

На правах рукописи



Кадена Ласлуиса Луис Рауль

**АЛГОРИТМИЧЕСКОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ
ГЕОМЕТРИЧЕСКОГО АНАЛИЗА ВИЗУАЛЬНЫХ ДАННЫХ
СПЕЦИАЛИЗИРОВАННОЙ ИНФОРМАЦИОННОЙ СИСТЕМЫ**

05.13.01 – Системный анализ, управление и обработка информации
(космические и информационные технологии)

АВТОРЕФЕРАТ

диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Красноярск – 2014

Работа выполнена в Федеральном государственном автономном образовательном учреждении высшего профессионального образования «Сибирский федеральный университет» (СФУ), г. Красноярск

Научный руководитель: доктор технических наук
Симонов Константин Васильевич

Официальные оппоненты: **Горнов Александр Юрьевич**
доктор технических наук,
Федеральное государственное бюджетное
учреждение науки Институт динамики систем
и теории управления Сибирского отделения
Российской академии наук, г. Иркутск,
главный научный сотрудник

Зотин Александр Геннадьевич
кандидат технических наук, доцент,
Федеральное государственное бюджетное
образовательное учреждение высшего
профессионального образования «Сибирский
государственный аэрокосмический университет
имени академика М.Ф. Решетнева»,
доцент кафедры информатики и вычислительной
техники

Ведущая организация: Федеральное государственное автономное
образовательное учреждение высшего образования
«Новосибирский национальный
исследовательский государственный университет»

Защита состоится 30 сентября 2014 г. в 14 часов на заседании диссертационного совета Д 212.249.02, созданного на базе ФГБОУ ВПО «Сибирский государственный аэрокосмический университет имени академика М.Ф. Решетнева» по адресу: 660014, г. Красноярск, проспект имени газеты «Красноярский рабочий», 31

С диссертацией можно ознакомиться в научной библиотеке Сибирского государственного аэрокосмического университета имени академика М.Ф. Решетнева на сайте СибГАУ:

<http://www.sibsau.ru/index.php/nauka-i-innovatsii/dissertatsionnye-sovety/obyavleniya-o-zashchite-dissertatsij>

Автореферат разослан 25 августа 2014 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета



Александр Алексеевич
Кузнецов

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность работы. В последнее десятилетие активно развивается аппаратное обеспечение в экологических исследованиях, появляются все более совершенные и сложные аппаратные комплексы. В то же время известные алгоритмические средства не вполне соответствуют требованиям по быстродействию и качеству обработки сложных визуальных данных, регистрируемых вновь создаваемыми приборами, а также решению новых актуальных задач геометрического анализа данных экологического мониторинга, основанного на вейвлет- и шиарлет-преобразованиях.

Шиарлет-преобразование является новым методом многомерного анализа информации. Этот метод отличается возможностью определения анизотропной составляющей в анализируемых данных, что может быть применено в решении задач обработки изображений. Идея шиарлет-преобразования опирается на хорошо разработанную теорию вейвлет-анализа и является её естественным расширением. Так, параметрами шиарлет-преобразования являются не только смещение и коэффициент масштабирования, но и сдвиг (shear). Исследования по шиарлет-анализу в последние годы отмечены в работах Д. Лабате и Г. Кутинек (Labate D., Kutyniok G., 2006-2014). Шиарлет-преобразование применимо для анализа сложных изображений и учитывает масштаб, пространство и направление. Шиарлет-преобразование позволяет работать с криволинейными сингулярностями, учитывать анизотропные свойства исследуемой среды. Следовательно, для решения новых задач экологического мониторинга необходимо модифицировать метод геометрического анализа визуальных данных за счет обеспечения возможности выбора эффективных алгоритмов шиарлет-преобразования, что позволило бы повысить точность выделения линейных структур, визуальное качество изображений изучаемых объектов и их контуров.

Вейвлет-преобразование является неотъемлемой составляющей геометрического анализа, поэтому алгоритмы вейвлет-преобразования сигналов и изображений являются предметом многочисленных исследований. Известно, что вейвлет-преобразование Хаара используется для сжатия исходных сигналов и изображений. После преобразования получаем набор коэффициентов аппроксимации и детализации для каждого уровня преобразования. Благодаря этому можно передать сжатый сигнал по каналу с малой пропускной способностью и, постепенно догружая коэффициенты детализации от N -го уровня до 1-го, получить исходный сигнал. В рамках специализированной информационной системы экологического мониторинга возникла необходимость модификации методики для решения задач аппроксимации и фильтрации пространственно-временных данных на основе функции Хаара и вейвлета Хаара, которая позволила бы эффективно решать задачу сжатия информации и тем самым существенно повысить объемы хранения информации в базе данных.

Построение нелинейных моделей с заданной точностью для больших массивов данных экологического мониторинга в рамках существующих методик вызывает существенные затруднения, поскольку необходим универсальный вычислительный инструмент, позволяющий с единых позиций анализировать и интерпретировать разнородные данные наблюдений. Поэтому важной задачей

является усовершенствование вычислительной методики комплексной обработки экологических данных с помощью построения нелинейных многопараметрических регрессионных (аппроксимационных) моделей.

Разработка новых алгоритмических средств обработки визуальных данных экологического мониторинга в рамках специализированной информационной системы является актуальной задачей, т.к. в существующих программных комплексах невозможно сколько-нибудь оперативно и качественно выполнить геометрический анализ сложных пространственных данных и изображений.

Целью диссертационной работы является повышение качества обработки и интерпретации визуальных данных путем разработки новых алгоритмических средств решения задач геометрического анализа.

Поставленная цель определила необходимость решения следующих задач:

1. Провести анализ методов и алгоритмов геометрического анализа визуальных данных, основанных на вейвлет- и шиарлет-преобразованиях.

2. Модернизировать метод геометрического анализа изображений применительно к решению основных вычислительных задач экологического мониторинга.

3. Разработать вычислительную методику обработки сигналов и изображений на основе вейвлета Хаара.

4. Усовершенствовать вычислительную методику построения аппроксимационных моделей на основе быстрого алгоритма многопараметрической нелинейной регрессии.

5. Провести экспериментальные исследования разработанного алгоритмического обеспечения при решении актуальных задач экологического мониторинга в рамках специализированной информационной системы.

Область исследования. Работа выполнена в соответствии с пунктом 12 «Визуализация, трансформация и анализ информации на основе компьютерных методов обработки информации» паспорта специальностей ВАК (технические науки, специальность 05.13.01 – системный анализ, управление и обработка информации).

Методы исследования и фактические данные. При выполнении диссертационной работы использовались методы линейной алгебры, теория обработки сигналов и изображений, методы кратномасштабного анализа данных и нелинейной минимизации. В работе использовались данные экологического мониторинга в рамках специализированной информационной системы.

Новизна диссертационной работы состоит в следующем:

1. Модифицирован метод геометрического анализа визуальных данных для применения в задачах экологического мониторинга за счет обеспечения возможности выбора эффективных алгоритмов шиарлет-преобразования, что позволило повысить точность выделения линейных структур и визуальное качество изображений изучаемых объектов.

2. Модифицирована методика обработки сигналов и изображений на основе вейвлета Хаара за счет выбора коэффициента сжатия, позволяющая эффективно решать задачу сжатия информации, и тем самым существенно повысить объемы хранения информации в базе данных специализированной информационной системы.

3. Усовершенствована вычислительная методика построения аппроксимационных функций, основанная на быстрой многопараметрической нелинейной регрессии, которая предназначена для решения задач аппроксимации и визуализации данных экологического мониторинга, что позволило повысить точность решения прикладных задач.

