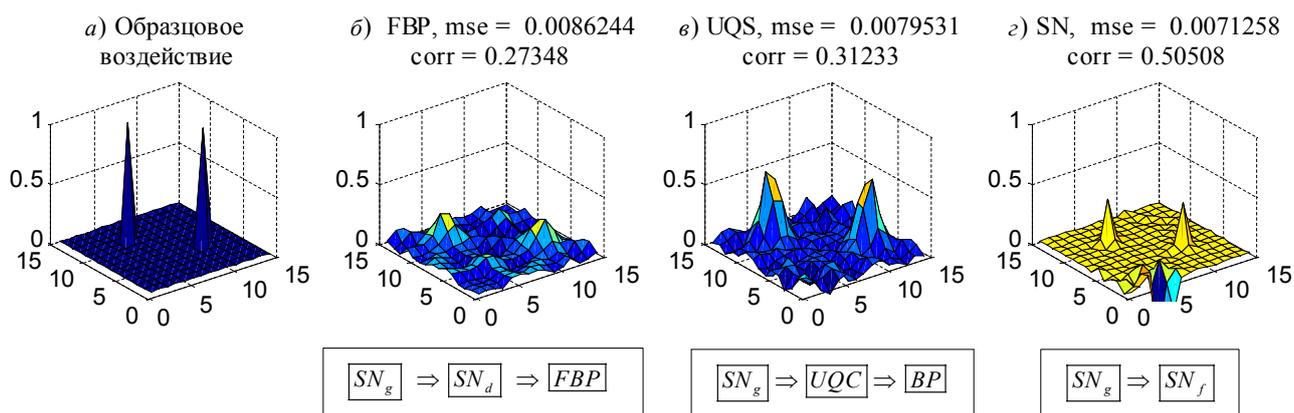


Рис. 8. а) Образцовое воздействие на измерительную сеть; б) - г) обработка проекционных данных в соответствии с изображенными внизу схемами.

На рис. 9 в виде графиков приведен сравнительный анализ методов, предложенных в главе 5. На рис. 9а-в приведены графики зависимостей нормированных среднеквадратичных ошибок (mse) от величины n , определяющей

размер ВОИС в случае одного, двух и трех воздействий на ВОИС для методов, предложенных в главе 5 и схематически изображенных на рис. 8. Первый из предложенных методов - классический алгоритм FBP при $p=4$. Следующие алгоритмы были применены после обработки комплексом нейронных сетей SN_g для восстановления параметра ФП на нерегулярной сетке без удвоения числа проекционных данных (UQC 1) и с удвоением (UQC 2). И наконец, нейросетевой метод SN представляет собой последовательное применение к неполным нерегулярным данным двух нейросетевых комплексов SN_g и SN_f . Рис. 9 ε отражает зависимость времени восстановления параметра ФП от размера ВОИС для конкурирующих между собой нейросетевого и алгебраического методов.

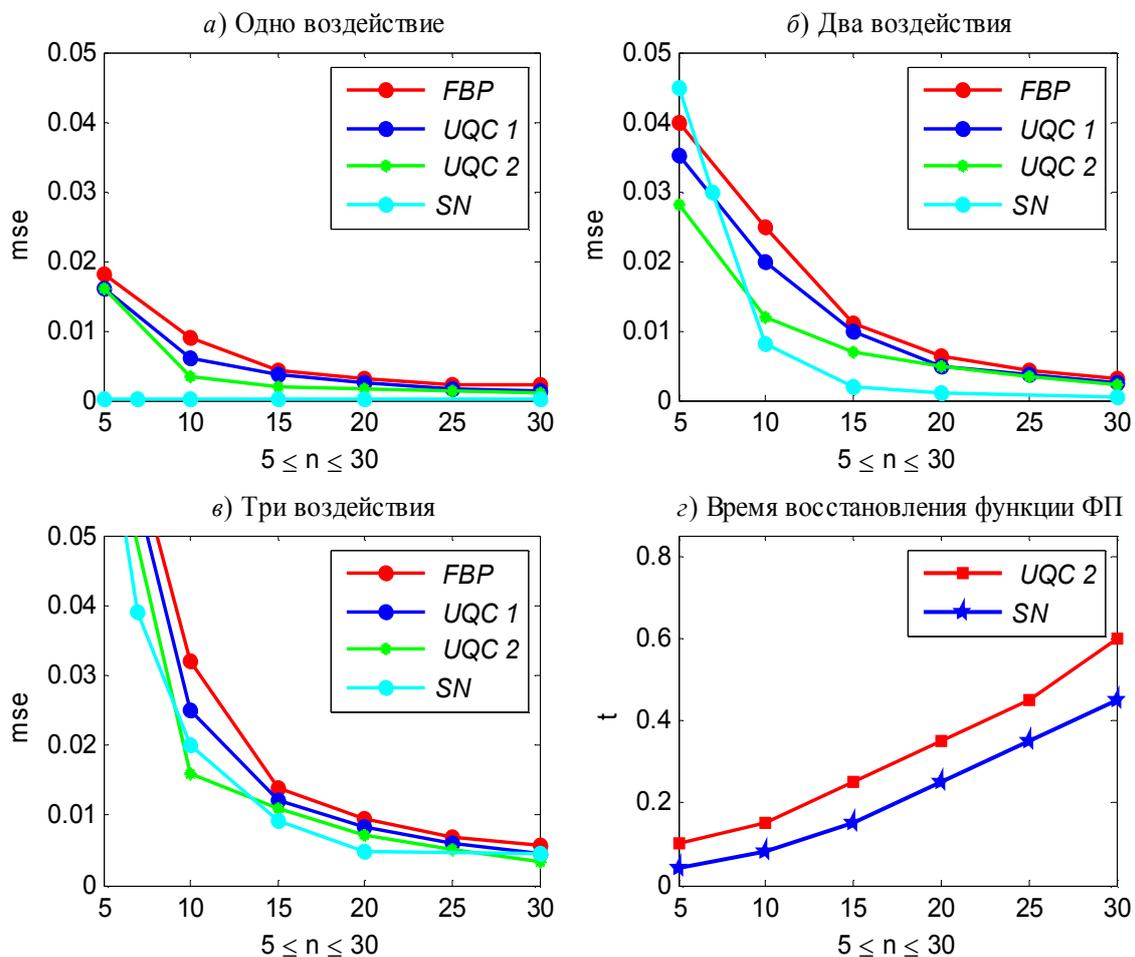


Рис.9. Графики зависимостей ошибок (mse) при восстановлении одного (а), двух (б) и трех (в) воздействий на измерительную сеть и времени восстановления параметров ФП (г) от размерности ВОИС.

В заключении сформулированы основные результаты работы, и обсуждается их научная и практическая значимость.

В приложении описан программный комплекс для восстановления распределений физических воздействий информационно-измерительными сетями, реализующих нейросетевые, алгебраические и комбинированные алгоритмы, представленные в главах 3-5.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ

1. Разработан и исследован новый метод реконструктивной томографии для распределенных ВОИС, представляющих собой набор волоконно-оптических измерительных линий, уложенных в соответствии с определенной схемой на исследуемом объекте. Метод основан на максимально обобщенных теоремах дискретизации на теоретико-групповой основе. Он может быть применен для распределенных ВОИС томографического типа в тех случаях, когда не выполняются классические условия корректности выборки, т.е. когда нарушается равномерность схемы сканирования по отсчетам вдоль выбранных направлений. Представлен способ для аппроксимации функции проекции на нерегулярной сетке, для случая, когда множество дискретизации представляет собой объединение нескольких различных решеток.

2. Впервые представлены алгоритмы, позволяющие производить восстановление информации, поступающей от измерительных сетей в случае неравномерных параллельных схем укладки измерительных линий с малым числом направлений сканирования. Представленная формула для аппроксимации функции проекции на нерегулярной сетке, позволила создать новый алгоритм для получения дополнительных значений проекционных данных (отсутствующих или искаженных).