Практическая значимость. Предложенные в диссертационной работе модифицированный метод, модифицированная методика вейвлет-преобразования Хаара и усовершенствованная вычислительная методика нелинейной многопараметрической регрессии предназначены для практического применения в программно-аппаратных комплексах обработки сложных сигналов и геометрического анализа изображений, а также для построения аппроксимационных моделей с целью повышения качества обработки и анализа визуальных данных, полученных в рамках экологического мониторинга.

Основные положения, выносимые на защиту:

1. Модифицированный метод геометрического анализа визуальных данных экологического мониторинга, основанный на шиарлет- и вейвлет-преобразованиях, позволяет повысить точность выделения линейных структур и визуальное качество изображений изучаемых объектов.

2. Модифицированная методика обработки сложных сигналов и изображений на основе вейвлета Хаара позволяет эффективно решать задачу сжатия информации, и тем самым повысить объемы хранения информации в базе данных специализированной информационной системы.

3. Усовершенствованная вычислительная методика построения аппроксимационных функций, основанная на быстрой многопараметрической нелинейной регрессии, позволяет решать задачи аппроксимации и визуализации данных экологического мониторинга с повышенной точностью.

Личный вклад. Все алгоритмические решения, программная реализация, работы по апробации и тестированию разработанных алгоритмов и методик выполнялись лично соискателем.

Апробация работы. Основные положения и результаты диссертационной работы представлялись на международных форумах, всероссийских семинарах и конференциях: Кубатурные формулы, методы Монте-Карло и их приложения (Красноярск, 2011); Всероссийский семинар «Нейроинформатика, её приложения и анализ данных» (Красноярск, 2011, 2012); XII Всероссийская конференция «Проблемы информатизации региона» (Красноярск, 2011); XVI Всероссийский симпозиум «Сложные системы в экстремальных условиях» (Красноярск, 2012, 2014); XVII Всероссийская Байкальская конференция «Информационные и математические технологии в науке и управлении» (Иркутск, 2012, 2013); XI Всероссийская конференция «Теоретические и прикладные вопросы современных информационных технологий» (Улан-Удэ, 2012); Всероссийская конференция «Всесибирский конгресс женщин-математиков» (Красноярск, 2012, 2014); IV Всероссийская конференция «Безопасность и живучесть технических систем» (Красноярск, 2012); Всероссийская научно-практическая конференция «Мониторинг, моделирование и прогнозирование опасных природных явлений и чрезвычайных ситуаций» (Железногорск, 2013); III Всероссийская конференция «Математическое моделирование и вычислительно-информационные технологии в междисциплинарных научных исследованиях» (Иркутск, 2013); VI Евразийский

симпозиум (Якутск, 2013); Вторая Российско-китайская молодежная конференция «Вычислительная алгебра и моделирование» (Ростов-на-Дону, 2013); Международная конференция «Дифференциальные уравнения. Функциональные пространства. Теория приближений», посвященная 105-летию со дня рождения академика С.Л. Соболева (Новосибирск, 2013); X конференция «Вычислительные и информационные технологии в науке, технике и образовании» (Врнячка Баня, Сербия; Будва, Черногория, 2013); Международная конференция «Вычислительные и информационные технологии в науке, технике и образовании» (Усть-Каменогорск, Казахстан, 2013); Пятая международная конференция «Системный анализ и информационные технологии» (Красноярск, 2013); Всероссийская конференция «Индустриальные информационные системы» (Новосибирск, 2013); Всероссийская научная конференция «Обработка пространственных данных и дистанционный мониторинг природной среды и масштабных антропогенных процессов» (Барнаул, 2013); XII Всероссийская конференция «Прикладные технологии гидроакустики и гидрофизики» (Санкт-Петербург, 2014); Международная конференция «Актуальные проблемы вычислительной и прикладной математики 2014» (Новосибирск, 2014); Международная научная конференция «Региональные проблемы дистанционного зондирования Земли» (Красноярск, 2014), а также на школах-семинарах ИВТ СО РАН (2012, 2013), на научных семинарах в ИКИТ СФУ (2013, 2014), ИВМ СО РАН (2013), НГУ (2013), ИНГГ СО РАН (2013).

Публикации. По результатам диссертационного исследования опубликовано: 30 печатных работ, из них 4 статьи в научных изданиях из перечня ВАК, 16 публикаций в трудах и материалах научных конференций и 10 публикаций в сборниках тезисов докладов.

Структура работы. Работа состоит из введения, четырех глав, заключения, списка литературы и трех приложений. Текст диссертации содержит 155 страниц, изложение иллюстрируется 79 рисунками и 17 таблицами. Библиографический список включает 166 наименований.

СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

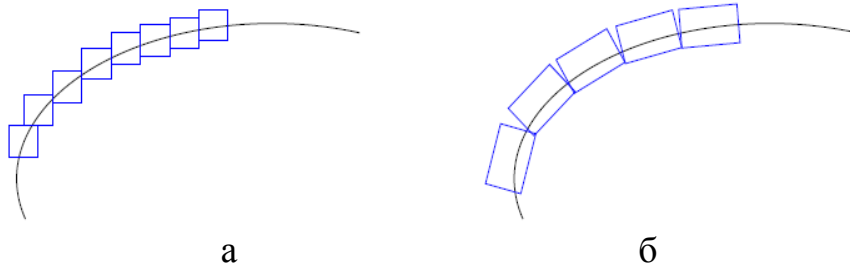
Во **введении** обоснована актуальность работы, сформулирована цель и поставлены задачи исследования, показана научная новизна и практическая значимость выполненных исследований, представлены основные положения, выносимые на защиту.

В **первой главе** рассмотрены существующие методы и алгоритмы решения задач геометрического анализа визуальных данных на основе шпатель- и вейвлет-преобразований. Представлено описание основных понятий непрерывного шпатель-преобразования для обработки и геометрического анализа пространственных данных при решении задач экологического мониторинга.

Приведено теоретическое описание задачи геометрического разделения изображений. Модифицирован метод геометрического анализа визуальных данных за счет обеспечения возможности выбора эффективных алгоритмов шпатель-преобразования, что позволило повысить точность выделения линейных структур и визуальное качество изображений изучаемых объектов при решении

актуальных задач экологического мониторинга в рамках специализированной информационной системы.

Шиарлет-преобразование является эффективным инструментом для анализа внутренних геометрических черт изображения, использующим анизотропные и направленные оконные функции (рисунок 1).



- а) – вейвлет-покрытие: изотропные элементы для описания линии;
б) – шиарлет-покрытие: анизотропные элементы для описания линии

Рисунок 1 – Вейвлет- и шиарлет-представления линии

Для шиарлет-преобразования необходима матрица масштабирования A_a и матрица сдвига S_s , определяемые следующим образом:

$$A_a = \begin{pmatrix} a & 0 \\ 0 & \sqrt{a} \end{pmatrix} \quad a \in \mathbf{R}^+ \quad \text{и} \quad S_s = \begin{pmatrix} 1 & s \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad s \in \mathbf{R}.$$

Шиарлет-преобразование $\psi_{a,s,t}$ получается через масштабирование, сдвиг и перемещение функции $\psi \in L^2(\mathbf{R}^2)$ следующим образом:

$$\psi_{a,s,t}(x) = a^{-3/4} \psi(A_a^{-1} S_s^{-1}(x-t)) = a^{-3/4} \psi \left(\begin{pmatrix} 1/a & -s/a \\ 0 & 1/\sqrt{a} \end{pmatrix} (x-t) \right); \quad a \in \mathbf{R}^+, s \in \mathbf{R}, t \in \mathbf{R}^2.$$

Носитель каждого элемента классической системы шиарлетов $\psi_{a,s,t}$ в области частот представляет собой пару трапеций, симметричных относительно начала координат, ориентированных вдоль линии с уклоном s .