3. Впервые разработан метод устранения глобальных артефактов с помощью алгебраического синтеза синограмм для ультрамалоракурсных схем укладки ИЛ в ВОИС. Особенностью этого алгоритма является процедура удвоения числа проекционных данных. Представленные алгоритмы позволяют определять пространственные распределения исследуемых ФП или контролируемых поверхностей по информации, поступающей от измерительных сетей при критически малом числе измерительных линий, безошибочно восстанавливать место и величину воздействия, осуществлять восстановление функций пространственного распределения исследуемой физической величины, существенно расширять круг решаемых некорректных задач, а также развивать исследования, направленные на создание нового класса адаптивных контрольно-измерительных устройств.

4. Проведенные исследования алгебраического метода восстановления параметров ФП для распределенных ВОИС томографического типа, основанного на аппроксимации функции проекции на нерегулярной сетке, позволяют выработать рекомендации для способов пространственного размещения интегрирующих волоконных ИЛ, дают возможность варьировать топологию сети в зависимости от характера исследуемого поля для обеспечения оптимальных условий обработки измерительной информации.

5. Дальнейшее развитие получили основные принципы применения нейросетевых методов обработки сигналов распределенных ВОИС томографического типа, обеспечивающих реконструкцию пространственных распределений параметров ФП в реальном времени для полнообразных НС типа однослойный и многослойный персептрон. Определен круг задач с применением ВОИС, к которым могут быть применены НС типа однослойный и многослойный персептрон. Разработаны принципы оптимизации обучения для разработки высокоэффективных нейроподобных систем. Предложен новый комбинированный метод выбора параметра скорости обучения для НС.

6. Разработаны основные модели и методы применения нейросетевых технологий обработки данных распределенных ВОИС томографического типа, обеспечивающих реконструкцию пространственных распределений параметров ФП в реальном времени для полнообразных НС радиально-базисного типа. При реализации RBFNN предложен новый эффективный способ создания функций для обучения нейронной сети, которые строятся на основе тех функций, которые моделируют конкретный физический процесс.

7. Впервые разработаны модели и методы нейросетевых технологий для предобработки измерительной информации распределенных ВОИС томографического типа в пространстве Радона, обеспечивающих реконструкцию функцию проекции в условиях неполноты массивов измерительной информации.

8. Предложен новый комбинированный нейро-алгебраический алгоритм обработки проекционных данных для реконструкции функций распределения физических полей. Этот алгоритм заключается в последовательном выполнении двух процессов: нейросетевой предобработки измерительной информации с помощью RBFNN и дальнейшей аппроксимации полученных данных на множестве дискретизации специального вида - на объединении нескольких решеток или их сдвинутых копий.

9. Разработан новый эффективный алгоритм структурирования массивов данных, поступающих с распределенной ВОИС томографического типа, позволяющий локализовать места внешнего воздействия на измерительную сеть, оптимизировать вычислительный процесс с целью дальнейшего применения нейросетевых или алгебраических технологий для восстановления полного образа исследуемых параметров ФП.

10. Впервые введено и исследовано понятие специализированной нейросетевой конструкции - комплекса нейронных сетей. Комплекс НС представляет собой множество, состоящее из нескольких заранее обученных нейронных сетей. Каждая НС, принадлежащая комплексу, предназначена для специальной обработки данных, поступающих с ВОИС соответствующего размера. Для обработки проекционных данных поступающих от ВОИС среди таких НС выбирается сеть наименьшей размерности,

что позволяет существенно оптимизировать вычислительный процесс. Предложены и исследованы различные по своим функциям комплексы нейронных сетей для стандартизации измерительных данных, синтеза синопграмм, восстановления параметров физических полей.