Рассматривая дискретное шиарлет-преобразование необходимо разбить параметры шиарлетов на конечное множество дискретных значений и построить систему, которая по возможности будет сохранять свойства непрерывной системы, в том числе обеспечивать возможность обратного преобразования. Для изображения размера $M \times N$ принято определять дискретные значения параметров следующим образом:

$$a_j = 2^{-2j} = \frac{1}{4^j}, j = 0, \dots, j_0 - 1,$$

$$s_{j,k} = k 2^{-j}, -2^j \leq k \leq 2^j,$$

$$t_m = \left(\frac{m_1}{M}, \frac{m_2}{N} \right), m \in \mathcal{J},$$

$$\text{где } j_0 = \left\lfloor \frac{1}{2} \log_2 N \right\rfloor, \mathcal{J} = \{(m_1, m_2): m_1 = 0, \dots, M-1, m_2 = 0, \dots, N-1\}.$$

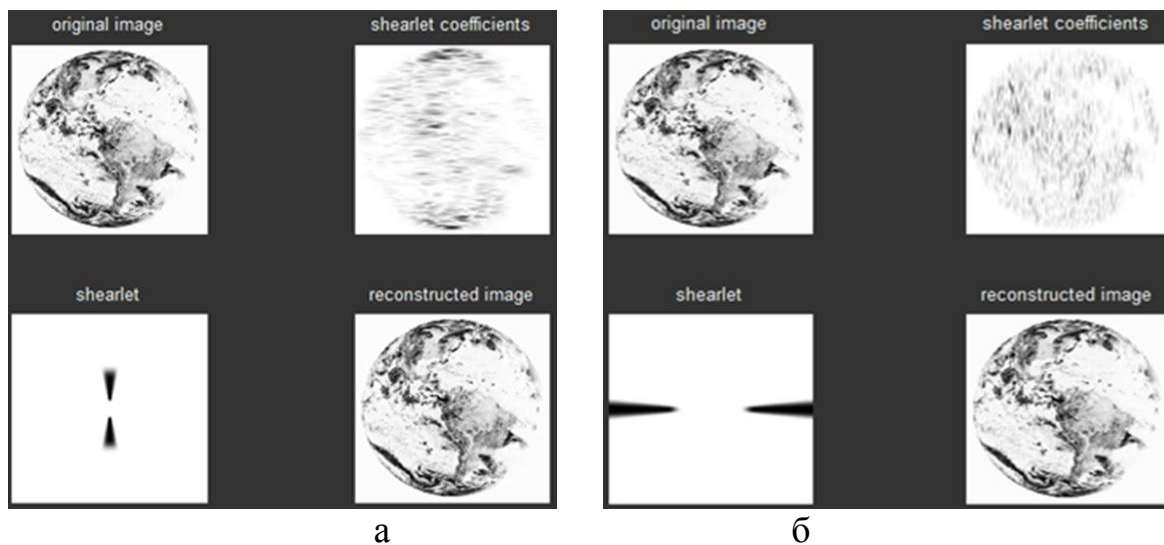
На рисунке 2 приведены результаты анализа визуальных данных на основе шиарлет-преобразования. В качестве математической модели для композиции точечных и криволинейных структур рассматриваются две компоненты:

– «точечному» объекту соответствует всюду, кроме сингулярных точек, гладкая функция $\mathcal{P}$, определяемая в виде

$$\mathcal{P} = \sum_{i=1}^P |x - x_i|^{-3/2}.$$

– «криволинейному» объекту сопоставляется распределение $\mathcal{C}$ с сингулярностью вдоль кривой $\tau: [0, 1] \rightarrow R^2$, определяемое следующим образом: $\mathcal{C} = \int \delta_{\tau(t)} dt$. Тогда смоделированная ситуация представляет сумму $f = \mathcal{P} + \mathcal{C}$.

Следовательно, задача геометрического разделения заключается в восстановлении $\mathcal{P}$ и $\mathcal{C}$ по рассматриваемому сигналу f . Представлен подход к решению задачи геометрического разделения точечных функций от криволинейных с помощью вейвлетов и шиарлетов.



а) – вертикальный шиарлет; б) – горизонтальный шиарлет, где
1 – исходное изображение; 2 – шиарлет-коэффициенты;
3 – мгновенный шиарлет; 4 – восстановленное изображение

Рисунок 2 – Анализ визуальных данных на основе шиарлет-преобразования

Пусть Φ_1 – ортонормированный базис вейвлетов с ограниченной полосой пропускания, а Φ_2 – полная система шиарлетов с ограниченной полосой пропускания, и для каждого j поставим следующую задачу оптимизации:

$$(\hat{W}_j, \hat{S}_j) = \operatorname{argmin}_{W_j, S_j} \|\Phi_1^T W_j\|_1 + \|\Phi_2^T S_j\|_1, \\ f_j = W_j + S_j,$$

где $\Phi_1^T W_j$ и $\Phi_2^T S_j$ – коэффициенты вейвлета и шиарлета разделенных сигналов W_j и S_j для составляющей f_j (масштаба j) изучаемого сигнала f .

Таким образом, задача геометрического разделения может быть успешно решена с помощью вейвлетов и шиарлетов, а также соответствующей задачи ℓ_1 -минимизации. В диссертационной работе решаются следующие задачи экологического мониторинга в рамках специализированной информационной системы: разделение точек и линий на изображениях; выделение контура объектов на изображениях; фильтрация и визуализация данных на основе алгоритмов шиарлет-преобразования. Выбор алгоритма в каждом случае определяется в зависимости от конкретной задачи.

Автором разработана вычислительная методика решения указанных задач, с учетом настройки алгоритмического обеспечения шиарлет-преобразования и выбора конкретного алгоритма для решения поставленной задачи: алгоритмов A , B , C и D . Указанные алгоритмы определяются следующим образом: A – алгоритм FFST (Hauser, 2013); B – алгоритм Shearlet toolbox (Easley, Labate, 2013); C – алгоритм Shearlab (Kutyniok, Lim, 2011); D – алгоритм TGVSHCS (Jing, 2013)

является аналогом алгоритма *A*. В результате проведенного исследования в качестве количественного параметра оценки эффективности алгоритмов выбрано среднее время работы анализируемых алгоритмов на одинаковых изображениях. Для сравнения расчеты проводились на изображениях различных размерностей (рисунок 3).

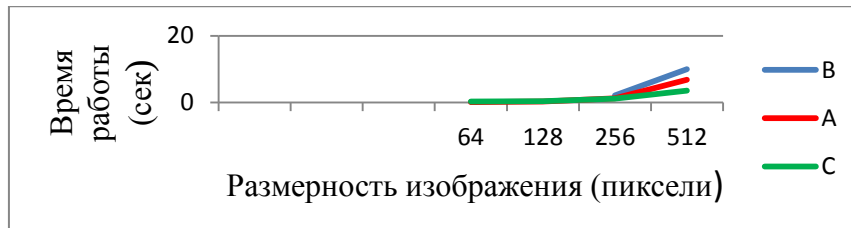
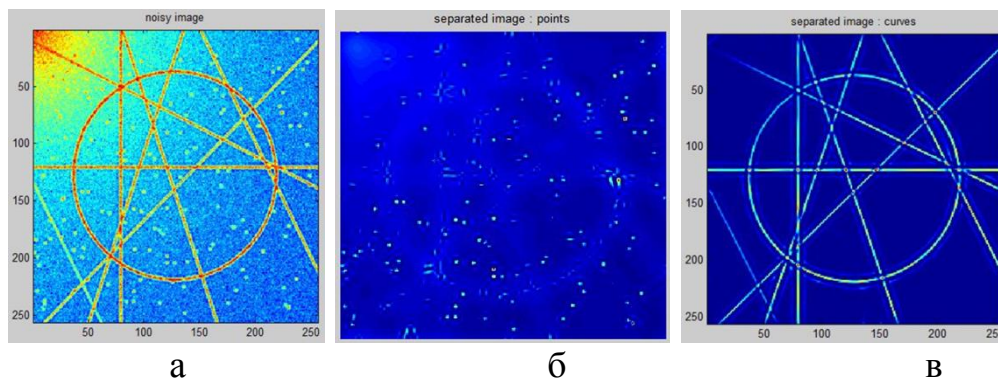


Рисунок 3 – Среднее время работы алгоритмов (*A*, *B* и *C*) для различных изображений

Из графика видно, что с помощью алгоритма *C* расчеты выполняются быстрее, чем на основе алгоритма *A* на изображениях больших размерностей, в то время как алгоритм *A* имеет незначительное преимущество по времени выполнения на изображениях небольшого размера.

С применением указанных алгоритмов анализировались изображения для ряда смежных областей (снимки распространения пожара, медицинская томография, геоэкология и геодинамика). Проводились исследования указанных типов снимков для различных условий яркости и контрастности. При исследовании возможностей шумоподавления выполнялись оценки для шума Гаусса.

В соответствии с проведенным исследованием указанных алгоритмов шиарлет-преобразования предлагаем для решения первой задачи – геометрического разделения визуальных данных экологического мониторинга применять алгоритм *C* (рисунок 4).

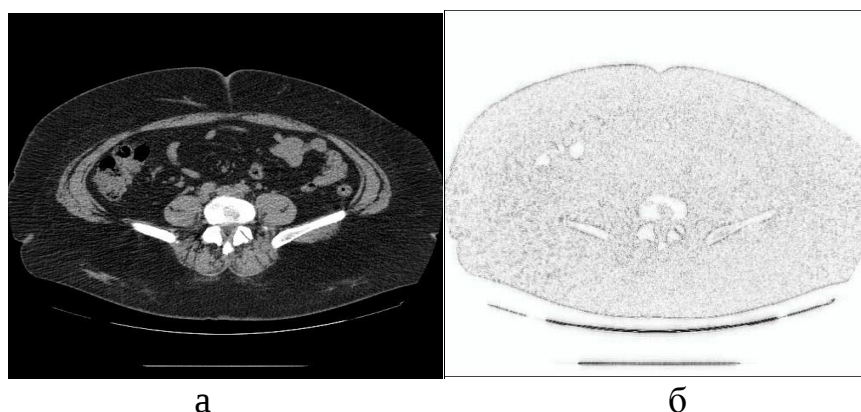


а) – исходное изображение: точки и кривые с шумом; б) – разделение точек; в) – разделение линий и кривых

Рисунок 4 – Геометрическое разделение модельного изображения

Для решения второй задачи – выделения контура объектов на изображении предлагается применять алгоритм *A*. В ходе анализа алгоритма была выяснена следующая особенность: контуры объектов на изображении можно получить как сумму коэффициентов шиарлет-преобразования фиксированного значения параметра для последнего масштаба и всех значений параметра сдвига. Этот модифицированный алгоритм предлагается применять для выделения контуров. Результаты решения этой задачи с помощью модифицированного алгоритма при обработке данных томографии приведены на рисунке 5 (в специализированной

системе решаются задачи экологии человека). В таблице 1 приведены результаты соответствующих расчетов для некоторых изображений и сравнение с фильтрами Собела (Sobel) и Превитта (Prewitt).



а) – исходное изображение; б) – результат обработки, выделение контура
Рисунок 5 – Выделение контура объекта (данные томографии)

Таблица 1

Значение метрик *PSNR* при решении задачи выделения контура для различных изображений

Изображение (512x512)	Shearlet	Sobel	Prewitt
PA28IM100	27.05942	27.00415	27.00416
garyach512	24.24514	24.19391	24.19392
scene0	24.09939	24.09939	24.09939
AQUA512G1	24.10199	24.10134	24.10134
A450-620-50-512G	24.10234	24.10215	24.10215
N1220-1660-102-512G	24.10220	24.10188	24.10188

Для решения третьей задачи – шумоподавления выполнено исследование алгоритмов для снимков из различных предметных областей (распространение пожара, медицинская томография; геоэкология и геодинамика). Исследовались особенности работы алгоритмов *B* и *C* для различных условий яркости и контрастности изображений, проводились оценки для шума Гаусса. Для каждого алгоритма (*B*, *C*) отмечены наилучшие варианты (условия яркости и контрастности) для каждого набора изображений. На рисунке 6 показано действие алгоритма *C* (с метрикой *PSNR*) для различных изображений.

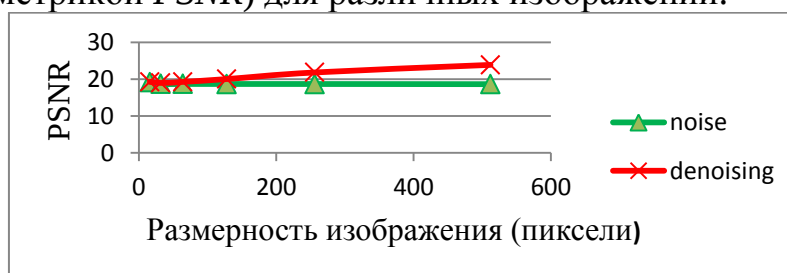


Рисунок 6 – Значения метрики *PSNR* (дб) при анализе изображений с помощью алгоритма *C*

На основании проведенных исследований можно сформулировать следующие выводы. Для решения задачи разделения изображения на точки и кривые предлагается применять алгоритм *C*, поскольку именно для этого алгоритма реализована расчетная схема выделения коэффициентов вейвлет- и шарлет-преобразований. Решение задачи выделения контура на изображении

предлагается выполнять с помощью модифицированного алгоритма *A*, где на последнем шаге по масштабу предложено суммирование всех коэффициентов поворота. В результате проведенных исследований выявлено, что для решения задачи шумоподавления наиболее эффективен алгоритм *B* (на 20-25 % в зависимости от типа изображения), поскольку в рамках этого алгоритма более точно выполняется расчет коэффициентов шиарлет-преобразования. Критериями выбора алгоритмов являются визуальное качество выделенного объекта, значение используемых метрик и время работы алгоритмов.

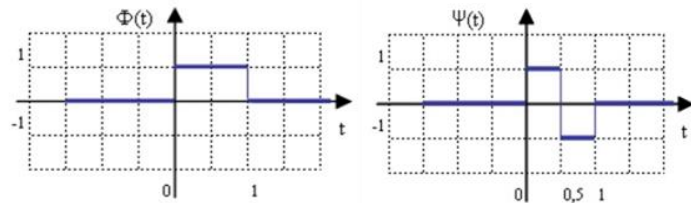
Вторая глава посвящена исследованию алгоритмов вейвлет-преобразования сложных сигналов и изображений в рамках геометрического анализа данных экологического мониторинга. Изложены основы кратномасштабного анализа визуальных данных. Решается задача сжатия сигналов и изображений на основе вейвлета Хаара, а также задача очистки сигналов и изображений от шума на основе других вейвлетов. Приведены теоретические сведения о функции Хаара и вейвлете Хаара. В рамках анализа исследуемый сигнал (функция) имеет вид:

$$f(x) = \sum_{i=0}^{2^j-1} c_i^j \phi_i^j(x) + \sum_{l=j}^{m-1} \sum_{i=0}^{2^l-1} d_i^l \psi_i^l(x).$$

Рассматриваются функция и вейвлет Хаара (рисунок 7):

$$\phi(x) = \begin{cases} 1, & \text{при } 0 \leq x < 1, \\ 0, & \text{в противном случае.} \end{cases}$$

$$\psi(x) = \begin{cases} 1, & \text{при } 0 \leq x < 1/2, \\ -1, & \text{при } 1/2 \leq x < 1, \\ 0, & \text{в противном случае.} \end{cases}$$