11. Созданы новые эффективные комбинированные алгоритмы обработки информации, поступающей с распределенных измерительных систем. Представлены различные схемы восстановления функций ФП, сочетающие в себе нейросетевые, аналитические и алгебраические методы. Все указанные комбинированные алгоритмы содержат общую часть - нейросетевую генерацию проекций в тех направлениях, где они отсутствуют. Проведен сравнительный анализ этих методов с классическими методами для стандартной регулярной схемы сканирования и выявлены преимущества. Результаты выполненных исследований процессов обработки интегральной информации демонстрируют возможность применения томографических методов для восстановления распределений параметров ФП, позволяют разрабатывать принципиально новые алгоритмы обработки данных томографических измерений и оптимизировать существующие.

ЦИТИРУЕМАЯ ЛИТЕРАТУРА

1. Кульчин Ю.Н. Распределенные волоконно-оптические измерительные системы. М. : Физматлит. – 2001. – 272 С.
2. Кульчин Ю.Н., Витрик О.Б., Кириченко О.В., Петров Ю.С. Многомерная обработка сигналов с использованием волоконно-оптической измерительной сети // Квантовая электроника. – 1993. – Т. 20, № 5. – стр. 711-714.
3. Кульчин Ю.Н., Витрик О.Б., Ромашко Р.В., Петров Ю.С., Кириченко О.В., Каменев О.Т. Томографические методы для исследования векторных полей при помощи волоконно-оптических измерительных систем // Квантовая электроника. – 1997. – Т. 24, № 5. – стр. 46.
4. Petersen D.P., Middleton D. Sampling and reconstruction of wave-number-limited functions in N-dimensional Euclidean space // Inf. Control. – 1962. – Vol. 5. – pp. 279-323.
5. Kluv'anek I. Sampling theorem in abstract harmonic analysis // Mat. Casopis Sloven. Akad. Vied. – 1965. – Vol. 15. – pp. 43-48.
6. Natterer, F. The Mathematics of Computerized Tomography. Stuttgart : B.G. Teubner and John Wiley and Sons. – 1986.
7. Faridani A. Introduction to the mathematics of computed tomography. Inverse Problems and Applications. – 2003. – pp. 1-46

ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

1. Kulchin Yu.N., Denisov I.V., Denisova E.V., Milovanov V.I. Application of algebraic methods for restitution of cumulative distribution functions of physical fields // Proc. of International Workshop on Optical Beam Transformation. – IWBT, Vladivostok. – 2001.
2. Kulchin Yu.N., Denisov I.V., Denisova E.V., Sedov V.A., Drozdov R.S. Fiber-Optic Distributed Measuring System with Neural Network Technology of Signal Array Processing // International workshop on Bio-Signal Analysis and its Applications. – Tokyo, Japan. – 2002. – Vol. 2. – pp. 3-6.
3. Денисов И. В., Денисова Е. В. Применение приближенных алгебраических и нейросетевых методов решения томографической задачи // Электронный журнал «Исследовано в России». – 2002. – Т. 201. – С. 2222–2228.
4. Kulchin Yu. N., Denisova E.V., Denisov I. V., Efimov M.B. Selection of optimal parameter of speed of training of neural network perceptron type // Fundamental Problems of Optoelectronics and Microelectronics, Proceedings of the SPIE. – 2003. – Vol. 5129. – pp. 162-167.
5. Кульчин Ю.Н., Денисов И.В., Денисова Е.В. Принципы организации матриц связей оптической нейронной сети на объемных оптических элементах // **Нейрокомпьютеры: разработка, применение.**¹ – 2003. – № 7. – С. 21-27.
6. Kulchin Yu. N., Denisova E.V., Denisov I. V. Synthesis of approximate algebraic and neural-like methods for the solution of the tomography problem // Proc. of SPIE. – 2003. – Vol. 5134. – pp. 83–89.
7. Denisov I., Kulchin Y., Kirichenko O., Sedov V., Drozdov R., Denisova E. Model of optoelectronic measuring intelligent system // Proc. of International Conference Physics and Control. – 2003. – Vol. 1. – pp. 172-175.
8. Кульчин Ю. Н., Денисова Е. В. и др. Макет оптоэлектронной нейроподобной измерительной системы // **Нано- и микросистемная техника**². – 2003. – № 10. – стр. 40 - 42.- ISSN 1813-8586.
9. Кульчин Ю. Н., Денисов И. В., Седов В. А., Кириченко О. В., Денисова Е. В., Дроздов Р. С. Принцип организации волоконно-оптической измерительной сети повышенной размерности // Оптико-электронные информационно-энергетические технологии. – Украина, Винница – 2003. – № 2 (4). – С. 205–211.
10. Денисов И.В., Денисова Е.В., Рыбальченко Н.А. Восстановление двоичных воздействий на волоконно-оптической сети произвольной размерности // Материалы XLVI Всероссийской межвузовской научно-технической конференции. – 2003. – Т. 1. – С. 63-65.