а

б

а) – функция Хаара; б) – вейвлет Хаара

Рисунок 7 – Графики функции и вейвлета Хаара

Принимая во внимание представление сигнала, на каждом уровне декомпозиции получаем аппроксимирующие коэффициенты c_i^{j-1} разложения сигнала по базису $\{\phi_i^{j-1}(x)\}$ пространства V_{j-1} и детализирующие коэффициенты d_i^{j-1} , характеризующие изменения сигнала в пределах каждого интервала усреднения, по следующим формулам:

$$c_i^{j-1} = \frac{c_{2i}^j + c_{2i+1}^j}{\sqrt{2}}, \quad d_i^{j-1} = \frac{c_{2i}^j - c_{2i+1}^j}{\sqrt{2}}.$$

Разложение функции $s(x)$ на заданном уровне разрешения j выполняется по формуле:

$$s(x) = \sum_{i=0}^{2^j-1} c_i^j \phi_i^j(x) + \sum_{l=j}^{m-1} \sum_{i=0}^{2^l-1} d_i^l \psi_i^l(x).$$

Сигнал аппроксимируется набором простых локальных функций $\phi_i^j(x)$ и $\psi_i^j(x)$. Первая сумма в этом выражении дает «сглаженные средние» значения функции $s(x)$ на j -ом масштабном уровне, а вторая сумма добавляет к «грубой» аппроксимации сигнала все более подробные детали на все меньших масштабных интервалах (рисунок 8).

Представлено описание методики обработки сигнала на основе применения преобразования Хаара в виде следующих процедур: ввод исходных данных, инициализация переменных, расчет коэффициентов по формулам преобразования Хаара, визуализация коэффициентов преобразования Хаара в целых числах, восстановление сигнала с помощью коэффициентов Хаара, сжатие сигнала с использованием вейвлета Хаара. Коэффициент сжатия предлагается выбирать на основе типа и особенностей входных изображений. На рисунке 9 показано решение задачи сжатия зашумленного сигнала с использованием вейвлета Хаара.

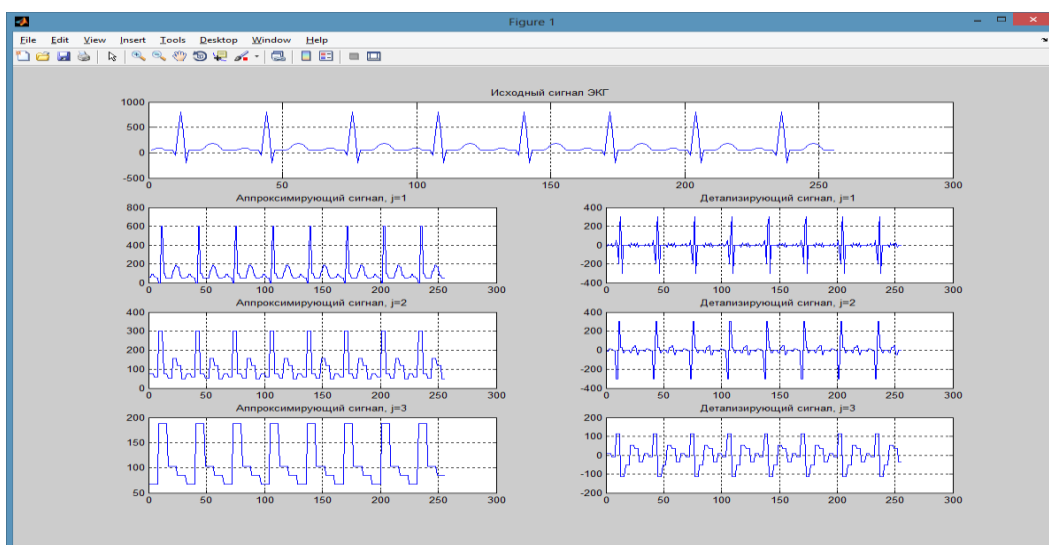


Рисунок 8 – Аппроксимирующие функции исходного сигнала на основе вейвлета Хаара для различных уровней (1-3)

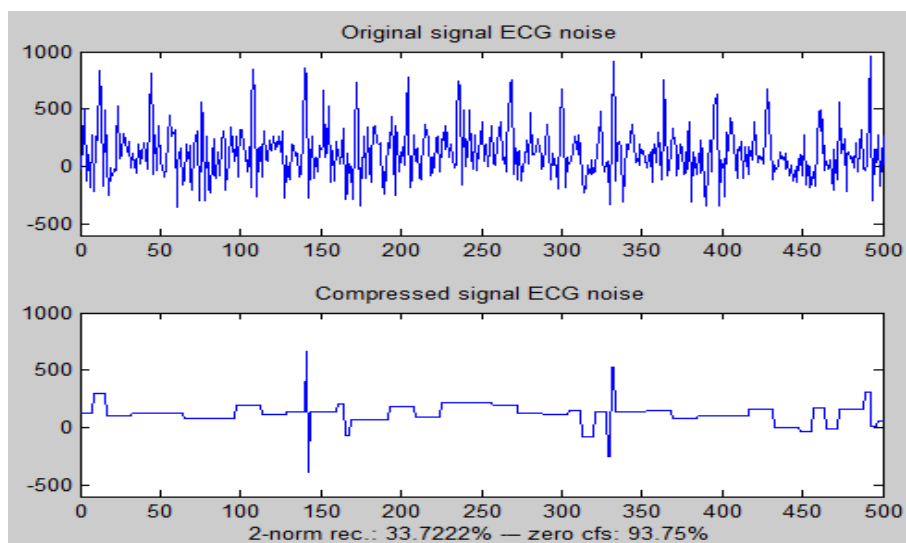


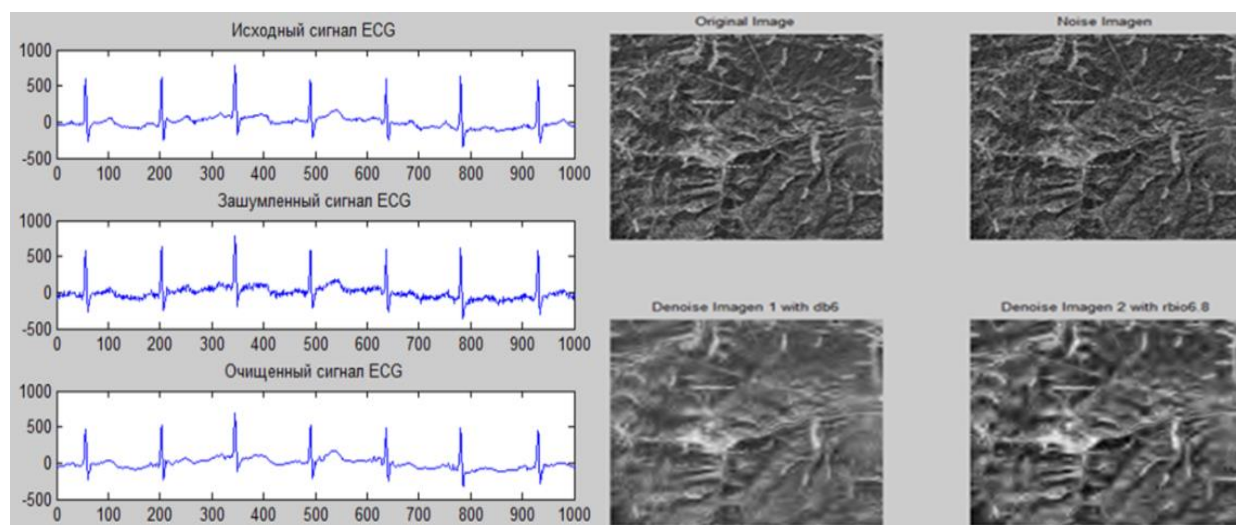
Рисунок 9 – Результаты сжатия зашумленного сигнала с использованием вейвлета Хаара

Для разложения цифровых изображений в работе использовано двумерное дискретное вейвлет-преобразование Хаара. Результаты расчетов приведены (таблица 2).

Результаты решения задачи сжатия сложных изображений на основе вейвлета Хаара (10%) и сравнение с winrar

Изображение (512x512)	Исходный (Kb)	Сжатие с Хаара (Kb)	Эффективность сжатия	Сжатие с Winrar (Kb)
«РА28IM100»	50	25	2	48
«satellite»	148	46	3.2	148
«scene0»	97	23	4.2	85
«AQUA791»	129	40	3.2	129
«A450-620-50-512»	16	9	1.8	16
«N1220-1660-102-512»	17	10	1.7	17

Усовершенствована вычислительная методика вейвлет-преобразования для решения задач фильтрации (шумоподавления) применительно к пространственно-временным данным экологического мониторинга (при использовании пороговых функций различной формы происходит ограничение уровня детализирующих коэффициентов). Задав определенный порог для их уровня и «отсекая» коэффициенты ниже этого порога, удастся получить значительное снижение уровня шума. Для обработки данных экологического мониторинга предлагается использовать вейвлеты Daubechies ('db') и Reverse biorthogonal ('rbio'). Примеры решения задачи фильтрации шума приведены на рисунке 10.



а

б

а) – фильтрация шума сигнала (1 – исходный; 2 – зашумленный; 3 – очищенный);

б) – фильтрация шума изображения (1 – исходное; 2 – зашумленное; очищенное изображение: 3 – на основе вейвлета *db6*, 4 – на основе вейвлета *rbio6.8*)

Рисунок 10 – Обработка сложных сигналов и изображений

В рамках кратномасштабного анализа выполнено исследование алгоритма сжатия изображения на основе вейвлета Хаара для различных снимков и коэффициентов сжатия. Показано, что коэффициент сжатия 8-10% является наилучшим для исследуемых данных экологического мониторинга. Модифицирована методика обработки сигналов и изображений на основе вейвлета Хаара, что позволило эффективно решать задачу сжатия информации и тем самым повысить объемы хранения информации в базе данных специализированной информационной системы.

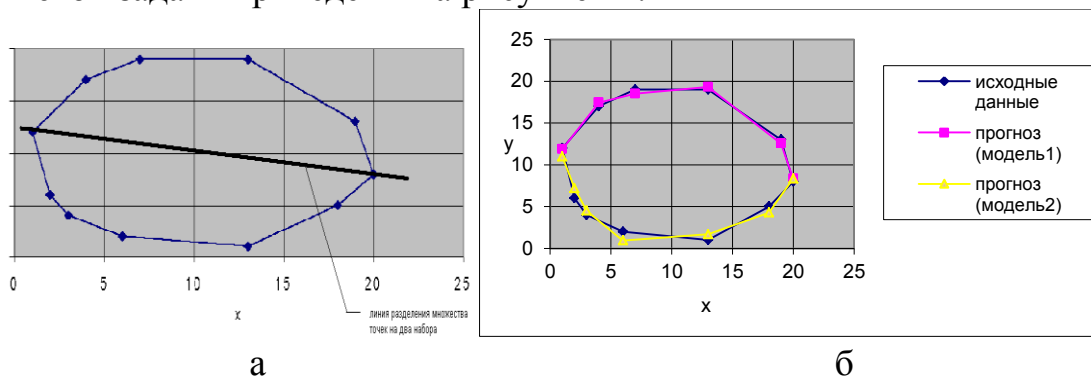
Третья глава посвящена усовершенствованию вычислительной методики построения аппроксимационных функций, основанной на быстрой многопараметрической нелинейной регрессии (В. Охонин, А. Щемель и др., 2002-2004). Базовая методика состоит из следующих вычислительных процедур: предварительный анализ данных, размещение данных и формирование расчетных таблиц, синтез модели, построение аппроксимационной функции. Проблемным этапом здесь является построение модели с заданной точностью.

На основе исследования базовой методики предлагается усовершенствовать построение модели путём введения учёта гладкости входных данных применительно к решению задач обработки данных экологического мониторинга, а также количества используемых гармоник при построении аппроксимационной функции с заданной точностью, где базисная функция имеет вид:

$$a_{it} = b_i + c_i \sum_j \sin\left(\varphi_{ij} + \sum_k w_{jk} X_{kt}\right),$$

где X – входы, b, c, w, φ – подстраиваемые параметры (b и c определяются при предобработке); a_{it} – i -й выход задачи t ; j – меняется от единицы до числа подстроечных параметров. Для оценки количества гармоник предлагается использовать также вейвлет-преобразование исследуемых данных.

На примере решения задачи построения аппроксимационной функции – контура исследуемой области (модельные экспертные данные) приведены основные этапы усовершенствованной вычислительной методики. Результаты решения этой задачи приведены на рисунке 11.



а) – разделение множества точек на два подмножества; б) – результаты оценок по моделям (верхняя часть – модель 1, нижняя часть – модель 2)

Рисунок 11 – Построение контура исследуемой области

В рамках усовершенствованной методики представлено решение задачи обработки сложных сигналов экологического мониторинга в сочетании вейвлет-анализа с нелинейной регрессией (рисунок 12).

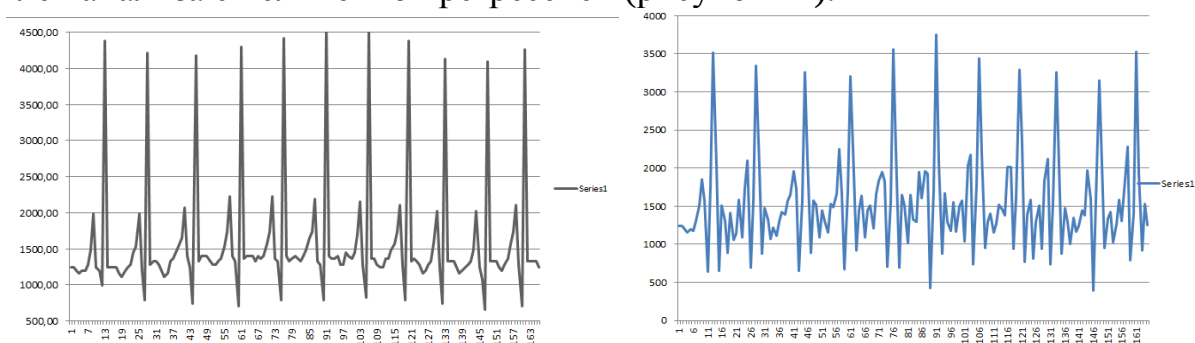


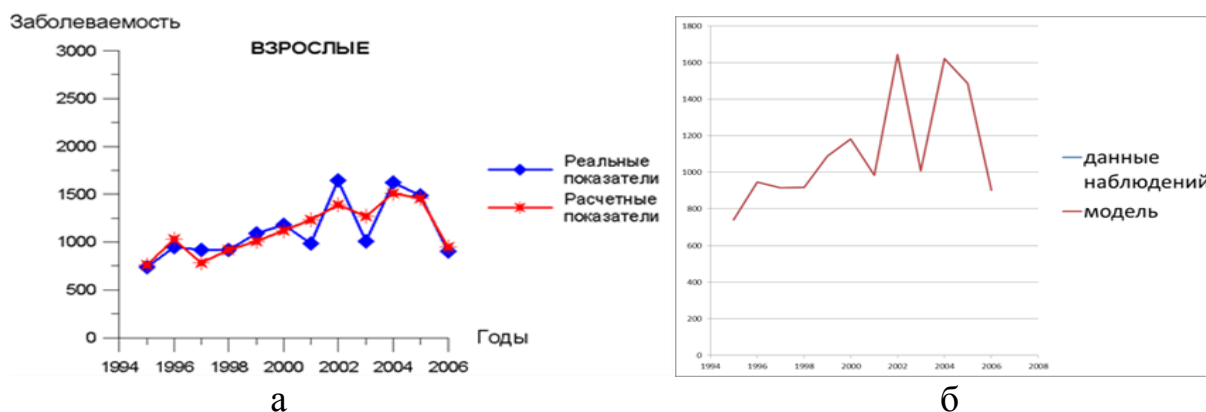
Рисунок 12 – Анализ данных и построение модели сложного сигнала ЭКГ

Результаты проведенного вейвлет-анализа позволили выбрать уровень гладкости данных и количество гармоник для построения искомых аппроксимационных функций с заданным уровнем точности. Таким образом, имея аналитическую модель изучаемого сигнала, можно вместо экспериментов с исходным объектом прибегать к численным экспериментам с моделью.