¹ Жирным шрифтом выделены издания, входящие в перечень ВАК РФ

² Журнал «Микросистемная техника» с 1999 г. по 2004 г.

11. Kulchin Yu. N., Denisov I. V., Denisova E. V., Piskunov E. N. Prismatic neural chip for distributed measuring networks // **Optical Memory & Neural Networks (Information Optics)**. – 2003. – Vol. 12, № 3. – pp. 237-242.
12. Kulchin Yu. N., Denisova E. V., Denisov I. V. Application of algebraic and neural-like methods for reconstruction of distribution functions of physical fields // **Optical Memory & Neural Networks (Information Optics)**. – 2003. – Vol. 12, № 4. – pp. 283-297.
13. Kulchin Y. N., Denisova E.V., Denisov I. V., Rybalchenko N.A. Principal of reconstruction of the single influences on fiber-optical measuring network // *Pacific Science Review*. – 2003. – Vol. 5 (1). – pp. 32-37.
14. Denisov I.V., Denisova E.V., Rybalchenko N.A.. Reconstruction of twice influences on the fiber-optical measuring network // Труды II Международной конференции «Параллельные вычисления и задачи управления». – 2004. – С. 531-534.
15. Denisov I.V., Denisova E.V., Rybalchenko N.A. Principal of reconstruction of the ternary influences on the fiber-optical measuring network // *Proc. of Fourth Asia-Pacific Conference “Fundamental Problems of Optoelectronics and Microelectronics”*. – 2004. – Vol. 1. – pp. 238–240.
16. Гридин А.А., Денисова Е.В., Денисов И.В. Обработка информации с распределенного температурного поля // *Proc. of 7-th International Conference Fundamental Problems of Optoelectronics and Microelectronics*, Moscow, Russia. – 2005. – pp. 365-368.
17. Denisov I.V., Denisova E.V., Rybalchenko N.A., Sedov V.A. Definition of the fiber-optical tomography problem // *Proc. of International Conference Physics and Control*. – 2005. – Vol. 1. – pp. 826 - 829.
18. Zakasovskaya E.V., Fadeev V.V. Restoration of point influences by the fiber-optical network in view of a priori information // *Proc. of APCOM*. – 2007. – CD.
19. Kulchin Yu.N., Zakasovskaya E.V. Application of Radial Basis Function Neural Network for Information Processing in Fiber Optical Distributed Measuring Systems // **Optical Memory & Neural Networks (Information Optics)**. – 2008. – Vol. 17, № 4. – pp. 317-327.
20. Кульчин Ю.Н., Закасовская Е.В. Восстановление информации волоконно-оптическими измерительными системами с использованием радиально-базисных нейронных сетей // *Нейроинформатика-2009*. – Сб. науч. тр. М.: МИФИ. – 2009. – С. 289-298.
21. Kulchin Yu. N., Zakasovskaya E. V. Artifacts suppression in limited data problem for parallel fiber optical measuring systems // **Optical Memory & Neural Networks (Information Optics)**. – 2009. – Vol.18, № 3. –pp.171-180.
22. Кульчин Ю.Н., Закасовская Е.В. Неравномерные схемы укладки измерительных линий в распределенных волоконно-оптических системах // **Информатика и системы управления**. – 2009. – № 3(21) . – С. 61-71.

23. Кульчин Ю.Н., Закасовская Е.В. Нейросетевое и алгебраическое моделирование параллельного 2d проецирования в волоконно-оптической томографии при ограниченном числе направлений сканирования // **Компьютерная оптика.** – 2009. – Т. 33, № 3. – С. 318- 324.
24. Kulchin Yu.N., Zakasovskaya E.V. Artifacts suppression in limited data problem for parallel fiber optical measuring systems // Proc. of APCOM – 2009. – CD.
25. Кульчин Ю.Н., Закасовская Е.В. Нейросетевое подавление артефактов при малом числе направлений укладки измерительных линий в волоконно-оптических системах // Нейроинформатика-2010 , Сб. науч. тр. МИФИ. –2010. – часть 1. – С. 110-120.
26. Кульчин Ю.Н., Закасовская Е.В. Моделирование параллельного 2D-проецирования в волоконно-оптической томографии для малого числа направлений сканирования // **Информатика и системы управления.** – 2010. –Т. 1(23) . – С. 104-114.
27. Kulchin Yu. N., Zakasovskaya E. V. Optimizing algebraic and neural methods for information processing in distributed fiber-optical measuring systems // **Optical Memory & Neural Networks (Information Optics).** – 2010. –Vol. 19, № 3. – pp. 237-247.
28. Кульчин Ю.Н., Закасовская Е.В. Обработка информации комплексом нейронных сетей в распределенных волоконно-оптических измерительных системах // **Компьютерная оптика.** – 2010. – Т. 34, № 3. – С. 363 - 369.
29. Kulchin Yu.N., Zakasovskaya E.V. Neural-like specialized construction for fiber optical distributed measuring systems in limited-data conditions // Pacific Science Review. – 2010. – Vol. 12 (1). – pp. 80-86.
30. Kulchin Yu.N., Zakasovskaya E.V. Complexes of neural networks for information processing in distributed fiber-optical measuring systems // The First Russia and Pacific Conference on Computer Technology and Applications” (RPC 2010). –Vladivostok, Russia. – 2010. – С. 125-129.
31. Кульчин Ю.Н., Закасовская Е.В. Оптимизация алгоритма обработки информации в распределенных волоконно-оптических измерительных системах // **Информатика и системы управления.** – 2010. – № 4 (26). – С. 50 – 60 . – ISSN 1814–2400.
32. Кульчин Ю.Н., Закасовская Е.В. Нейросетевые конструкции для распределенных волоконно-оптических измерительных систем // Нейроинформатика–2011, Сб. науч. тр. МИФИ. –2011. – ч. 2. – С. 171-180.
33. Кульчин Ю.Н., Закасовская Е.В. Комплекс нейронных сетей для синтеза синограмм в распределенных волоконно-оптических системах // **Нейрокомпьютеры: разработка, применение.** – 2011. – № 7. – С. 55-62.

Закасовская Елена Владимировна

НЕЙРОСЕТЕВОЕ И АЛГЕБРАИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ В
РАСПРЕДЕЛЕННЫХ ВОЛОКОННО-ОПТИЧЕСКИХ ИЗМЕРИТЕЛЬНЫХ
СИСТЕМАХ В УСЛОВИЯХ НЕПОЛНОТЫ ДАННЫХ

Автореферат

Подписано к печати 20.02.2011
Формат $60 \times 84^{1/16}$

Усл.п.л. 2,0.
Тираж 100 экз.

Уч.-изд.л. 1,7
Заказ 12

Издано ИАПУ ДВО РАН, г. Владивосток, ул. Радио, 5
Отпечатано участком оперативной печати ИАПУ ДВО РАН
г. Владивосток, ул. Радио, 5