В рамках исследования усовершенствованной методики была решена задача установления регрессионной зависимости заболеваемости от факторов окружающей среды на основе анализа данных наблюдений. Проведены численные эксперименты для сравнительного анализа с данными наблюдений заболеваемости отдельных групп населения при изменении условий окружающей среды. При изучении зависимости заболеваемости от комплекса факторов наиболее адекватным для населения (в данном случае взрослые) представляется следующее уравнение (А.Ю. Горнов и др., 2009):

$$Z = 62.72 \cdot T + 521.39 \cdot W + 86.13 \cdot V + 90.17 \cdot \frac{\ln P}{\ln V} - 181.81 \cdot \ln C.$$

Результаты сравнения реальных показателей с расчетными данными по этой формуле приведены на рисунке 13 (а). На рисунке 13 (б) представлен результат сравнительного анализа реальных данных (взрослые) и построенной регрессионной модели, получено хорошее совпадение (ошибка меньше 1%).



а) – сравнение реальных показателей с расчетными данными;

б) – сравнение реальных данных с построенной регрессионной моделью

Рисунок 13 – Результаты сравнительного анализа реальных и расчетных данных

В ходе экспериментальных исследований выполнен анализ данных экологического мониторинга, которые представлены в базе данных информационной системы, содержащей специализированную информацию обо всех муниципальных образованиях и городах Красноярского края. На рисунке 14 приведены результаты анализа выбросов загрязняющих веществ в атмосферу в городах Красноярского края в 2012 г. Также анализируются результаты обработки данных о динамике выбросов загрязняющих веществ в атмосферу края с учетом выбросов Норильского промрайона.

В результате проведенных исследований усовершенствована вычислительная методика построения нелинейных моделей (учет гладкости данных и оценка количества гармоник при заданной точности построения аппроксимационной функции), основанная на быстрой многопараметрической нелинейной регрессии, включая вейвлет-анализ данных, позволяющая с

повышенной точностью решать задачи экологического мониторинга (с оценкой ошибки 1-2 %).

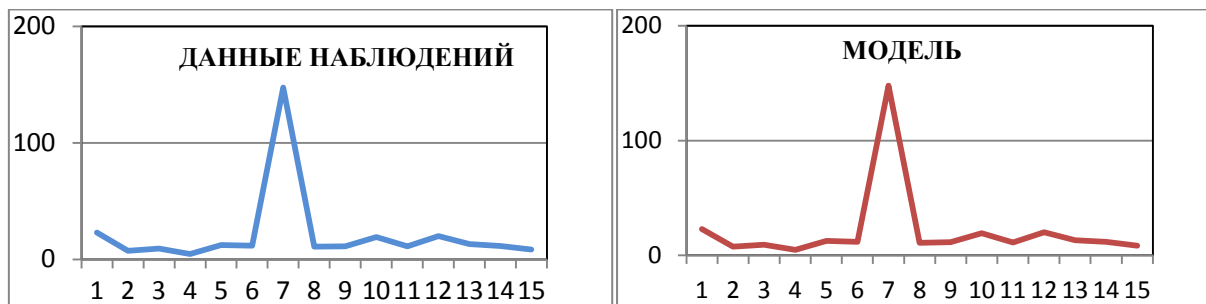


Рисунок 14 – Построение модели: выбросы загрязняющих веществ в атмосферу в городах Красноярского края в 2012 г.

В четвертой главе обсуждаются результаты экспериментальных исследований разработанного алгоритмического обеспечения при решении базовых задач экологического мониторинга в рамках специализированной информационной системы.

На основе результатов из главы 1 выполнен анализ алгоритмов *B* и *C* при решении задачи шумоподавления изображений для разных предметных областей на основе следующих наборов усредненных данных (15-20 снимков): наборы 1-2 – снимки распространения пожара; 3 – снимки медицинской томографии; 4 – снимки данных геоэкологии и рельефа; 5 – снимки данных геоструктур и рельефа. В таблицах 3–6 приведены результаты исследований действий алгоритмов *B* и *C* для различных условий яркости и контрастности (оценки для шума Гаусса).

Результаты, приведенные в таблицах, демонстрируют различия в действиях исследуемых алгоритмов при изменении изучаемых изображений. В таблицах 3-6 показаны сравнительные оценки для алгоритма *B* и *C* при изменении яркости и контрастности для каждого набора изображений (1-5).

Таблица 3

Результаты сравнительного анализа алгоритма *B* (PSNR, dB)

Изображения (512x512)	Яркость, %						
	-75	-50	-25	0	25	50	75
1. fire	47.65	43.57	37.91	35.10	34.66	34.16	44.18
2. fire2	63.67	48.36	43.43	42.43	40.40	42.08	46.70
3.. PA	48.65	43.66	38.66	33.00	32.91	32.61	32.88
4. satg	58.57	44.36	36.70	31.44	31.61	31.07	31.30
5. scene	51.15	49.18	40.58	34.95	34.69	33.75	39.50

Таблица 4

Результаты сравнительного анализа алгоритма *C* (PSNR, dB)

Изображения (512x512)	Яркость, %						
	-75	-50	-25	0	25	50	75
1. fire	36.75	33.70	30.71	28.63	28.00	27.63	29.97
2. fire2	38.09	37.29	35.80	33.49	31.99	30.33	30.48
3. PA	37.12	35.26	32.10	27.33	27.10	26.35	26.09
4. satg	38.17	35.90	30.65	25.57	25.38	24.62	25.12
5. scene	37.54	35.60	32.79	29.52	28.98	27.92	29.62

Таблица 5

Результаты сравнительного анализа алгоритма B (PSNR, dB)

Изображения (512x512)	Контрастность, %						
	-75	-50	-25	0	25	50	75
1. fire	41.22	38.01	36.62	35.10	35.08	34.65	34.43
2. fire2	47.09	45.09	43.30	42.43	40.68	40.05	39.48
3. PA	39.06	36.15	34.47	33.00	35.09	36.19	36.83
4. satg	36.64	33.70	32.89	31.44	32.87	33.45	34.27
5. scene	42.14	39.34	37.29	34.95	35.64	35.52	35.65

Таблица 6

Результаты сравнительного анализа алгоритма C (PSNR, dB)

Изображения (512x512)	Контрастность, %						
	-75	-50	-25	0	25	50	75
1. fire	33.90	31.50	29.96	28.63	28.24	27.80	27.51
2. fire2	35.32	35.00	34.56	33.49	33.70	33.49	33.19
3. PA	33.52	31.27	29.33	27.33	28.99	28.96	28.64
4. satg	32.11	29.02	27.57	25.57	26.46	26.38	26.32
5. scene	34.47	32.90	31.35	29.52	29.74	29.42	29.27

В соответствии с результатами из главы 2 выполнен сравнительный анализ решений задачи сжатия сложного изображения на основе различных вейвлетов и для различных коэффициентов сжатия. Применение вейвлета Хаара с коэффициентом сжатия 8-10 % дает наилучшее качество изображения по сравнению с применением других вейвлетов.

Представлено алгоритмическое обеспечение решения задачи предварительной обработки данных экологического мониторинга. Предлагается алгоритм построения ранговых распределений и их последующее использование в целях ранжирования исследуемых экологических объектов. В рамках разработанных комплекса алгоритмов и вычислительной методики для оценки качества анализируемой информации об экологическом объекте предлагается такой показатель как коэффициент альфа-Кронбаха:

$$\alpha = \frac{N}{N-1} \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^N S_i^2}{S_t^2} \right),$$

где S_t^2 – дисперсия суммарных баллов; S_i^2 – дисперсия элемента i ; N – число элемента.

Приведено краткое описание программной оболочки специализированной информационной системы, в рамках которой разработано алгоритмическое обеспечение для решения задач геометрического анализа визуальных данных экологического мониторинга. Компьютерная оболочка специализированной информационной системы экологического мониторинга, представляющая информационно-аналитический программный комплекс, содержит системно-организованные данные о состоянии компонентов окружающей среды, оказываемом воздействии на окружающую среду и эколого-экономических показателях. Основой специализированной информационной системы является база первичных данных, организованная в виде древовидной (иерархической) структуры, которая позволяет осуществлять поиск экологической и эколого-экономической информации.

В рамках информационной системы принято, что расчетные данные экспортируются в вычислительную среду *Excel*. Разработана библиотека для *Excel*, где выполняются расчеты по построению аппроксимационных моделей в соответствии с результатами, описанными в главе 3. Также формируются расчетные таблицы для экспортирования и выполнения анализа данных в рамках вычислительной среды *Matlab*.

В **заключении** сформулированы основные результаты и выводы, полученные в диссертационной работе.

В **Приложении 1** представлено описание алгоритмического обеспечения шиарлет-преобразования изображений. В **Приложении 2** приведен листинг кода программы обработки сигналов и изображений на основе вейвлета Хаара. В **Приложении 3** представлено описание многомерной нелинейной регрессии визуальных данных.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ И ВЫВОДЫ

1. Модифицирован метод геометрического анализа визуальных данных экологического мониторинга, основанный на шиарлет- и вейвлет-преобразованиях, что позволило существенно повысить точность выделения линейных структур и визуальное качество изображений изучаемых объектов.

2. Модифицирована методика обработки сигналов и изображений на основе вейвлета Хаара, что позволило эффективно решать задачу сжатия информации и тем самым значительно повысить объемы хранения информации в базе данных специализированной информационной системы.

3. Усовершенствована вычислительная методика построения аппроксимационных функций, основанная на быстрой многопараметрической нелинейной регрессии, позволяющая с повышенной точностью решать задачи аппроксимации и визуализации данных экологического мониторинга (с оценкой ошибки 1-2 %).

4. Проведены экспериментальные исследования разработанных алгоритмов при решении актуальных задач экологического мониторинга в рамках специализированной информационной системы; показано, что разработанные алгоритмы позволяют повысить качество изображений исследуемых объектов, повысить объемы хранимой в базе данных информации, а также с повышенной точностью решать задачи аппроксимации и визуализации данных.

Таким образом, в данной диссертации разработаны и исследованы алгоритмы обработки сигналов и изображений экологического мониторинга, что является существенным вкладом в теорию и практику обработки и анализа визуальной информации.

Основные положения и результаты диссертационной работы представлены в следующих работах автора.

Статьи в рецензируемых научных изданиях и журналах, входящих в перечень ВАК:

1. Капсаргин Ф.П., Симонов К.В., Кадена Л., Зуев Д.В., Ершов А.В. Диагностика сложных явлений на основе геометрического анализа изображений // Вестник СибГАУ. – 2012. – 6 (46). – С. 77-82.

2. Симонов К.В., Кириллова С.В., Кадена Л. Анализ данных экологического мониторинга на основе шиарлет-преобразования // Информатизация и Связь. – 2013. – № 2. – С. 125-127.
3. Симонов К.В., Кириллова С.В., Кадена Л. Построение регрессионных моделей на основе нейросетей в задачах экологии человека // Информатизация и Связь. – 2013. – № 5. – С. 85-88.
4. Симонов К.В., Кадена Л. Оценка данных экологического мониторинга на основе шиарлет-преобразования // Вычислительные технологии. – Совместный выпуск. Часть 2. – 2013. – С. 181-185.

Материалы и труды научных конференций:

5. Кадена Л., Кириллова С.В., Симонов К.В. Анализ сложных сигналов на основе вейвлет-преобразования // Материалы Всероссийской конференции «Кубатурные формулы, методы Монте-Карло и их приложения». – Красноярск: СФУ, 2011. – С. 59-63.
6. Кадена Л., Кириллова С.В., Симонов К.В. Сдвиговое преобразование данных наблюдений (обзор) // Труды XVII Всероссийской Байкальской конференции «Информационные и математические технологии в науке и управлении». – Иркутск: ИСЭМ СО РАН, 2012. – Т. 2. – С. 130-133.
7. Кадена Л., Симонов К.В. Геометрический анализ данных наблюдений // Материалы XX Всероссийского семинара «Нейроинформатика, её приложения и анализ данных». – Красноярск: ИВМ СО РАН, 2012. – С. 51-55.
8. Кадена Л., Симонов К.В. Оценка территориальных рисков на основе комплекса данных экологического мониторинга // Труды VI Евразийского симпозиума. Часть 3. – Якутск: ЯНЦ СО РАН, 2013. – С. 15-20.
9. Кириллова С.В., Симонов К.В., Кадена Л. Алгоритм дискретного шиарлет-преобразования // Труды Пятой международной конференции «Системный анализ и информационные технологии». Т. 2. – Красноярск: ИВМ СО РАН, 2013. – С. 356-361.
10. Милькова И.А., Кадена Л., Симонов К.В. Построение экологических моделей на основе нейросетей // Вестник Московского университета имени С.Ю. Витте. Образовательные ресурсы и технологии. – 2014. – № 1(4). – С. 369-377.
11. Simonov K.V. Kirillova S.V., Cadena L. Fast shearlet transform algorithms // Abstracts of Lecturers and Young Scientists Second China-Russia Conference «Numerical Algebra with Applications». – Rostov-on-Don: Southern Federal University Publishing, 2013. – С. 122-123.
12. Носков М.В., Симонов К.В., Кириллова С.В., Кадена Л. Быстрые алгоритмы шиарлет-преобразования данных наблюдений // Тезисы докладов Международной конференции «Дифференциальные уравнения. Функциональные пространства. Теория приближений», посвященная 105-летию со дня рождения академика С.Л. Соболева. – Новосибирск: ИВТ СО РАН, 2013. – С. 405.
13. Симонов К.В., Кадена Л. Непрерывное шиарлет-преобразование данных мониторинга // X конференция «Вычислительные и информационные технологии в науке, технике и образовании». Тезисы докладов. – Врнячка Баня (Сербия), Будва (Черногория): ИВТ СО РАН, 2013. – С. 136-137.

Кадена Ласлуиса Луис Рауль
Алгоритмическое обеспечение решения задач геометрического анализа визуальных данных
специализированной информационной системы

Автореферат

Подписано к печати 10.07.2014 г.
Формат 60x84/16. Бумага писчая. Печ. л. 1.0
Тираж 100 экз. Заказ № 11

Отпечатано на ризографе ИВМ СО РАН
660036, г. Красноярск, Академгородок, 50, стр. 44